

# 推广的多值指数双向联想记忆模型及其应用\*

张道强<sup>+</sup>, 陈松灿

(南京航空航天大学 计算机科学与工程系, 江苏 南京 210016)

## An Extended Multi-Valued Exponential Bi-Directional Associative Memory Model and Its Application

ZHANG Dao-Qiang<sup>+</sup>, CHEN Song-Can

(Department of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

+ Corresponding author: Phn: 86-25-4892761, E-mail: daoqiangz@263.sina.com; daoqz@mail.com

<http://www.nuaa.edu.cn>

Received 2002-01-29; Accepted 2002-05-13

**Zhang DQ, Chen SC. An extended multi-valued exponential bi-directional associative memory model and its application. *Journal of Software*, 2003,14(3):697-702.**

**Abstract:** An extended multi-valued exponential bi-directional associative memory (EMV-eBAM) model is presented in this paper based on Wang's MV-eBAM model, which is a special case of EMV-eBAM (extended MV-eBAM). EMV-eBAM has higher storage capacity and stronger error-correcting capability. Using these performances in image compression, a novel image compression algorithm based on EMV-eBAM is proposed. In noise-free situations, this algorithm can acquire similar performances compared with vector quantization algorithm (VQ). However, in noisy context, this algorithm possesses strong noise-restraining capability. The experimental results show that while VQ amplified 5% random noises appended in the image, this algorithm can hold back nearly all noises and acquire similar performances as in noise-free context. Furthermore, in transmitting there may be some errors in the channel, in this situation, this algorithm has much better error-correcting capability than the result by using the cyclic encoding method, so this algorithm is a robust image compression algorithm.

**Key words:** bi-directional associative memory; neural network; multi-valued associative memory; image compression; vector quantization; error-correcting code

**摘要:** 推广了 Wang 的多值指数双向联想记忆(multi-valued exponential bi-directional associative memory, 简称 MV-eBAM)模型,使其成为所提出的推广的多值指数双向联想记忆 (extended MV-eBAM, 简称 EMV-eBAM)模型的一个特例.EMV-eBAM 具有比前者更高的存储容量和纠错性能,因此利用这种性能,设计了一种基于联想记忆的新型图像压缩算法.该算法在无噪声情况下具有与矢量量化(vector quantization, 简称 VQ)算法相近的性能,而在双重(信道和图像)噪声环境下则具有显著的抑制效果.对比实验结果显示,在添加 5%椒盐噪声下,该算法几乎能完全排除噪声干扰,而 VQ 则反而放大了噪声.该算法的另一个优点是,当在差错信道中传送时,可以获得

\* Supported by the Assisting Project of Ministry of Education of China for Backbone Teachers of University and College (国家教育部高等学校青年骨干教师资助项目)

第一作者简介: 张道强(1978—),男,山东滕州人,博士生,主要研究领域为神经计算,图像压缩.

比采用循环纠错码更强的纠错性能.因而,该算法具有较强的鲁棒性.

关键词: 双向联想记忆;神经网络;多值联想记忆;图像压缩;矢量量化;纠错码

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

由于图像和视频数据拥有的巨大数据量,使得高效的压缩算法成为当前多媒体应用中的一个关键问题.近年来,一些新型的压缩算法,诸如矢量量化<sup>[1,2]</sup>、小波<sup>[3]</sup>、分形<sup>[4]</sup>等不断被运用到图像数据的压缩中.其中,联想记忆作为一种新颖的图像压缩算法,也开始为人们所了解<sup>[5-7]</sup>.

联想记忆(associative memory,简称 AM)之所以能被用来压缩图像是因为它具有相似输入获得相似输出的能力,通过动态演化回忆规则实现对畸变数据、不完全数据或带噪声数据的完整回忆,即从一部分信息可以得到完整的信息,恰恰是这一特点可被用于数据压缩.压缩的效果取决于所采用的 AM 模型,一个具有高存储容量和良好纠错性能的 AM 模型是实现压缩的关键.Kosko 的双向联想记忆(bi-directional associative memory,简称 BAM)<sup>[8]</sup>模型是一个成功的联想记忆模型,但由于采用相关存储规则,使得其存储容量极为有限,因而此后众多的研究人员提出了许多方法来对此加以改进.其中比较著名的是 Jeng 提出的指数双向联想记忆模型(exponential BAM,简称 eBAM)<sup>[9]</sup>以及 Chen 的改进的指数双向联想记忆(improved eBAM,简称 IeBAM)<sup>[10,11]</sup>模型.eBAM 把指数概念引入 BAM,使存储容量和纠错性能得到极大的提高;IeBAM 则通过在 eBAM 的指数项中增加一个内连接项使模型的性能更加完善.正因为如此,Wang 利用 eBAM 模型对二值图像进行压缩,并获得了成功<sup>[5]</sup>.但 eBAM 和 IeBAM 模型都是二值的,不能直接用来压缩灰度图像.Wang 把多值的概念引入 eBAM,提出了多值指数双向联想记忆(multi-valued eBAM,简称 MV-eBAM)<sup>[12]</sup>模型,但由于其存储容量和纠错性能的限制,并没有被用于灰度图像的压缩.本文提出了一种推广的多值指数双向联想记忆(extended MV-eBAM,简称 EMV-eBAM)模型,借鉴 IeBAM 的思想在指数中引入内连接项<sup>[7]</sup>,并给各指数项赋予不同的权系数,通过人工或自动地调整权值使我们的模型更具灵活性.进一步的实验显示,适当选取权值可使 EMV-eBAM 的存储容量更高,纠错性能更强.因而将其应用于灰度图像的压缩,构造了一种基于联想记忆模型的新型压缩算法.该算法在无噪情况下具有和矢量量化(vector quantization,简称 VQ)算法相近的压缩性能.同时,在对原始图像添加 5%椒盐噪声情形之后,用 VQ 压缩后恢复的图像,对原图像的噪声进行了明显的放大,视觉效果很差;而用 EMV-eBAM 压缩后恢复的图像,与无噪情形下的图像相比没有明显差别,视觉效果很好.另一个基于有噪信道的重要实验表明,基于 VQ 的解压效果对信道噪声极其敏感(因为 VQ 传送的是码书编号,而编号哪怕是只错了仅仅一位,恢复后的图像也是差之千里),难以恢复原始图像;而我们的算法则获得了令人满意的解压效果.此外,我们分别进行了结合纠错码传输技术的 VQ 恢复和用联想记忆恢复的抗信道噪声实验,结果表明,在增加同样的冗余位下,EMV-eBAM 具有比循环纠错码更好的纠错性能.

## 1 推广的多值指数双向联想记忆模型

### 1.1 多值指数双向联想记忆模型(MV-eBAM)

先阐述 Wang 的 MV-eBAM 模型.假设有  $M$  个模式对  $\{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_M, Y_M)\}$ , 其中

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \in \{1, 2, \dots, L\}^n, Y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ip}) \in \{1, 2, \dots, L\}^p,$$

则 MV-eBAM 的回忆规则是

$$y_k = H \left( \frac{\sum_{i=1}^M y_{ik} b^{-\|x_i - X\|^2}}{\sum_{i=1}^M b^{-\|x_i - X\|^2}} \right), k = 1, \dots, p, \quad (1)$$

$$x_k = H \left( \frac{\sum_{i=1}^M x_{ik} b^{-\|y_i - Y\|^2}}{\sum_{i=1}^M b^{-\|y_i - Y\|^2}} \right), k = 1, \dots, n, \quad (2)$$

其中  $X$  和  $Y$  是输入的模式,  $b$  是一个正数,  $x_k$  和  $x_{ik}$  分别是  $X$  和  $X_i$  的第  $k$  个分量, 相应的  $y_k$  和  $y_{ik}$  分别是  $Y$  和  $Y_i$  的第  $k$  个分量,  $\|\cdot\|$  为欧氏距离度量,  $H(\cdot)$  是如下的阶梯函数:

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x < 1 \\ L, & x > D \\ \left[ \frac{L}{D} \cdot x + 0.5 \right], & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

这里,  $L$  是阶梯函数级数,  $D$  是阶梯函数间隔. Wang 通过引入两个单独的从  $X$  到  $Y$  和从  $Y$  到  $X$  的能量函数, 证明了 MV-eBAM 的稳定性.

## 1.2 推广的多值指数双向联想记忆模型(EMV-eBAM)

修改 MV-eBAM 的回忆规则如下:

$$y_k = H \left( \frac{\sum_{i=1}^M y_{ik} b^{-\|X_i - X\|^2 / \alpha^2 - \|Y_i - Y\| / \beta^2}}{\sum_{i=1}^M b^{-\|X_i - X\|^2 / \alpha^2 - \|Y_i - Y\| / \beta^2}} \right), k = 1, \dots, p, \quad (4)$$

$$x_k = H \left( \frac{\sum_{i=1}^M x_{ik} b^{-\|X_i - X\|^2 / \alpha^2 - \|Y_i - Y\| / \beta^2}}{\sum_{i=1}^M b^{-\|X_i - X\|^2 / \alpha^2 - \|Y_i - Y\| / \beta^2}} \right), k = 1, \dots, n. \quad (5)$$

此模型在指数项中增添了一个自相关项, 并对指数中的各项赋予了不同的权系数. 可以看出, 当  $\alpha = 1$ ,  $\beta \rightarrow \infty$  时, EMV-eBAM 便退化成了 MV-eBAM, 因而 MV-eBAM 只是 EMV-eBAM 的一个特例. 通过选取适当的权系数, EMV-eBAM 可以获得更高的存储容量和更强的纠错性能. 因受篇幅限制, 关于 EMV-eBAM 的稳定性证明请参见文献[7].

## 1.3 EMV-eBAM和MV-eBAM的性能比较

我们通过模拟实验来比较 EMV-eBAM 和 MV-eBAM 的存储容量以及纠错性能. 设置如下参数:  $b=2, n=p=8, L=D=8$ .

**实验 1.** 存储容量比较. 给定  $M$  个模式对,  $M$  从 200~800, EMV-eBAM 的权值取  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 50$ , 结果如图 1 所示. 从图 1 可以看出, EMV-eBAM 的存储容量要高于 MV-eBAM.

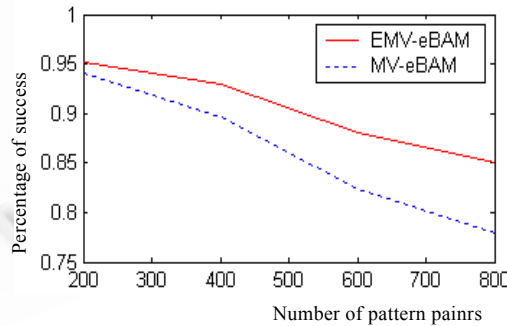


Fig.1 Storage capacity comparison between EMV-eBAM and MV-eBAM

图 1 EMV-eBAM 和 MV-eBAM 的存储容量比较

**实验 2.** 纠错性能比较. 参数如实验 1 所设, 在  $1 \sim D$  范围内任意改变输入向量中的一个分量. 例如, 输入向量为  $x=(1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8)$ , 我们任意改变  $x$  的一个分量, 假设是第 1 个分量, 则我们可以用  $1 \sim D$  中除 1 之外的数来替代它. 取  $M$  从 200~600, 结果如图 2 所示. 显然, EMV-eBAM 的纠错性能明显强于 MV-eBAM.

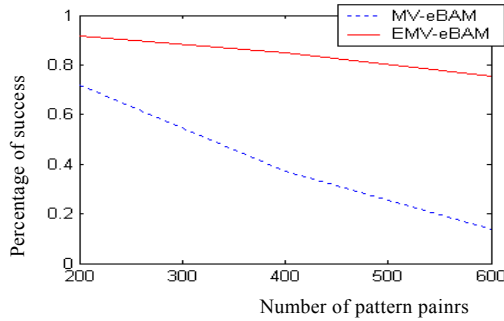


Fig.2 Error-Correcting performance comparison between EMV-eBAM and MV-eBAM

图 2 EMV-eBAM 和 MV-eBAM 的纠错性能比较

### 2 基于 EMV-eBAM 模型的图像压缩算法

本文提出的基于 EMV-eBAM 模型的图像压缩算法与矢量量化算法(VQ)有些类似,算法分为两个阶段.第 1 个阶段称为模式对或码书训练过程,与 VQ 一样,可采用包括 LBG 聚类<sup>[2]</sup>或模糊 c-均值聚类<sup>[13]</sup>在内的多种方法,本文采用的是模糊 c-均值聚类算法.经训练后得到模式对集合 C.注意,每个模式对由两部分组成,一部分是类似于 VQ 中的码矢,经码书训练得到,另一部分实际上是码矢编号,我们用二进制数表示它.

第 2 个阶段是实际的图像压缩编码阶段.首先把一幅图像分解成一系列的小块,然后把  $x$  作为输入向量送入 AM 压缩器,经联想回忆后得到输出向量  $y$ , $y$  实际上是与  $x$  相近的码矢的编号,把  $y$  通过信道传出去.在接收端解码时,把从信道接收的  $y$  作为输入向量送入 AM 解压缩器,

经联想回忆后得到  $x'$ ,最后把这些  $x'$  按顺序拼装起来,得到压缩后的图像.图 3 给出了 MV-eBAM 压缩算法的流程.

上面所说的 AM 压缩器和解压缩器都可以用 EMV-eBAM 模型来实现.如图 4 所示,把  $x$  作为输入向量,经式 (4)和式(5)的一系列演化后得到  $y$ ,这就是 AM 压缩器.类似地,把  $y$  作为输入向量,由 EMV-eBAM 回忆联想后得到  $x'$ ,即是 AM 解压缩器.之所以能实现压缩是因为表示  $y$  所需的比特数要远远小于表示  $x$  所需的比特数.举例来说,对灰度图像(每个像素需 8 比特表示),选取码书大小为 256,分块为  $4 \times 4$ ,此时表示  $x$  要  $8 \times 4 \times 4=128$  比特;而表示  $y$  只需  $\log_2(256)=8$  比特,此时压缩比为 16:1.

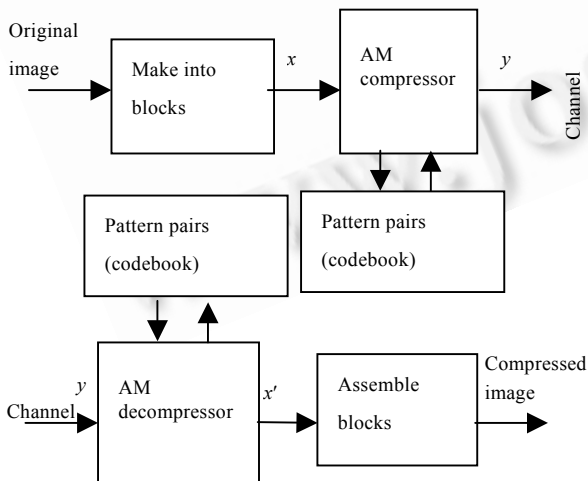


Fig.3 The compression algorithm using EMV-eBAM

图 3 EMV-eBAM 压缩算法

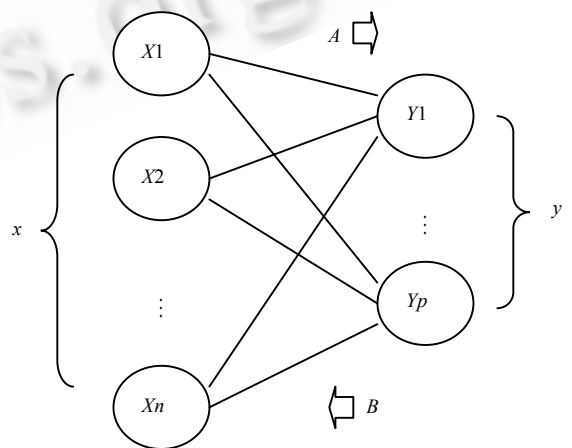


Fig.4 AM compressor/decompressor

图 4 AM 压缩/解压缩器

利用 AM 进行压缩,其压缩性能取决于 AM 的存储容量和纠错性能,而由上面的分析可知,EMV-eBAM 的存储容量和纠错性能与 MV-eBAM 相比都有了显著提高,所以我们选用 EMV-eBAM 模型作为 AM 压缩和解压器,如不特别说明,下文所说的 AM 都是指 EMV-eBAM.

### 3 图像压缩实验

我们对上一节中提出的压缩算法和矢量量化算法(VQ)进行了比较.实验中的模式对集合(码书)由模糊 c-均值算法<sup>[13]</sup>得到,选择码书大小为 64,分块大小为 4×4.

**实验 1.** 无噪声下 AM 和 VQ 压缩性能比较.对 lane 图像和 gold 图像分别用两种算法进行压缩,压缩后信噪比见表 1.图 5 和图 6 给出了用 AM 和 VQ 对 lane 图像进行压缩后的结果.可见,无论是从客观,还是从主观上,AM 和 VQ 都非常接近.

**Table 1** Compression performance comparison using AM and VQ

表 1 AM 和 VQ 的压缩性能对比

PSNR (db)	Noise-Free		Add noise		Channel has error (added bits=0)		Channel has error (added bits=4)	
	AM	VQ	AM	VQ	AM	VQ	AM	VQ
Lena	26.9	27.0	26.7	23.2	13.6	11.9	24.3	14.7
Gold	26.1	26.2	26.0	22.9	16.6	12.0	24.7	14.7

**实验 2.** 对图像添加噪声情况下 AM 和 VQ 压缩性能比较.在对原始图像添加 5% 的椒盐噪声后,分别用 AM 和 VQ 对带噪声图像进行压缩,结果见表 1 和图 7、图 8.可见,VQ 把噪声进行了放大,视觉效果很差,而 AM 则几乎完全抑制了噪声,压缩图像的主观感觉与无噪声情况下相差不多.

**实验 3.** 信道有误时 AM 和 VQ 压缩性能比较.在实际传输信道中,发生错误在所难免.在本实验中,随机改变码字的 1 位,比如码字长 6 位,则从这 6 位中任选一位,如果该位原先是 0,则变为 1,反之亦然.结果见表 1 和图 9、图 10.在没有添加位的情况下,出错的信道使 VQ 恢复后的图像变成一团糟,而 AM 恢复后的图像虽然也很模糊,但还依稀可以分辨.图 9 是有 4 位添加位 AM 恢复的图像,图 10 是采用循环纠错码(码长为 10 位,消息位为 6 位)时 VQ 恢复的图像.显然,图 9 的质量要明显好于图 10.另外,我们还做了添加位数与 AM 恢复质量的关系的实验.结果显示,添加的位数越多,图像恢复的质量越好,但付出的代价是压缩比的降低,即位率的上升.



Fig.5 Image compressed by AM  
(Noise-free PSNR=26.9 at 0.375bpp)  
图 5 无噪声 AM 压缩图像  
(PSNR=26.9 位率 0.375bpp)



Fig.6 Image compressed by VQ  
(Noise-free PSNR=27.0 at 0.375bpp)  
图 6 无噪声 VQ 压缩图像  
(PSNR=27.0 位率 0.375bpp)



Fig.7 Image compressed by AM  
(Add noise PSNR=26.7 at 0.375bpp)  
图 7 有噪声 AM 压缩图像  
(PSNR=26.7 位率 0.375bpp)



Fig.8 Image compressed by VQ  
(Add noise PSNR=23.2 at 0.375bpp)  
图 8 有噪声 VQ 压缩图像  
(PSNR=23.2 位率 0.375bpp)



Fig.9 Image compressed by AM  
(Channel error PSNR=24.3at 0.625bpp)  
图 9 信道有误 AM 压缩图像  
(PSNR=24.3 位率 0.625bpp)



Fig.10 Image compressed by VQ  
(Channel error PSNR=14.7at 0.625bpp)  
图 10 信道有误 VQ 压缩图像  
(PSNR=14.7 位率 0.625bpp)

## 4 结 论

本文推广了 Wang 的多值指数双向联想记忆模型.由于推广模型具有的高存储容量和强纠错性能,我们将其用于灰度图像的压缩中去,提出了一种基于联想记忆的新型图像压缩算法.在无噪声情况下,该算法具有与 VQ 相近的压缩性能.在对图像添加 5% 的椒盐噪声后,该算法几乎能完全排除噪声干扰,而 VQ 则反而放大了噪声.另外,在信道有误时,可以达到比循环纠错码更好的纠错性能.因而是一种鲁棒性较强的压缩算法.下一步的工作是对模型中的参数进行优化,以期达到最佳效果,同时开发快速算法,提高算法运行速度.

### References:

- [1] Choy SSO, Chan YH, Siu WC. Regularised restoration of vector quantisation compressed images. IEE Proceedings—Vision, Image and Signal Process, 1999,146(3):165~171.
- [2] Linde Y, Buzo A, Gray RM. An algorithm for vector quantizer design. IEEE Transactions on Communications, 1980,COM-28(1): 84~95.
- [3] Wang X, Chan E, Mandal MK, Panchanathan S. Wavelet-Based image coding using nonlinear interpolative vector quantization. IEEE Transactions on Image Processing, 1996,5(3):518~522.
- [4] Sun KT, Lee SJ, Wu PY. Neural network approaches to fractal image compression and decompression. Neurocomputing, 2001,41(1-4):91~107.
- [5] Wang CC, Tsai CR. Data compression by the recursive algorithm of exponential bidirectional associative memory. IEEE Transactions on System Man Cybernetics, 1998,28(4):125~134.
- [6] Liu Z, Chen SC. Data compression by improved exponential bidirectional associative memory. Journal of Data Acquisition and Processing, 2001,16(1):32~36 (in Chinese with English Abstract).
- [7] Chen SC, Liu Z. Multi-Valued exponential bidirectional associative memory with intraconnection. Control Theory and Application, 2002,19(1):65~67 (in Chinese with English Abstract).
- [8] Kosko B. Bidirectional associative memory. IEEE Transactions on System Man and Cybernetics, 1988,18(1):49~60.
- [9] Jeng YJ, Yeh CC, Chiueh TD. Exponential bidirectional associative memories. Electron Letters, 1990,26(5):717~718.
- [10] Chen SC, Gao H, Yan W. Improved exponential bidirectional associative memory. IEE Electron Letters, 1997,33(3):223~224.
- [11] Chen SC, Gao H. Improved eBAM and its performance analysis. Journal of Software, 1999,10(4):415~420 (in Chinese with English Abstract).
- [12] Wang CC, Hwang SM, Lee JP. Capacity analysis of the asymptotically stable multi-valued exponential bidirectional associative memory. IEEE Transactions on System Man Cybernetics (Part B), 1996,26(3):733~743.
- [13] Tsao ECK, Bezdek JC, Pal NR. Fuzzy Kohonen clustering networks. Pattern Recognition, 1994,27(5):757~764.

### 附中文参考文献:

- [6] 刘征,陈松灿.改进的指数双向联想记忆模型在数据压缩中的应用.数据采集与处理,2001,16(1):32~36.
- [7] 陈松灿,刘征.具有内连接的多值指数双向联想记忆模型.控制理论与应用,2002,19(1):65~67.
- [11] 陈松灿,高航.改进的指数双向联想记忆模型及性能估计.软件学报,1999,10(4):415~420.