

低复杂度的图像信源-信道联合译码算法

殷玮玮 梅中辉 吴乐南
(东南大学无线电工程系 南京 210096)

摘 要 该文提出将图像编码后残留冗余的马尔可夫场模型分解为 4 个方向的马尔可夫链,并结合简化的模型及低密度奇偶校验码(LDPC)译码的软输出进行信源-信道联合译码。将分解后信源中多个方向上同时存在的相关性看作一种特殊的“天然”信道编码方式,利用前向-后向算法、和积算法以及信道译码软输出分别对信源符号进行串行和并行的译码。仿真实验表明,与传统利用马尔可夫场模型的联合译码算法相比,该联合译码算法降低了复杂度,同时提高了重建图像的峰值信噪比。

关键词 信源-信道联合编译码, 马尔可夫随机场, LDPC 码, 前向-后向算法, 和积算法

中图分类号: TN911.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)12-2301-04

Low-Complexity Joint Source Channel Decoding of Image

Yin Wei-wei Mei Zhong-hui Wu Le-nan

(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract Markov Random Field Model (MRFM) is separated into four Markov chains which are used to represent the residuals of encoded image source. Combined with the soft output of Low Density Parity Check (LDPC) code, this simplified model is used in joint source channel decoding. Different correlation in different direction in source is regarded as a kind of “natural” channel code. In order to utilize the correlation, a serial decoding using forward-backward algorithm and a parallel decoding using sum-product algorithm are proposed respectively. Simulations show that compared with the traditional joint source channel decoding algorithm based on the MRFM, the proposed algorithm has lower complexity and better PSNR of the rebuilt images.

Key words Joint source-channel coding/decoding, Markov random field model, Low Density Parity Check (LDPC) code, Forward-backward algorithm, Sum-product algorithm

1 引言

语音、图像和视频是相关性很强的信源。传统的通信系统都是通过先由信源编码做最大程度压缩,再由信道编码提供错误保护,从而实现可靠通信。这也是香农分离定理的思想。但由于实际信源复杂多样,以及信源编码器的复杂度和延时受限造成了信源编码后的信息流中仍可能存在着多种相关性。即使系统的复杂程度可以承受,但有些压缩过程,如变长码所导致的错误传播会造成系统鲁棒性急剧下降^[1]。因此,为了适应在恶劣的无线信道中通信,固然需要对信源进行一定的压缩编码,以减少传输带宽,但不能片面地追求信源压缩比。

接收端若利用信源中未能压缩的残留冗余作为译码的先验知识,可以提高译码的性能。基于残留冗余的信源-信道联合译码是提高噪声中传输鲁棒性的方法。这些工作大都基于将信源中的残留冗余用一阶或高阶的马尔可夫链来表示^[2,3]。

图像是特殊的二维信源,用一维马尔可夫链不能充分描述其中的相关性,因此引出了马尔可夫随机场的概念。然而

用马尔可夫随机场模型的计算复杂度相当大,怎样在接收端通过简单有效的方法充分利用图像信源经压缩编码后的残留冗余是一个亟待解决的问题。本文提出一种将场相关性分离成 4 个方向相关性的简化模型,并且用于图像的信源-信道联合译码。在较小的计算复杂度下充分利用了图像信源的残留相关性。本文方法也适用于其它同时存在多种相关性的信源-信道联合译码。

本文工作主要有以下两个方面:首先将二维图像信源残留冗余与信道编码组成的隐马尔可夫随机场(Hidden Markov Random Field, HMRF)模型分解为相互独立的 4 个方向的隐马尔可夫链(Hidden Markov Chain, HMC);其次将这种经信源编码后图像信源中多个方向上存在的残留冗余看作一种特殊的信道编码方式,利用 LDPC 的译码软输出和前向后向算法、和积算法对信源符号分别进行串行和并行译码。

2 图像信源-信道联合译码中的 HMRF 及其简化模型

2.1 HMRF 模型

信源中的残留冗余可以用马尔可夫模型来表示。在译码端,有残留冗余的信源和噪声信道的级联可以看作是一个隐马尔可夫模型(HMM),其中传输的信源符号索引对应 HMM

中的隐状态,而接收索引对应状态的观察值,由观察值和状态之间的概率分布可以估计出每时刻的隐状态,即信源符号索引。

对于图像这种二维信源,经过一些信源压缩、变换如2D-DPCM,小波变换后,量化索引或每个子带的小波系数中存在的残留冗余仍然具有二维特性,一维HMC已不足以描述空间上的所有相关性。此时可以用一个HMRF来表示图像信源经过压缩后的符号索引与噪声信道的级联。

Markov Random Field (MRF)是一个广泛用于图像处理的有效模型,但是高复杂度限制了它的使用。Markov Mesh Random Field (MMRF)是一种简单的MRF模型,文献[4]中使用MMRF在接收端利用图像信源的残留冗余,提高了系统的抗噪声性能。但MMRF只考虑了水平和垂直两个方向的相关性,不能完全表征二维图像场中所有方向的先验知识,并不是一种非常好的随机场模型。而MMRF当前位置状态与两个方向上相邻的前一位置状态有关,其状态转移概率矩阵是 $P(q_{k,l}/q_{k-1,l}, q_{k,l-1})$,其中 k, l 分别是横、纵坐标, $q_{k,l}$ 是坐标为 (k, l) 的点的状态值。可以看出这是一个二阶马尔可夫模型,状态转移概率矩阵是三维的,复杂度较高。文献[5]提出将MMRF分解为两个方向的马尔可夫链,将简化模型用于人脸识别,减小了计算复杂度。

空间离散的图像信源中完整的场有4个方向,一个像素有8个相邻像素。那么对应的MRF是4阶模型,其中的状态转移矩阵是5维的。可见,状态空间维数增加带来的复杂度成倍增长,必须加以简化。

2.2 将HMRF模型分解成4个HMC

信源的残留冗余可看作是一种“probability model”,而传统的信道编码是一种“behavior model”^[6]。因此本质上,信源中的残留冗余也是一种天然的统计意义上的多进制信道编码。对于图像这种特殊信源,其相关性存在于相邻的若干个符号中,一个符号与其相邻的8个符号间分别存在不同场方向上的4个一维HMC(图1)。图像信源不同场方向上的多种残留冗余可以看作是一种特殊的天然信道编码,有着与LDPC类似的结构。对于LDPC信道编码,是一个比特同时受到多个校验方程的约束。将信源在每个方向上的相关性看作是一种校验方程,那么一个符号同时受多个一维HMC相关性这种概率结构的制约。因此,我们可以将图像的二维马尔可夫残留相关性所造成的“信道编码”分解为多个一维校验方程的形式,采用类似于信道译码的算法进行译码,以抵抗信道噪声。

值得注意的是,统计获得的水平、垂直和对角的转移概率之间不是相互独立的,如图2所示。直接统计获得的对角线方向的转移概率也包含了水平和竖直方向的转移概率。为了防止统计信息的重复使用,必须获得对角线方向上相邻符号间与水平和竖直方向独立的相关性。

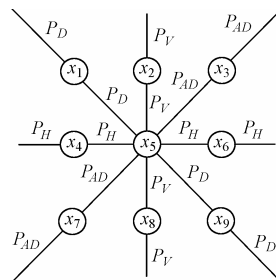


图1 图像信源中相邻符号组成的马尔可夫链

Fig.1 Markov Chain composed of the neighbored symbols in the image

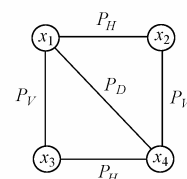


图2 x_1 与 x_4 间的多种相关性

Fig.2 Dependencies between x_1 and x_4

由图2可得:

$$P(x_4/x_1) = C \cdot P_D(x_4/x_1)P_{VH}(x_4/x_1) \quad (1)$$

其中 C 是使 $\sum_{x_4} P_D(x_4/x_1)P_{VH}(x_4/x_1) = 1$ 的归一化常数因子。

$P(x_4/x_1)$ 是统计所有情况而获得的转移概率矩阵, $P_D(x_4/x_1)$ 表示沿对角线方向 x_1 与 x_4 间的直接相关性, 而 $P_{VH}(x_4/x_1)$ 表示由水平和垂直相关性间接得到的 x_1 与 x_4 间的相关性。

$$\begin{aligned} P_{VH}(x_4/x_1) &= \sum_{x_2, x_3} P_{VH}(x_2, x_3, x_4/x_1) \\ &= \sum_{x_2, x_3} P_{VH}(x_2, x_3/x_1)P_{VH}(x_4/x_2, x_3) \end{aligned} \quad (2)$$

所以

$$P_D(x_4/x_1) = \frac{P(x_4/x_1)}{C \cdot \sum_{x_2, x_3} P_{VH}(x_2, x_3/x_1)P_{VH}(x_4/x_2, x_3)} \quad (3)$$

同理,可以获得反对角方向上的状态转移概率矩阵 P_{AD} 。这样得到的 P_D 和 P_{AD} 中去除了水平及垂直方向相关性的影响,与 P_V 和 P_H 相互独立。由此我们得到了不同方向上相互独立的状态转移概率矩阵,因此可以将HMRF分解成4个方向的HMC,而HMRF中的5维联合状态转移概率矩阵分解成4个HMC的二维状态转移概率矩阵。

3 图像与LDPC结合的信源-信道联合译码算法

文献[4]只是将信源的MMRF作为一种弱信道编码,没有用信道纠错码提供差错保护。实际上在恶劣信道中通信,一定的纠错码保护是必不可少的。

信源、信道编码以及噪声信道的级联可以看作是由不同概率模型级联后的系统。对于这种系统,信道译码获得的符号的后验概率对应着信源马尔可夫模型中的符号观察值。通过信道译码的软输入软输出算法(SISO),我们可以在信道的“behavior model”与信源的“probability model”之间交换软信息^[7]。信源信道间通过迭代交换比特外信息和符号外信息,使信源译码与信道译码统一起来,完成联合译码。

对于上述简化HMRF模型表示的信源与信道编码构成的系统,我们可以采用两种方式进行联合译码。

3.1 串行译码

由信道译码的软输出以及水平方向的 HMC, 经过前向-后向(forward-backward)算法可以得到信源符号的后验概率 $p_H(S_t = j)$ 。将 $p_H(S_t = j)$ 作为先验概率带入垂直方向 HMC 的前向-后向算法中, 得到前向递归公式:

$$\begin{aligned} \alpha_t(j) &= p(S_t = j, o_1, o_2, \dots, o_t) \\ &= \sum_i p(S_{t-1} = i, o_1, o_2, \dots, o_{t-1}) p(S_t = j / S_{t-1} = i) \\ &\quad \cdot p(o_t / S_t = j) \\ &= \sum_i p(S_{t-1} = i, o_1, o_2, \dots, o_{t-1}) p_V(S_t = j / S_{t-1} = i) \\ &\quad \cdot p_H(S_t = j) p(o_t / S_t = j) \\ &= \sum_i \alpha_{t-1}(i) p_V(S_t = j / S_{t-1} = i) p_H(S_t = j) \\ &\quad \cdot p(o_t / S_t = j) \end{aligned} \quad (4)$$

后向递归公式:

$$\begin{aligned} \beta_t(i) &= p(o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T, S_t = i, S_T = N) \\ &= \sum_j p(o_{t+2}, \dots, o_T, S_{t+1} = j, S_T = N) p(S_{t+1} = j / S_t = i) \\ &\quad \cdot p(o_{t+1} / S_{t+1} = j) \\ &= \sum_j p(o_{t+2}, \dots, o_T, S_{t+1} = j, S_T = N) p_V(S_{t+1} = j / S_t = i) \\ &\quad \cdot p_H(S_{t+1} = j) p(o_{t+1} / S_{t+1} = j) \\ &= \sum_j \beta_{t+1}(j) p_V(S_{t+1} = j / S_t = i) p_H(S_{t+1} = j) \\ &\quad \cdot p(o_{t+1} / S_{t+1} = j) \end{aligned} \quad (5)$$

由 $\alpha_t(j)$ 和 $\beta_t(i)$ 可以得到经过水平和垂直方向的 HMC 译码后, 逐符号的后验概率是

$$p_V(S_t = j) = \frac{\alpha_t(j) \beta_t(j)}{\sum_i \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (6)$$

同理, 将垂直方向译码器输出的后验概率 $p_V(S_t = j)$ 依次代入对角线及反对角线方向的 HMC 中, 最终得到利用所有 4 个方向相关性的符号后验概率 $p_{H,V,D,AD}(S_t = j)$ 。可以看出串行译码算法的优点是经过一轮循环, 最终得到的每个符号的后验概率都用到了帧图像内所有符号的信息。

3.2 并行译码

第 2 种译码方法是采用类似于 LDPC 译码的和积算法^[6]。将多个变量的联合概率分布函数分解为由局部变量与转移概率组成的局部函数的乘积, 将相邻状态间的转移概率 P_V , P_H , P_D , P_{AD} 看作是译码中概率意义上的多进制的校验方程, 每个信源符号相当于一个多进制的变量, 服从多个校验方程制约。图 3 是符号 x_5 与其相邻符号组成的 Tanner 图^[8], 其中 $y_1 \sim y_9$ 对应的是从 LDPC 译码软输出获得的关于符号 $x_1 \sim x_9$ 的观察值, 图 3 中每条边代表一个校验方程。

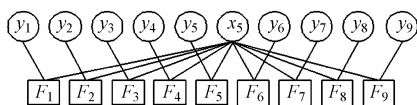


图3 x_5 及其相邻符号组成的Tanner图

Fig.3 Tanner graph composed of x_5 and its neighbored symbols

由图 3, 有观察值 y_1 和状态转移概率矩阵 P_D 构成的局部函数(local function)

$$F_1(y_1, x_5) = p(x_5 = i / y_1) = \sum_j p(x_5 = i / x_1 = j) p(x_1 = j / y_1) \quad (7)$$

同理, 有 y_2 和 P_V 构成的局部函数 $F_2(y_2, x_5) = p(x_5 = i / y_2)$; y_3 和 P_{AD} 构成的局部函数 $F_3(y_3, x_5) = p(x_5 = i / y_3)$; y_4 和 P_H 构成的局部函数 $F_4(y_4, x_5) = p(x_5 = i / y_4)$; y_6 和 P_H 构成的局部函数 $F_6(y_6, x_5) = p(x_5 = i / y_6)$; y_7 和 P_{AD} 构成的局部函数 $F_7(y_7, x_5) = p(x_5 = i / y_7)$; y_8 和 P_V 构成的局部函数 $F_8(y_8, x_5) = p(x_5 = i / y_8)$; y_9 和 P_D 构成的局部函数 $F_9(y_9, x_5) = p(x_5 = i / y_9)$ 。

由符号 x_5 本身的观察值 y_5 及噪声分布, 我们可以仅由信道特征决定局部函数 $F_5(y_5, x_5) = f(y_5 / x_5 = i)$ 。那么全局函数(global function)

$$\begin{aligned} g(y_1, y_2, \dots, y_9, x_5 = i) &\propto p(x_5 = i / y_1) p(x_5 = i / y_2) \\ &\quad \cdot p(x_5 = i / y_9) f(y_5 / x_5 = i) = \prod_{j=1}^9 F_j \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $F_1 \sim F_8$ 是由 x_5 的相邻符号观察值提供的外信息。可以看出, 这种译码方法计算任何一个符号时, 可以同时并行利用其周围几个方向的相关性。图 3 只标明了与 x_5 连接的校验方程及相邻的符号节点, 而图 3 中其它符号节点还可以通过校验方程连接, 延伸至它本身相邻的符号节点。因此一幅图像中所有信源符号构成的完整 Tanner 图是有环的。而和积算法是一种概率密度的局部更新, 理论上应该像 LDPC 译码一样通过迭代使结果趋于准确, 即在信源内部 4 个方向的“天然”信道编码器间交互外信息。

比较上述两种联合译码方法, 我们发现串行译码经过一轮循环, 最终得到的每个符号的后验概率都用到了帧图像内所有符号的信息; 而并行译码虽然同时并行处理 4 个方向的相关性, 译码延时较小, 而且只用到了相邻符号的观察值, 占用的存储空间小, 但是需要迭代才能利用更远处符号的信息。

从平均每个信源符号的计算量来看: HMRF 的计算量是 $O(N^5)$, HMMRF 的计算量是 $O(N^3)$, 而将 HMRF 分解为 4 个方向的 HMC 后并行译码和串行译码的计算量都是 $O(N^2)$, 其中 N 是模型中状态的数目。

4 仿真实验

图 4 显示了本文提出的利用场的简化模型联合译码与其它系统的仿真比较。仿真信源采用图像 Lenna 经 2D-DPCM 编码量化后的符号, 算法所用的统计概率由不包括 Lenna 的其它 10 幅图像得到。其中 LDPC-SD 和 LDPC-PD 分别是利用 LDPC 译码软输出以及简化的场模型对信源符号进行串行、并行译码后的重建图像信噪比。Standard 是未利用信源残留冗余的重建图像信噪比。SC-iter 代表的是信源串行或并行译码与信道译码间通过迭代交换外信息的结果。仿真所用的是信道信息未知的平坦瑞利衰落信道, 取衰落的均值

$E(A)=0.8862$ 作为衰落幅度 A 的值。

由仿真结果可以看出,使用本文提出的由HMC组成的简化的场模型,可以在降低复杂度的同时充分利用二维信源中的残留冗余。与使用HMMRF的联合译码相比,本文提出的联合译码的复杂度降低,但由于利用了更多方向的相关性,却获得了更好的性能。对二维信源构成的4个方向的编码器采用串行译码比并行译码性能稍好,这是由于串行译码经过一轮循环,最终得到的每个符号的后验概率都用到了帧内所有符号的信息。而并行译码虽然同时并行处理4个方向的相关性,一次译码的延时较小,但一次译码中每个符号只利用了相邻符号的信息,需要迭代才能利用更远处符号的信息。理论上,用和积算法的并行译码经过迭代后,性能应有所改善。但是仿真显示的性能增益却很不明显。采用图模式来分析这种信源迭代译码结构的特点可以发现:译码中迭代的收敛速度与每个节点的度有关,度越大收敛速度越快,但同时造成整个图模式中环(cycle)的长度变小。各信源符号节点的度是8,最小环长为3,由于环的存在且环长较短,经迭代后从某个变量节点出发的信息,又被作为另一个变量节点的信息传回来,造成自身信息的重复叠加,影响译码准确性,产生error floor。

图5显示的是信源-信道联合编码系统与传统的经算术编码进一步压缩后再加纠错码的级联系统的性能比较。其中Arith-LDPC是对信源用一阶转移概率的算术编码进一步压缩后,用更好性能的LDPC纠错码保护的多帧平均的结果。有算术编码和无算术编码的系统中平均每个量化索引所占用的信道编码都是3.62bit,以保证在占有同样的传输带宽下比较。可以看出,当信噪比较高时,LDPC纠错保护可以使算术编码基本无错的传输。但是信噪比一旦低于门限值(约5.5dB左右),系统的性能就会由于算术码的错误传播而急剧恶化。相比之下,不用熵编码的系统具有更好的鲁棒性。

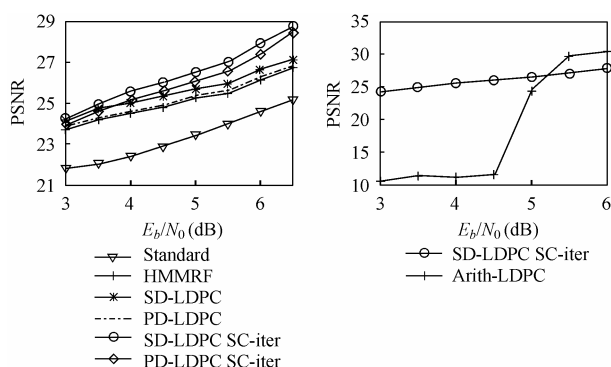


图4 各种联合译码图像的峰值信噪比
Fig.4 PSNR of images using different JSCD

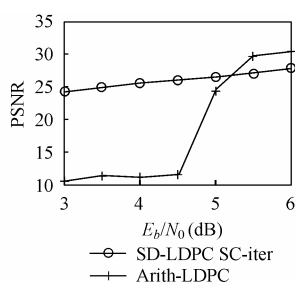


图5 信源-信道联合编码与传统级联编码的性能比较
Fig.5 Performance of the JSCD and tandem coding system

5 结束语

图像信源编码后的残留冗余可能同时存在于多个不同的方向中,在译码端尽量充分利用这些信息并尽量减小复杂度是提高多媒体无线通信性能的必要手段。本文利用分离的HMC简化了图像信源-信道联合所用的HMMRF模型,并结合LDPC信道译码的SISO以及串行和并行概率译码算法来进行二维信源的联合译码,在大大减小计算复杂度的同时取得了更好的性能。本文方法可以拓展到更复杂的在空间、时间及分辨率子带中同时存在多维相关性的信源-信道联合译码中。

参考文献

- [1] Buch G, Burkert F, Hagenauer J, et al.. To compress or not to compress? [C]. IEEE GLOBECOM 1996, London, U.K., Nov. 1996: 198 – 203.
- [2] Fingscheidt T, Hindelang T, Cox R V, et al.. Joint source-channel (de-)coding for mobile communications[J]. *IEEE Trans. on Communications*, 2002,50(2): 200 – 212.
- [3] Lahouti F, Khandani A K. Efficient source decoding over memoryless noisy channels using higher order Markov models [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2004, 50(9):2103 – 2118.
- [4] Park M, Miller D J. Improved image decoding over noisy channels using minimum mean-squared estimation and a Markov mesh [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999, 8(6): 863 – 867.
- [5] Othman H, Aboulnasr T. A separable low complexity 2D HMM with application to face recognition [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10): 1229 – 1238.
- [6] Kschischang F R, Frey B J, Loeliger H A. Factor graphs and the sum-product algorithm [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2001, 47(2): 498 – 519.
- [7] Hagenauer J, Gortz N. The turbo principle in joint source-channel coding [C]. IEEE Information Theory Workshop 2003, Paris, France, Mar. 2003: 275–278.
- [8] Kschischang F R, Frey B J. Iterative decoding of compound codes by probability propagation in graphical models [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1998, 16(2): 219 – 230.

殷玮玮: 女, 1978年生, 博士生, 研究方向为信源-信道联合编码。
梅中辉: 男, 1976年生, 博士生, 研究方向为通信中的联合信息处理、低复杂度联合检测算法的研究。
吴乐南: 男, 1952年生, 博士生导师, 研究方向为多媒体信息处理、通信信号处理。