

基于边信息改进的分布式信源编码方案

陈建华* 和志圆 王 炯

(云南大学信息学院电子工程系 昆明 650500)

摘 要: 针对现有的非对称分布式信源编码(DSC)方案均存在的在误比特率(BER)以及压缩率方面的不足, 该文提出基于边信息改进的DSC(DSCUISI)方案。发送方对信源序列进行抽样, 将序列分为抽样与未抽样子序列, 利用算术编码器对未抽样子序列进行压缩, 同时计算抽样子序列的伴随式。接收方利用边信息序列与未抽样子序列之间的相关性, 对抽样符号进行估计, 估计出的序列与原始抽样子序列的相关性得到改进。最后利用原始抽样子序列的伴随式与估计出的序列进行联合译码以重建原始抽样子序列。实验结果表明: 与基于低密度奇偶校验码和算术码的DSC方案相比, 该文所提方案在信源内部相关性较强时具有压缩率高、在信源间相关度不高时则有重建错误率低的特点, 是一种高效、实用且易于实现的DSC方案。

关键词: 分布式信源编码; 边信息; 离散去噪理论; 抽样

中图分类号: TN911.21; TN919.81

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)07-1678-08

DOI: 10.11999/JEIT190522

Distributed Source Coding Using Improved Side Information

CHEN Jianhua HE Zhiyuan WANG Jiong

(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract: Considering the shortcomings on the Bit Error Rate (BER) and the compression ratio of the existing asymmetric Distributed Source Coding (DSC) schemes, a scheme named Distributed Source Coding Using Improved Side Information (DSCUISI) is proposed. At the sender, the source sequence is sampled and divided into a sampled and an un-sampled sub-sequences. The un-sampled sub-sequence is compressed by arithmetic coder while the syndrome of the sampled sub-sequence is calculated. The receiver exploits the correlation between the side information and the un-sampled sub-sequence to estimate the sampled symbols, so that the correlation between the estimated sequence and the original sampled sub-sequence is improved. Finally, the syndromes and the estimated sequence are used to recover the sampled sub-sequence. Experiment results show that the DSCUISI can reach high compression ratio, when the correlation among neighboring symbols is strong. The BER of the reconstructed sequence can be kept low when the correlation between sources are weak. It is an efficient, practical DSC scheme and is easy to be implemented.

Key words: Distributed Source Coding(DSC); Side Information(SI); Discrete denoising theory; Sampling

1 引言

在无线多媒体传感器网络^[1]、分布式视频编码(Distributed Video Coding, DVC)^[2]、高光谱图像压缩^[3]等场景中, 通常面临对两个或以上相关信源进行压缩编码。利用信源间相关性降低冗余并高效编码, 是分布式信源编码^[4](Distributed Source Coding, DSC)所需要完成的任务。如文献^[5]通过

分布式信源发送部分信息位及校验位, 在译码端进行联合迭代信源信道译码以获得额外的编码增益并同时实现压缩及纠错功能。

目前DSC的研究大部分是非对称式的, 即信源序列 Y 以传统信源编码方案传送至接收方, 称之为边信息(Side Information, SI); 而信源序列 X 则以DSC方案进行编码, 在解码端与 Y 进行联合译码来重建 X 。基于信道编码以及信源编码的DSC方案是目前主流的DSC方案, 两者通过改进信道码和信源码, 以适应DSC应用场景。例如DISCUS编码方案^[6], 该方案对信源信息分组计算其信道码的伴随式, 通过传输该伴随式来实现对信源的压缩。文献^[7]采用性能更强的Turbo码实现DSC, 该方案对

收稿日期: 2019-07-11; 改回日期: 2020-03-17; 网络出版: 2020-04-15

*通信作者: 陈建华 chenjh@ynu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61861045)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61861045)

Turbo编码序列进行抽样以提高压缩率。文献[8]将低密度奇偶校验(Low-Density Parity-Check code, LDPC)码应用于DSC, 且误比特率(Bit Error Rate, BER)低于文献[7]。文献[9]提出一种系统的极化码联合解码方案, 其解码能力较独立解码得到了较明显的改善且不增加复杂度。在基于信源码的DSC研究方面, Grangetto等人^[10]提出分布式算术编码(Distributed Arithmetic Coding, DAC), 其性能优于基于较短和中等分组长度的Turbo码方案的性能, 文献[11]对DAC做了进一步研究。DAC在编码阶段通过扩展每个信源符号的概率, 从而形成重叠概率区来有效地缩短码长。解码端利用Y与X间的相关性来消除概率重叠所带来的译码歧义, 具有良好的码率可控性及信源自适应性。文献[12]提出了凿孔算术码, 对信源序列算术编码后的码字进行抽样, 以提高压缩率, 接收方则利用Y对码字进行恢复。

非对称DSC的性能很大程度上取决于SI的质量。例如在DVC中, SI的产生以及改善算法直接影响系统的可靠性及实用性。文献[13]提出一种结合贝叶斯理论的算法, 创建了一个通用模型, 在DVC框架内完成SI帧的估计与完善, 提高率失真性能。文献[14]则利用多层感知机的网络集合来生成并改善SI。除了DVC领域以外, 文献[15]提出了接收端存在多个SI候选集的自适应DSC方案, 其中编码端以低码率发送一定量的“掺杂”比特至接收端, 帮助解码端从中选出最佳的SI, 使编码的性能尽可能地接近Slepian-Wolf限。

在实际应用中, 通常采用DSC方案对信源按比特平面进行压缩, 而较高位的比特平面常具有一定的结构特征, 即信源内部有较强的相关性。而传统的信源编码如视频编码^[16]中, 正是要充分利用这种相关性来提高系统性能。基于信道码的DSC方案虽然有效地利用了X与Y间的相关性, 但是X内部前后符号之间的相关性并未被利用。一旦信源间相关性降低, 这类方案的压缩率将受限。DAC可以充分利用X内部的相关性, 但由于较高位比特平面具有结构化特征, 因此在建立高阶Context模型来估计反映信源统计特性的条件概率分布的过程中, 将产生许多不对称的条件概率分布, 导致重叠概率区间无法扩大, 无法充分利用X与Y间的相关性, 同样难以提高压缩率。因此, 当X与Y间的相关性不够强而X内部有较强相关性时, 这两类方案均难以获得较高的压缩率和较低的BER。为此, 本文借鉴了上述“掺杂”比特的思路提出了一种基于边信息改进的DSC(Distributed Source Coding Using

Improved Side Information, DSCUISI)方案。与传统DSC方案相比, DSCUISI不仅充分地利用了信源内部的相关性, 并且有效利用了信源间的相关性, 从而使压缩率得到了极大地增强, 同时将译码后的BER保持在较低的水平。

2 基于边信息改进的分布式信源编码方案

2.1 DSCUISI方案

假设Y与X是两个相关的信源序列, 在DSC研究中, 这种相关性可通过一个虚拟的信道来描述, 信道出错概率高意味着相关性较弱。针对二进制的情形, X与Y的相关性可用一个虚拟的转移概率(又称为交叉概率)为 p 的二进制对称信道(Binary Symmetric Channel, BSC)来描述。因此, 如果接收端完整地接收了Y, 此时X的还原可以看作是从Y“纠错”而得。在基于LDPC码的DSC方案中^[8], 对长度为 n 的二进制信源序列X编码时, 先利用 $\mathbf{s}^T = \mathbf{H}\mathbf{X}^T$ 计算伴随式 $\mathbf{s}^T$, 并传输至接收方, 实现对X的压缩。其中 $\mathbf{H}$ 为一校验矩阵且 $\mathbf{s}^T$ 和 $\mathbf{X}^T$ 为列向量。在解码阶段, 采用基于伴随式的置信传播(Belief Propagation, BP)算法, 即利用Y及X的伴随式 $\mathbf{s}^T$ 做纠错译码, 得到还原后的信源序列 $\hat{X}$ 。

本文借鉴文献[8], 以及对码字进行抽样的DSC^[12]的特点, 提出DSCUISI。方案工作原理如图1所示, 信源1与信源2分别输出序列X与Y(在非对称式DSC研究中, 通常假定边信息Y被无损地传送到接收端)。通过对X每 k 个点做1次抽样, 把X分为两个子序列, X_1 由被抽取出的符号组成, 未被抽样的符号组成 X_2 。图1以每4个点进行1次抽样为例, 展示了抽样过程。 X_2 送入算术编码器压缩后, 把得到的码字传输至解码端进行解压缩, 同时利用LDPC校验矩阵计算出 X_1 对应的伴随式Syndrome并传输至解码端。对 X_2 的编码有效地利用了X前后符号之间的相关性, 而对 X_1 的编码有效地利用了X与Y间的相关性。在解码端无损译出 X_2 后, 利用SI改善算法对 X_1 进行估计, 得到估计后的抽样序列 $\hat{Y}_1$ 。由于 X_1 与 $\hat{Y}_1$ 之间的相关性较 X_1 与Y之间的有了极大的提高, 因此利用较短的伴随式与 $\hat{Y}_1$ 进行联合译码, 便能在既获得较高的压缩率又取得极低BER的情况下重建 X_1 。

2.2 SI改善算法

假设发送信号经过了一个离散无记忆信道(Discrete Memoryless Channel, DMC), 则接收信号可视作是被信道“污染”了的发送信号。如何在已知接收信号以及DMC转移概率的条件下, 尽可能准确地估计出发送信号, 一种可能的思路是: 利用当前待估计样本点的上下文, 在接收到的序列中

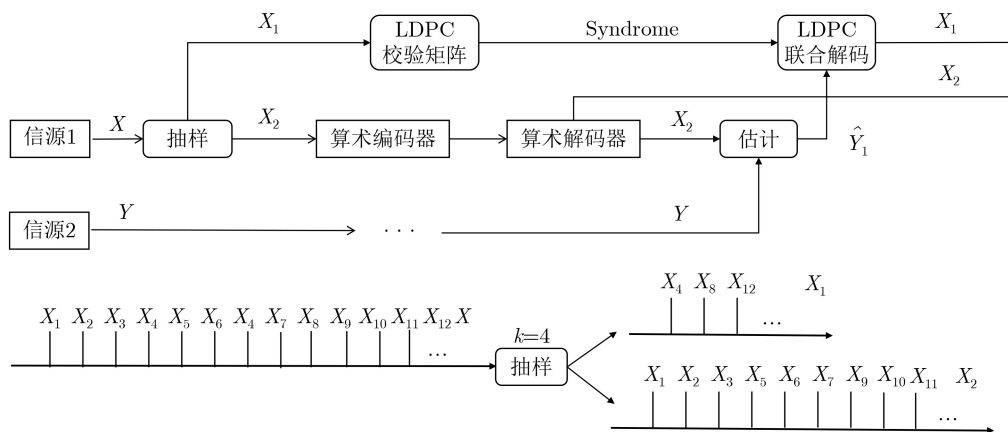


图1 DSCUISI方案以及抽样过程

统计具有相似上下文的样本点不同取值出现的概率, 选用出现概率最大的取值作为当前样本点的估计值。文献[17]提出离散去噪算法(Discrete Universal DEnoising, DUDE)对这一思路进行了进一步地改进。本文对DUDE算法进行拓展, 文献[17]只能通过接收端的 Y 对发送端的 X 进行估计, 而本方案已经获得了部分的 X (即 X_2 被无损传送到接收端), 因此在利用 Y 与 X_2 对 X_1 进行估计时, 就会有一部分上下文是完全无失真的, 从而提高估计的正确率。

如图2所示, 抽样前 X 与 Y 之间的相关性可用一个虚拟BSC模拟, 交叉概率为 p 。经抽样得到 X_1 , 同时假设对 Y 以相同的规则进行抽样, 得到 Y_1 , 显然 X_1 与 Y_1 之间的交叉概率近似于 p 。解码端利用 Y 与 X_2 得到了估计后的抽样序列 $\hat{Y}_1$ 后, 本文实验结果表明, 由于经历了一个“去噪”的过程, X_1 与 $\hat{Y}_1$ 之间的交叉概率小于 p , 即相关性得到了增强。此时将 $\hat{Y}_1$ 作为新的SI, 对基于信道码的DSC方案的“纠错”要求会降低。因此对 X_1 进行DSC编码时, 用较短的伴随式就能在联合译码取得非常低BER的同时, 提高压缩率。经过SI改善算法处理过后得到的新交叉概率 p' 是 $\hat{Y}_1$ 与 X_1 之间的交叉概率, 并非 X 与 Y 之间的交叉概率。

设信源序列表示为: $\{X_t\}_{t \in T}$, SI序列为 $\{Y_t\}_{t \in T}$, 其中符号都属于大小为 M 的集合: $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M\}$, 定义信道转移概率矩阵为 $\Pi = \{\Pi(i, j)\}_{i, j \in A}$, $\Pi(i, j)$ 表示信道输入为 i 而输出为 j 的概率, 信源间的相关

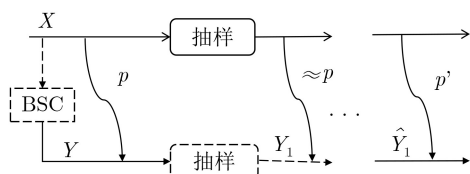


图2 信源输出序列与SI序列相关性的变化

性可用虚拟信道来描述, 因此 Π 也就是该信道的转移概率矩阵, 设其为已知, 即信源间相关性是已知的。此外, 引入损失度量矩阵 $L = \{l(i, j)\}_{i, j \in A}$, 其中 $l(i, j)$ 表示把真实值 i 错误地估计为 j 所产生的损失, $l(i, j) \in [0, 1]$, 损失值选取原则见第3节。现在, 把矩阵 Π 与 L 表示为

$$\Pi = [\Pi_1 | \Pi_2 | \dots | \Pi_M], L = [L_1 | L_2 | \dots | L_M] \quad (1)$$

其中, Π_i 和 L_i 分别表示矩阵 Π 和 L 的第 i 列。设 X_t 为时刻 t 被抽样的符号, 本文把 X_t 周围的已知符号 $x_{t-2}, x_{t-1}, x_{t+1}, x_{t+2}, \dots$ 以及 y_{t-1}, y_t, y_{t+1} 等共同作为 c 个上下文符号, 以此来估计出 X_t 。将 n 长的信源序列记为 x^n , 对应的SI序列记为 y^n , 时刻 t 的符号可看作因抽样而被丢弃, 形成的未抽样序列用 $x^{n \setminus t}$ 表示。

设 $\hat{X}^{\text{opt}}(y^n, x^{n \setminus t})[t]$ 代表在已知观测序列 y^n 和 $x^{n \setminus t}$ 的前提下, 对抽样符号 X_t 的最佳估计。则把未抽样序列与SI共同作为上下文来对抽样点进行最佳估计的公式应为

$$\begin{aligned} \hat{X}^{\text{opt}}(y^n, x^{n \setminus t})[t] &= \arg \min_{x \in A} L_x^T P_{X_t | y^n, x^{n \setminus t}} \\ &= \arg \min_{x \in A} L_x^T P_{X_t, y^n, x^{n \setminus t}} \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中, $L_x^T P_{X_t | y^n, x^{n \setminus t}}$ 代表 X_t 为不同符号时产生的不同平均损失量, 式(2)的含义是计算当 X_t 取不同符号时各自的平均损失, 并选择损失最小的符号 $\hat{x}$ 作为 X_t 的最佳估计 $\hat{X}^{\text{opt}}$ 。因为

$$P_{X_t | y^n, x^{n \setminus t}} Pr(Y^n = y^n, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t}) = P_{X_t, y^n, x^{n \setminus t}} \quad (3)$$

而概率值 $Pr(Y^n = y^n, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t})$ 是已知样本的联合概率, 是一个常数。所以对 $L_x^T P_{X_t | y^n, x^{n \setminus t}}$ 取最小值等价于对 $L_x^T P_{X_t, y^n, x^{n \setminus t}}$ 取最小值, 即

$$\arg \min_{x \in A} L_x^T P_{X_t | y^n, x^{n \setminus t}} = \arg \min_{x \in A} L_x^T P_{X_t, y^n, x^{n \setminus t}} \quad (4)$$

由概率乘法公式可得

$$\begin{aligned}
& P(X_t = x_t, Y_t = y_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t}) \\
& = P(Y_t = y_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t} | X_t = x_t) \\
& \quad \cdot P(X_t = x_t) \quad (5)
\end{aligned}$$

当 $X_t = x_t$ 时, 由于DMC信道具有无记忆性, t 时刻输出与其余时刻输出相互独立, 虽然其余时刻输入与各自输出不独立, 但其余时刻输入与 t 时刻输出相互独立。由条件概率独立公式, 可以得到

$$\left. \begin{aligned}
& P(Y_t = y_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t} | X_t = x_t) \\
& = P(Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t} | X_t = x_t) \\
& P(Y_t = y_t | X_t = x_t)
\end{aligned} \right\} \quad (6)$$

将式(6)代入式(4)中, 得到

$$\left. \begin{aligned}
& P(Y_t = y_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t} | X_t = x_t) \\
& P(X_t = x_t) = P(Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t} | X_t = x_t) \\
& P(Y_t = y_t | X_t = x_t) P(X_t = x_t) = P(X_t = x_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t}) P(Y_t = y_t | X_t = x_t)
\end{aligned} \right\} \quad (7)$$

现定义一种矢量运算, 记作 $\mathbf{a}::\mathbf{b}$, 其运算规则为: 对两个维度相等的矢量 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$, $\mathbf{a}::\mathbf{b}$ 表示两个矢量对应元素相乘得到的新矢量 $\mathbf{c}$, 其维度与 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 相等。设 $\mathbf{a}[i]$ 和 $\mathbf{b}[i]$ 为矢量第 i 个元素, 则有 $(\mathbf{a}::\mathbf{b})[i] = \mathbf{a}[i]\mathbf{b}[i]$ 。由矢量运算法则不难得到

$$(\mathbf{a}::\mathbf{b})^T \mathbf{c} = \mathbf{a}^T (\mathbf{b}::\mathbf{c}) \quad (8)$$

$\mathbf{c}$ 为维度与 $\mathbf{a}$ 相等的矢量。将式(5)写成矢量形式, 并利用上述运算则有

$$\mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^n} = \mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^{n \setminus t}} :: \mathbf{\Pi}_{y_t} \quad (9)$$

式(7)两边对 x_t 求和, 得到

$$\left. \begin{aligned}
& P(Y_t = y_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t}) \\
& = \sum_{x_t} P(Y_t = y_t | X_t = x_t) P(X_t = x_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t})
\end{aligned} \right\} \quad (10)$$

显然, 式(10)为两个矢量的内积, 可写为

$$\begin{aligned}
& P(Y_t = y_t, Y^{n \setminus t} = y^{n \setminus t}, X^{n \setminus t} = x^{n \setminus t}) \\
& = \mathbf{\Pi}_{y_t}^T \mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^{n \setminus t}} \quad (11)
\end{aligned}$$

对式(11)左右两边做维数扩展, 使之扩展为 M 维矢量, 得

$$\mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}} = \mathbf{\Pi}^T \mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^{n \setminus t}} \quad (12)$$

这样

$$\mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^{n \setminus t}} = \mathbf{\Pi}^{-T} \mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}} \quad (13)$$

由式(9)及式(13), 得到

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^n} & = \mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^{n \setminus t}} \\
& = [\mathbf{\Pi}^{-T} \mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}] :: \mathbf{\Pi}_{y_t} \quad (14)
\end{aligned}$$

$$\mathbf{L}_x^T \mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^n} = \mathbf{L}_x^T ([\mathbf{\Pi}^{-T} \mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}] :: \mathbf{\Pi}_{y_t}) \quad (15)$$

由式(15)及式(8), 不难得到

$$\begin{aligned}
\mathbf{L}_x^T \mathbf{P}_{X_t, x^{n \setminus t}, y^n} & = (\mathbf{L}_x^T :: \mathbf{\Pi}_{y_t})^T [\mathbf{\Pi}^{-T} \mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}] \\
& = \mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}^T \mathbf{\Pi}^{-T} (\mathbf{L}_x^T :: \mathbf{\Pi}_{y_t}) \quad (16)
\end{aligned}$$

将式(16)代入式(2), 得到

$$\hat{X}^{\text{opt}}(y^n, x^{n \setminus t})[t] = \arg \min_{x \in A} \mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}^T \mathbf{\Pi}^{-T} (\mathbf{L}_x^T :: \mathbf{\Pi}_{y_t}) \quad (17)$$

式(17)便是在已知 X_2 与 Y 的基础上, 对 X_1 中的符号 X_t 的估计公式。

3 概率分布 $\mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}$ 的估计

依据式(17)对 X_1 进行估计时, 前提是已知转移概率矩阵。矩阵 $\mathbf{L}$ 每一个元素的损失值可人为地进行规定, 损失值 $l(i, j)$ 的选择需满足: $l(i, j) \in [0, 1]$ 。 $l(i, j) = 0$ 表示真实符号为 i 而估计符号为 j 所带来的损失值为0, 即估计完全正确, 反之, 若 $l(i, j) = 1$ 则估计完全错误。因此对二进制信源而言, 我们规定: 若比特被估计正确则损失值为0, 若估计错误, 则损失值为1。整个估计过程的要点是接收端在得到 Y 以及 X_2 的情况下, 统计出概率分布矢量 $\mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}$ 。

条件点个数 $c = 5$ 意味着利用上下文文中5个点对当前抽样点做出估计, 5个条件点构成的数据模板 $y_t, y^{c \setminus t}, x^{c \setminus t}$ 包括 $x_{t-1}, x_{t+1}, y_{t-1}, y_{t+1}, y_t$, 而 X_t 为当前位置的抽样符号。本文所统计的概率分布列矢量 $\mathbf{P}_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}$ 则是以 $x_{t-1}, x_{t+1}, y_{t-1}, y_{t+1}$ 4个点对 y_t 的不同取值进行统计, 因此4个条件点共有 2^4 种组合, 即概率分布矢量可对应16组不同的2元概率分布。统计过程中, 以上下文数据模板为滑动窗口从序列的起始位置遍历至结束位置, 设定每个组合的出现次数为计数值变量count, 某数据分组每出现一次, 就对其计数值加1。在遍历过程中必会出现所选条件点处于被抽取点的情况, 这时可对被抽取位置的点, 按取值1进行一次计数, 取值0也进行一次计数。如图3所示, 假设5个点中第3个点 y_{t-1} 处于被抽取的位置, 记为 $\times$, 其余条件点均已知, 则数据分组记为01 $\times$ 10, 对01110计数1次, 同时对01010也计数1次。详细过程可参考下文所展示的伪代码。

为了避免出现某一概率值为0的情况, 在统计

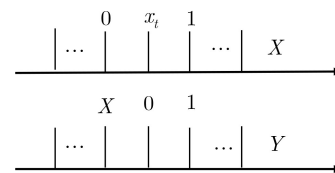


图3 条件点为被抽取点的解决方法

初始阶段,对每一种上下文组合的计数值均设为1。设 N 为整个信源输出序列长度,每 k 个点做抽样, $X[i]$ 代表信源输出序列第 i 个符号的比特值,相同地, $Y[i]$ 代表SI序列第 i 个比特,当 i 为抽样位置时, $X[i]$ 是未知的。16组概率分布中,所有32个概率值统计过程可用伪代码表1表示。

在得到各个概率分布、转移概率矩阵以及损失度量矩阵时,按式(17)便能将 X_1 中的样本点逐一估计出来。概率统计过程中,恰当的条件点数 c 有助于构建性能优良的概率模型,从而提高估计的正确性。对于较长的序列选取较大的 c 值,长度较小的序列选取较小的 c 值。

4 实验结果

为测试DSCUISI的性能,本文重复了经典DSC方案^[8,11],并与本文结果进行对照。文献^[8]和本文方案在不同码率下均采用相同的LDPC校验矩阵,为避免加噪随机性带来的误差,文本实验数据为多次重复实验的结果。实验对象为 512×512 灰度图像的比特平面,每一平面有262144 bit,将其作为信源序列 X 。令 X 通过BSC得到 Y ,以此模拟SI与信源的相关性。本节3组对比实验分别考察不同方案的BER、压缩效果以及解码图像质量。

DSCUISI所需传输的信息流包括对 X_2 进行算术编码后得到的码流以及 X_1 对应的伴随式。例如

表1 概率统计算法

```

输入:  $X$  and  $Y$ 
Initialize count(00000)=1,...,count(11111)=1
Set  $i = 2$  num=1
while ( $i \leq N-1$ ) do
if ( $i+1 \bmod k$ ) = 0
count( $X[i-1] \ 0 \ Y[i-1] \ Y[i+1] \ Y[i]$ ++)
count( $X[i-1] \ 1 \ Y[i-1] \ Y[i+1] \ Y[i]$ ++)
else if ( $i \bmod k$ ) = 0
continue
else if ( $i-1 \bmod k$ ) = 0
count( $0 \ X[i+1] \ Y[i-1] \ Y[i+1] \ Y[i]$ ++)
count( $1 \ X[i+1] \ Y[i-1] \ Y[i+1] \ Y[i]$ ++)
else
count( $X[i-1] \ X[i+1] \ Y[i-1] \ Y[i+1] \ Y[i]$ ++)
end if
end while
for num<=32
calculating probability using count
end for
输出: probability distribution

```

当 $k=10$, LDPC码率 $R=3/4$ 时,对 X 抽样共抽去26214 bit,对剩余235930 bit进行算术编码(码长 L),同时以码率 R 计算26214 bit对应的伴随式(总长为 S),则总码率为 $(L+S)/262144$ 。BER对比实验测试了 $k=3, k=4, k=6$ 的情况,并按式(18)规定损失矩阵

$$L = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (18)$$

针对概率分布矢量 $P_{y_t, y^{n \setminus t}, x^{n \setminus t}}$ 的数据模板,选定 $c=5$ 。对比实验中的规则LDPC码,设其校验矩阵分别为: 4096×8192 (1/2码率)、 2048×8192 (3/4码率)、 1024×8192 (7/8码率),校验矩阵列重为3。对于非规则LDPC码,设其校验矩阵为 5000×10000 (1/2码率)。本文依照文献^[8]中非规则LDPC码校验矩阵度分布来构造稀疏校验矩阵,其变量节点度分布 $\lambda(x)$ 和校验节点度分布 $\rho(x)$ 与文献^[8]中一致

$$\begin{aligned} \lambda(x) &= 0.23402x + 0.212464x^2 + 0.146923x^5 \\ &\quad + 0.102914x^6 + 0.000435973x^{17} + 0.303243x^{19} \\ \rho(x) &= 0.000508635x^6 + 0.718289x^7 + 0.281202x^8 \end{aligned} \quad (19)$$

译码方法采用文献^[8]中针对DSC所修正的BP译码算法,其迭代次数设为100。对于文献^[11],本文对每组信源均进行了短序列($N=128$)及长序列($N=1024$)编码实验,重叠概率区间因子等参数的设置原则参照文献^[11]。

4.1 BER对比实验

以标准图像Lena的最高(第7)比特平面作为信源,考察不同方案在不同 p 下的BER。图4展示了文献^[8,11]与DSCUISI的误码性能,Re与IRe分别代表基于规则与不规则LDPC码的DSC方案。DSCUISI的误码都来自于对 X_1 的重建过程,因此所有BER数据均是由 X_1 与估计得到的 $\hat{Y}_1$ 之间的错误比特数计算而来。当 p 较小,即信源间相关性较强时,文献^[8]性能较好。对1/2码率的Re,当 p 在0.04以内时,其BER为0,当 p 增加,其BER急剧增加, p 接近0.09时,Re对错误比特的恢复能力近乎0。将LDPC码率调节至3/4及7/8,其性能较1/2有大幅度的下降。对于IRe,其性能较Re有较大提高, p 在0.085左右时,其BER依然保持0。然而一旦 p 超过0.085,其错误比特纠正率衰减速度远快于Re,甚至当 p 上升至一定程度时,其BER超过Re。所以在保证一定BER的条件下, p 的变化范围很窄,这意味着文献^[8]对信源间的相关性要求极高。对于DAC,分组较长的DAC在信源间相关性较强时具有较低的BER,而分组较短的DAC在相关性较弱时其BER低于前者。文献^[8,11]在信源间相关

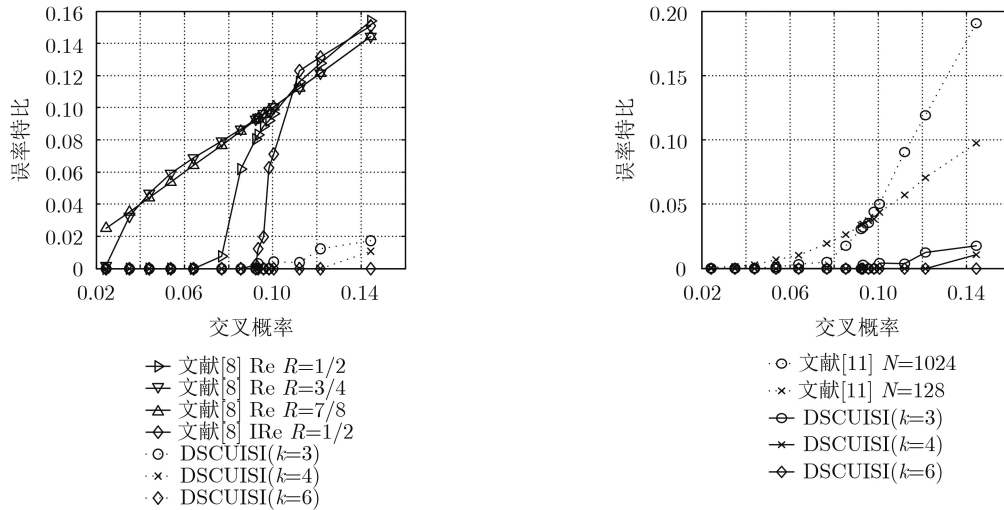


图4 文献[8]和文献[11]与DSCUI SI的BER对比

性强的时候BER都比较低，一旦相关性变差，BER急剧上升。图4中分组长度为1024的DAC码率为0.547241，分组长度为128的DAC码率为0.539948。

DSCUI SI在信源间相关性较强时，BER始终为0，直到相关性降低为 p 接近0.1时，才开始产生误码。但是即使相关性变得很差，BER也远低于文献[8]和文献[11]。在保证不超过一定BER的条件下，其交叉概率的可变范围非常广。特别当 $k=6$ 时，BER始终为0。本组实验DSCUI SI所采用的LDPC码率为5/8，即伴随式长度为 X_1 长度的37.5%。当采用3阶算术编码器对 X_2 进行压缩时，方案的总码率分别为：0.22043($k=3$)，0.20135($k=4$)，0.212461($k=6$)。因此DSCUI SI无论在BER还是压缩率方面都优于文献[8]和文献[11]。

4.2 码率对比实验

表2取标准图像Peppers, Plane, Lena, Boats, Woman2的第7比特平面作为信源，考察了 k 分别为3, 4, 6时，不同信源间相关性的压缩效果。表2对每一信源均按相关性强弱进行两次实验并分左右两列报告结果， p 为实际出错比特的比例，而不是仿真预设参数。表2中LDPC与ILDPC分别表示利用规则与非规则LDPC码的DSC方案[8]，码率均为1/2。文献[11]编码分组的长度为1024，Rate表示码率。 C 代表进行算术编码时Context概率模型的阶数。DSCUI SI所使用的LDPC码率均为5/8，表2中所给出的码率均为总码率。信源为Peppers, $p=0.10759$, $k=3$ 时，DSCUI SI的BER为0.004，除此情况外，表2中所有实验条件下的DSCUI SI的BER均为0。表2中DSCUI SI和文献[11]的码率都用粗体标出。

由表2可见，若对 X_2 进行0阶熵编码，因不能充分利用序列内部相关性，其码率在0.6左右，较

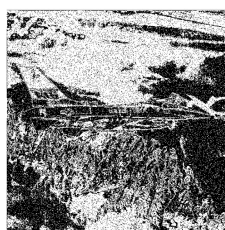
文献[8]和文献[11]反而处于劣势。但是对 X_2 进行高阶熵编码时，其码率远低于文献[8]和文献[11]，且压缩率不随信源间相关性的改变而改变，表明利用 X 内部相关性是非常重要的。 $C=3$, $k=3$ 时，由于抽样符号数较多， X_2 内部的相关性不如 $k=4$ 时强，但 X_1 较长对信源间相关性的利用更充分。 $k=6$ 时，尽管对 X_2 的压缩效率提高，但抽样符号较少，对信源与SI间的相关性利用并不充分。 $k=4$ 时码率最低，说明对信源内与信源间相关性的利用达到最佳平衡。事实上， $H(X|Y)$ 代表了仅利用 Y 时，信源 X 能够压缩的极限。实验中，文献[8]的码率均为1/2，文献[11]的码率同样也在1/2左右，只有当 $H(X|Y)$ 明显小于1/2，即 X 与 Y 相关性较高时，它们才能取得较理想的编码结果。而当 X 与 Y 相关性较低， $H(X|Y)$ 接近1/2码率时，这两种方案的BER远高于DSCUI SI的结果。

4.3 解码图像质量对比实验

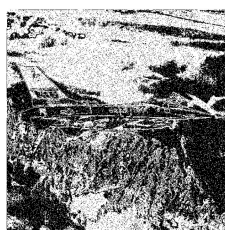
因实验中所用的信源为二值图像，对照3种方案解码图像的视觉质量也能衡量其性能优劣。以Plane的第5 bit平面作为信源，当 $p=0.093224$ 时，SI如图5(a)。文献[8]BER=0.0819, 1/2码率，恢复图像如图5(b)。文献[11]N=1024, BER=0.07597, 码率为0.527527, 恢复图像如图5(c)。DSCUI SI采用的LDPC码率为1/2, BER=0.0152, 总码率为0.50180, 与文献[8]和文献[11]比较，尽管码率降低不多，但BER的改善很明显。SI经改善后， X_1 与估计出的 $\hat{Y}_1$ 之间的交叉概率降低至0.072808($k=6$)。DSCUI SI的误码均来自于对 X_1 的重建过程，这里BER仅反映原始 X_1 与LDPC解码得到的 $\hat{Y}_1$ 之间的误码，而不代表整个信源序列的误码情况，因此尽管文献[8]的BER约是DSCUI SI的5倍，但前者的误比特数为 $262144 \times 0.0819 = 21470$ ，后者的误比特数为

表 2 压缩率(码率)对比结果

Peppers		$p=0.0775, H(X Y)=0.3925$		$p=0.10759, H(X Y)=0.4918$
		文献[8]BER : LDPC=0.0193; ILDPC=0		文献[8]BER : LDPC=0.1073; ILDPC=0.1158
		文献[11]: Rate= 0.474487 , BER=0.038486		文献[11]: Rate= 0.474487 , BER=0.150906
	C	DSCUISI方案的码率, $k=3, k=4, k=6$		
	0	0.700040	0.727850	0.754701
	1	0.298285	0.274557	0.260146
	3	0.217124	0.203460	0.216251
Lena		$p=0.076714, H(X Y)=0.3808$		$p=0.098148, H(X Y)=0.4516$
		文献[8]BER : LDPC=0.0076; ILDPC=0		文献[8]BER : LDPC=0.0919; ILDPC=0.0625
		文献[11]: Rate= 0.547241 , BER=0.004826		文献[11]: Rate= 0.547241 , BER=0.043842
	C	DSCUISI方案的码率, $k=3, k=4, k=6$		
	0	0.621454	0.61876	0.638811
	1	0.282116	0.255748	0.238359
	3	0.220430	0.201350	0.212461
Plane		$p=0.080215, H(X Y)=0.3277$		$p=0.11145, H(X Y)=0.4048$
		文献[8]BER : LDPC=0.0290; ILDPC=0		文献[8]BER : LDPC=0.1138; ILDPC=0.1238
		文献[11]: Rate= 0.449249 , BER=0.102680		文献[11]: Rate= 0.449249 , BER=0.148754
	C	DSCUISI方案的码率, $k=3, k=4, k=6$		
	0	0.576643	0.593650	0.608581
	1	0.296949	0.279232	0.259157
	3	0.208356	0.205500	0.210581
Boats		$p=0.076576, H(X Y)=0.3644$		$p=0.101559, H(X Y)=0.4403$
		文献[8]BER : LDPC=0.0135; ILDPC=0		文献[8]BER : LDPC=0.0972; ILDPC=0.0899
		文献[11]: Rate= 0.488861 , BER=0.073799		文献[11]: Rate= 0.488861 , BER=0.145199
	C	DSCUISI方案的码率, $k=3, k=4, k=6$		
	0	0.652294	0.678124	0.700619
	1	0.345531	0.321238	0.306967
	3	0.248442	0.246097	0.254241
Woman2		$p=0.073326, H(X Y)=0.3630$		$p=0.102539, H(X Y)=0.4561$
		文献[8]BER : LDPC=0.0029; ILDPC=0		文献[8]BER : LDPC=0.0996; ILDPC=0.1006
		文献[11]: Rate= 0.523987 , BER=0.009167		文献[11]: Rate= 0.523987 , BER=0.075237
	C	DSCUISI方案的码率, $k=3, k=4, k=6$		
	0	0.582823	0.597651	0.608176
	1	0.230468	0.202129	0.179202
	3	0.174281	0.154635	0.150198



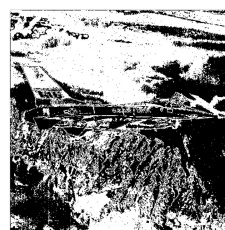
(a) SI



(b) 文献[8]恢复图像



(c) 文献[11]恢复图像



(d) SI改善算法处理后

图 5 解码图像质量实验

$(262144/6) \times 0.0152 = 665$ 。如图5(d), 边信息改善后的图像中虽存在少量噪声点, 但是视觉质量明显优于文献[8]和文献[11]。

5 结束语

许多DSC方案将注意力集中在如何高效地利用信源间的相关性, 而忽略了进一步利用信源内部的相关性。本文提出DSCUISI方案, 在尽可能利用信源间相关性的同时, 力求充分利用信源序列内部的相关性, 以达到总体较低的码率。与现有DSC方案相比, 在信源内部相关性较强时, 本方案可以在较宽的信源间相关性变化范围内, 获得极低的BER及较高的压缩率, 是一种高效、实用且易于实现的DSC方案。未来考虑把抽样方式调整为2维抽样, 以最大限度地利用序列内部的相关性, 提升抽样符号估计算法的正确率。

参 考 文 献

- [1] YANG Hong, QING Linbo, HE Xiaohai, *et al.* Robust distributed video coding for wireless multimedia sensor networks[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(4): 4453–4475. doi: [10.1007/s11042-016-4245-x](#).
- [2] YANG Jia, QING Linbo, ZENG Wenjun, *et al.* High-order statistical modeling based on a decision tree for distributed video coding[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 29(5): 1488–1502. doi: [10.1109/TCSVT.2018.2840126](#).
- [3] HAGAG A, FAN Xiaopeng, and EL-SAMIE F E A. Hyperspectral image coding and transmission scheme based on wavelet transform and distributed source coding[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(22): 23757–23776. doi: [10.1007/s11042-016-4158-8](#).
- [4] SLEPIAN D and WOLF J K. Noiseless coding of correlated information sources[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1973, 19(4): 471–480. doi: [10.1109/TIT.1973.1055037](#).
- [5] 洪少华, 王琳. 基于原模图LDPC码的分布式联合信源信道编码[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(11): 2594–2599. doi: [10.11999/JEIT170113](#).
HONG Shaohua and WANG Lin. Protograph LDPC based distributed joint source channel coding[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(11): 2594–2599. doi: [10.11999/JEIT170113](#).
- [6] PRADHAN S S and RAMCHANDRAN K. Distributed Source Coding Using Syndromes (DISCUS): Design and construction[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2003, 49(3): 626–643. doi: [10.1109/TIT.2002.808103](#).
- [7] GARCIA-FRIAS J. Compression of correlated binary sources using turbo codes[J]. *IEEE Communications Letters*, 2001, 5(10): 417–419. doi: [10.1109/4234.957380](#).
- [8] LIVERIS A D, XIONG Zixiang, and GEORGHIADES C N. Compression of binary sources with side information at the decoder using LDPC codes[J]. *IEEE Communications Letters*, 2002, 6(10): 440–442. doi: [10.1109/LCOMM.2002.804244](#).
- [9] JIN Liqiang, YANG Pei, and YANG Hongwen. Distributed joint source-channel decoding using systematic polar codes[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(1): 49–52. doi: [10.1109/LCOMM.2017.2768036](#).
- [10] GRANGETTO M, MAGLI E, and OLMO G. Distributed arithmetic coding[J]. *IEEE Communications Letters*, 2007, 11(11): 883–885. doi: [10.1109/LCOMM.2007.071172](#).
- [11] GRANGETTO M, MAGLI E, and OLMO G. Distributed arithmetic coding for the Slepian-Wolf problem[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(6): 2245–2257. doi: [10.1109/TSP.2009.2014280](#).
- [12] MALINOWSKI S, ARTIGAS X, GUILLEMOT C, *et al.* Distributed coding using punctured quasi-arithmetic codes for memory and memoryless sources[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 4154–4158. doi: [10.1109/TSP.2009.2023359](#).
- [13] CAO Ying, SUN Lijuan, HAN Chong, *et al.* Improved side information generation algorithm based on naive Bayesian theory for distributed video coding[J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(3): 354–360. doi: [10.1049/iet-ipr.2017.0892](#).
- [14] DASH B, RUP S, MOHAPATRA A, *et al.* Decoder driven side information generation using ensemble of MLP networks for distributed video coding[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(12): 15221–15250. doi: [10.1007/s11042-017-5103-1](#).
- [15] VARODAYAN D, LIN Y C, GIROD B, *et al.* Adaptive distributed source coding[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(5): 2630–2640. doi: [10.1109/TIP.2011.2175936](#).
- [16] 罗瑜, 张珍珍. 一种方向插值预测变长编码的帧存有损压缩算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2495–2500. doi: [10.11999/JEIT181195](#).
LUO Yu and ZHANG Zhenzhen. A lossy frame memory compression algorithm using directional interpolation prediction variable length coding[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2495–2500. doi: [10.11999/JEIT181195](#).
- [17] WEISSMAN T, ORDENTLICH E, SEROUSSI G, *et al.* Universal discrete denoising: Known channel[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(1): 5–28. doi: [10.1109/TIT.2004.839518](#).

陈建华: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息传输理论与应用。

和志圆: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为分布式信源编码。

王 炯: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为Context建模。

责任编辑: 余 蓉