

一种基于类噪声混沌编码的图像联想记忆¹

余群明 王耀南 陈继光*

(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

*(郴州市科委 郴州 423000)

摘要 该文描述了利用帐篷函数的混沌过程生成类噪声索引的一般方法,给出了类噪声混沌编码记忆的数学模型,同时说明了循环卷积和循环相关运算在图像信息存储和恢复中的基本机理。仿真实验表明,利用循环卷积和循环相关运算,图像可以从类噪声混沌编码的单模式和双模式中正确地回忆出来,并且最终回忆图像与原始存储图像有一定的位移量。

关键词 类噪声,混沌编码,循环卷积,循环相关,图像存储与恢复

中图分类号 TN911.21

1 引言

为了获得和利用联想行为,国外有关文献中提出了几种模型,这些模型都具有对存储信息分布式表示的特点,不同之处在于信息存储和恢复中使用的技术不一样。几种典型的有代表性的理论模型有:Amari^[1]的联想信息编码模型,他首次定义了理论模型中自相关系数;Hopfield^[2]在研究工作中发展了自相关的联想模型,认为记忆存储与Lyapunov能量函数的最小值相对应;Willshaw^[3]提出的相关全息模型是利用非线性方法对全息相关信息编码;在类似的理论框架下,Bottini^[4]提出了类噪声编码记忆模型,他认为记忆可以通过模式卷积来完成写记忆(即存储),由模式相关来完成读记忆(即恢复);矩阵运算是Kohonen^[5]的联想信息存储模型的基础,图像信息存储和恢复与矩阵矢量乘法有关;Kosko^[6]等描述的双向联想记忆(BAM)是Kohonen研究工作的延续。

本文的研究是以联想记忆类噪声编码模型为基础,模型定义为类噪声编码是因为与存储的模式有关的索引(Key)具有特殊的随机特征,这使得索引出现类噪声。其中类噪声(Noise-Like)是指其元素构成一个相当复杂的、无周期性行为和零均值的数字序列,而类噪声索引是指通过转换规则将存储的信息进行编码来得到类噪声模式,该索引可用来存储和恢复原始信息。Bottini虽然描述了类噪声索引生成的一些技术,但由于没有提出生成类噪声索引更一般的方法,因此该理论模型近二十年来没有得到更进一步的应用。本文旨在利用帐篷函数的混沌过程来产生类噪声索引,从而得出产生类噪声索引的具有一般性的方法,并建立类噪声混沌编码模型,在此基础上通过循环卷积和循环相关运算来达到对图像信息的存储和恢复的目的。由于混沌过程具有对初始条件敏感的依赖性的特点,索引生成的实质是将一个相关的图像模式映射为一个对应的不相关的索引,因此本文所改进的编码记忆模型具有更好的可用性。

2 循环卷积和循环相关运算

2.1 循环卷积运算

设 $X_1(n)$ 和 $X_2(n)$ 为有限长序列,长度为 n ,则它们的循环卷积定义为

$$Z(n) = X_1(n) \otimes X_2(n) = \sum_{h=0}^{n-1} X_1(h)X_2(n-h) \quad (1)$$

¹ 2000-08-23 收到, 2001-01-04 定稿

国家自然科学基金项目(60075008)和(60102010)资助

其中 \circledast 表示循环卷积运算符,卷积序列是作循环位移而不是作平移,因此卷积结果得到 n 个序列值(而一般的线性卷积的结果输出为 $2n-1$ 个序列值)。

下面具体说明通过离散傅里叶变换(DFT)来得到循环卷积的方法。设 $x(n)$ 的周期移位定义为

$$\tilde{x}(n-m) = x((n-m))_N \quad (2)$$

$x(n)$ 的循环移位定义为

$$\tilde{x}(n-m)R_N(n) = x((n-m))_N R_N(n) \quad (3)$$

其中

$$R_N(n) = \begin{cases} 1, & 0 \leq n \leq N \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

则循环移位的DFT为

$$\text{DFT}[x((n-m))_N R_N(n)] = W_N^{km} X(k) \quad (4)$$

其中 $W_N^{km} \equiv e^{-j\frac{2\pi}{N}mk}$, $X(k) \equiv \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk}$, $0 \leq k < N-1$ 。循环卷积中对序列采用循环移位,其定义为

$$x_1(n) \circledast x_2(n) = \sum_{m=0}^{N-1} X_1(n)X_2((n-m))_N, \quad 0 \leq n < N-1 \quad (5)$$

则循环卷积的DFT为

$$\text{DFT}[x_1(n) \circledast x_2(n)] = X_1(k)X_2(k) \quad (6)$$

2.2 循环相关运算

设 $X_1(n)$ 和 $X_2(n)$ 为有限长序列,长度为 n ,则它们的循环相关定义为

$$Z(n) = X_1(n) \otimes X_2(n) = \sum_{h=0}^{n-1} X_1(h)X_2(n+h) \quad (7)$$

其中 \otimes 表示循环相关运算符,循环相关序列是作循环位移而不是作平移,因此相关结果为 n 个序列值。同样可以通过DFT来得到循环相关,其方法与循环卷积中讨论的方法类似,只是将其中的 $-m$ 变换成 $+m$ 。

3 帐篷函数及类噪声混沌编码的联想记忆模型

3.1 帐篷函数(Tent-function)

帐篷映射函数定义如下:

$$f(x) = \begin{cases} 2kx, & 0 \leq x \leq 1/2 \\ 2k(1-x), & 1/2 < x \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

若 $0 \leq k \leq 1$,则 $f(x)$ 映射区间为 $(0,1) \rightarrow (0,1)$ 。

(1) 当 $0 \leq k \leq 1/2$ 时, 只有 $x = 0$ 稳定不动点这一唯一的稳定轨道。

(2) 当 $1/2 < k < 1$ 时, $|f'(x_i)| > 1$, 由文献 [7] 可知, 此时的 Lyapunov 指数 $\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{n-1} \ln |f'(x_i)| > 0$, 正的 Lyapunov 指数就意味着混沌, 这时只有混沌轨道。

(3) 当 $k = 1$ 时, 由文献 [8] 可知, 它不仅有稠密的周期点集, 而且有稠密的轨道, 它们的轨道可以任意靠近, 又可以一再地拉开距离, 且完全不具有周期性, 呈现出一片混乱的状态。

3.2 类噪声混沌编码的联想记忆模型

Gabor^[9] 首次表明联想行为怎样通过卷积和相关运算得到, 他从全息图像信息编码推导出了其联想记忆模型。基于卷积和相关性的数学公式由 Borsellino^[10] 等描述。最后 Bottini 定义了类噪声编码联想记忆的理论模型, 其后 Bottini 又评估了这种记忆的存储能力。

联想模型的原理可总结为: 如果类噪声编码条件由有关索引满足, 那么存储在模式中被编码的信息就通过循环卷积运算在记忆中传播, 同时在恢复过程中可以通过循环相关运算来回忆。

下面利用循环卷积和循环相关运算来研究图像信息存储与恢复过程。设 $P(l)$ 是记忆中存储的第 l 个模式, $l = 1, 2, \dots, Q$; $P_i(l)$ 是 $P(l)$ 中第 i 个单元, $i = 1, 2, \dots, N$; M 为总记忆模式; $K(l)$ 是与第 l 个模式相联系的类噪声索引; $K_i(l)$ 是 $K(l)$ 中第 i 个单元; R 是恢复过程的结果, 其中 M , K 和 R 均为 N 维向量, \otimes 表示循环卷积运算, \otimes 表示循环相关运算,

$E\{\cdot\}$ 表示数学期望, $\delta_{r,s}$ 表示 Kronecker 函数, 即 $\delta_{r,s} = \begin{cases} 1, & r = s \\ 0, & r \neq s \end{cases}$ 。

索引 $K(l)$ 为类噪声的条件是:

(1) K_i 为零均值随机变量, 即 $E\{K_i(l)\} = 0, \forall l = 1, 2, \dots, Q$ 。

(2) K 归一化, 即 $E\{K_i^2(l)\} = 1, \forall l = 1, 2, \dots, Q$ 。

(3) K 中的元素彼此不相关, 即 $E\{K_i(l)K_j(l)\} = \delta_{i,j}, \forall l = 1, 2, \dots, Q, \forall i, j = 1, 2, \dots, N$ 。

(4) 与不同模式相联系的索引彼此不相关。即 $E\{K_i(p)K_j(q)\} = \delta_{i,j}\delta_{p,q}, \forall l, j = 1, 2, \dots, N; \forall p, q = 1, 2, \dots, Q$ 。

图像信息通过模式与索引间的循环卷积来存储在联想记忆中, 对应于第 l 个模式的部分记忆由下式得到:

$$m_i(l) = \sum_{l=1}^Q \sum_{j=1}^N P_j(l)K_{i-j}(l) \quad (9)$$

$$m(l) = P(l) \otimes K(l) \quad (10)$$

总记忆是由信息循环卷积得到的全部部分记忆的总和来组成

$$M = \sum_{l=1}^Q m(l) \quad (11)$$

模式 l 的恢复过程由循环相关运算来完成

$$R_i(l) = \sum_{j=1}^N M_j K_{i+j}(l) \quad (12)$$

(12) 式写成矩阵形式为

$$R(l) = K(l) \otimes M \quad (13)$$

Bottini 研究表明: 如果索引满足类噪声编码条件 (1)~(4), 那么利用给定的索引 $\mathbf{K}(l)$ 的回忆过程能回忆起相关联的模式 $\mathbf{P}(l)$ 。

$$\mathbf{R}(l) = \mathbf{K}(l) \otimes \mathbf{M} = \mathbf{K}(l) \otimes \left[\sum_{h=1}^Q \mathbf{K}(h) \oplus \mathbf{P}(h) \right] \quad (14)$$

即

$$E\{\mathbf{R}(l)\} = \mathbf{P}(l) \quad (15)$$

从上述过程可以看出: 要得到正确的图像信息回忆, 其关键是如何生成满足类噪声条件 (1)~(4) 的“索引”, 为此本文提出一种类噪声混沌编码的方法, 其具体编码方法为:

(1) 选取类噪声索引 \mathbf{K} 中非零数的个数 n , 其中 $n < N$, 并选定帐篷函数 $f(x)$ 的参数值 k [$\frac{1}{2} < k \leq 1$] 和初始迭代值 $x(0)$, 同时设 $i = 1$ 。

(2) 计算 K_i 对应的迭代次数 $Z_i = Z_0 + i$, 其中 Z_0 为一固定值, i 为 K_i 在 \mathbf{K} 中的位置号, 调用帐篷函数 $f(x)$ 迭代直到 Z_i 次。根据第 Z_i 次帐篷函数的输出值来对 K_i 进行编码。其编码规则为: 若输出值大于或等于 0.5, 则 K_i 编码为 $(-1)^t / \sqrt{n}$, 其中 t 为 K_1, K_2, \dots, K_{i-1} 中非零数的个数; 若输出值小于 0.5, 则 K_i 编码为零。于是就得到了 K_i 的编码值。

(3) 令 $i = i + 1$, 返回到 (2) 重复执行, 直到 \mathbf{K} 中非零数的个数为 n 为止。

(4) 将 \mathbf{K} 中剩下的元素编码为零, 这样就得到了类噪声索引 \mathbf{K} 。

很明显生成的类噪声索引 \mathbf{K} 严格满足类噪声条件 (1) 和 (2), 由于帐篷函数在此时只有混沌轨道, 因此当 N 足够大时, 类噪声条件 (3) 和 (4) 也近似地满足 (即不相关)。

4 仿真实验

4.1 从单模式信息中回忆的仿真实验

图 1(a) 为一个 32×32 的存储模式图像, 对该图像采用逐行扫描的方法可以得到二值向量 \mathbf{P} , 利用帐篷函数的混沌过程来生成类噪声索引 \mathbf{K} 。仿真中参数取值: \mathbf{K} 中非零数的个数 $n = 100$ 、帐篷函数的参数值 $k = 0.6$, $Z_0 = 10$, 初始迭代值 $x(0) = 0.54$ 。利用上述介绍的方法很容易得到 \mathbf{K} 。图 1(b) 为该存储模式对应的部分记忆向量 \mathbf{m} (即 \mathbf{P} 与 \mathbf{K} 的循环卷积) 的 32×32 图像, 图 1(c) 为由给定的索引 \mathbf{K} 的回忆结果 (即 \mathbf{m} 与 \mathbf{K} 的循环相关)。从图 1(c) 可以看出: 利用循环卷积和循环相关运算可以从类噪声混沌编码的单模式中恢复图像记忆, 同时发现最终回忆图像与原始存储图像有一定的平移量 $(\Delta x, \Delta y)$ 。



(a) 存储模式图像

(b) 部分记忆向量 \mathbf{m} 的图像

(c) 回忆输出结果图像

图 1



(a) 存储模式图像 (b) 恢复结果 R 的图像

图 2

4.2 从双模式信息中回忆的仿真实验

设两个存储模式图像如图 1(a) 和图 2(a) 所示, 对这两个图像也采用逐行扫描的方法来得到二值向量 P_1 和 P_2 , 利用帐篷函数的混沌过程来生成类噪声索引 K_1 和 K_2 . 仿真中参数取值: K_1 和 K_2 中非零数的个数 $n_1 = n_2 = 100$ 、帐篷函数的参数值 $k_1 = k_2 = 0.6$ 、初始迭代值 $x_1(0) = 0.64$, $x_2(0) = 0.301$. 利用上述模型中介绍的方法可以得到 m_1, m_2, M 和 R , 如图 2(b) 为输出结果 R 的图像. 从图 2(b) 可以看出: 利用循环卷积和循环相关运算可以从类噪声混沌编码的双模式中恢复图像的记忆, 同时也发现最终回忆图像与原始存储图像有一定的位移量.

5 主要结论

本文概述了利用帐篷函数的混沌过程来生成类噪声索引为一般性的方法, 得出了类噪声混沌编码记忆的数学模型, 同时描述了循环卷积和循环相关运算在信息存储和恢复中的基本机理, 最后通过仿真实验来验证, 并得到如下主要结论: 利用循环卷积和循环相关运算, 图像可以从类噪声混沌编码的单模式和双模式中正确地回忆出, 并且最终回忆图像与原始存储图像有一定的位移量.

总之, 类噪声混沌编码模型的部分记忆是通过记忆样本模式与其类噪声索引间的循环卷积运算来完成的, 而回忆过程则是通过全部记忆与对应的类噪声索引间的循环相关运算来实现. 类噪声混沌编码方法避免了学习训练过程, 而直接从样本模式经过类噪声混沌编码形成记忆网络, 该模型可以对残缺的样本模式实现很好的联想.

参 考 文 献

- [1] S. I. Amari, Characteristics of random nets of analog neuron-like elements, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1972, 2(5), 643-657.
- [2] J. J. Hopfield, Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proc. of the National Academy of Science (USA), 1982, 79, 2554-2558.
- [3] D. J. Willshaw, Holography, Associative Memory, and Inductive Generalization, G. E. Hinton, & J. A. Anderson (Eds.), 1989, 103-124.
- [4] S. Bottini, An algebraic model of an associative noise-like coding memory, Biological Cybernetics, 1980, 36, 221-228.
- [5] T., Kohonen, M. Ruhonen, Representation of associated data by matrix operations, IEEE Trans. on Computers, 1973, C-22, 701-702.
- [6] B. Kosko, Bidirectional associative memories, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1988, 18(1), 49-60.
- [7] 王东生, 曹磊, 混沌、分形及其应用, 合肥, 中国科学技术大学出版社, 1995, 第二章.
- [8] 陈士华, 陆君安, 混沌动力学初步, 武汉, 武汉水利电力大学出版社, 1998, 第二章.
- [9] D. Gabor, Associative holographic memories, IBM Journal of Research and Development, 1969, 13, 156-159.

- [10] A. Borsellino, T. Poggio, Convolution and correlation algebraic, *Kybernetik*, 1973, 10, 113-122.
- [11] 楼顺天, 李博菡, 基于 MATLAB 的系统分析与设计——信号处理, 西安, 西安电子科技大学出版社, 1998, 第一章.
- [12] 张彦仲, 沈乃汉, 快速傅里叶变换及沃尔什变换, 北京, 航空工业出版社, 1989, 第三章.

A KIND OF IMAGE ASSOCIATIVE MEMORY BASED ON NOISE-LIKE CHAOTIC CODING

Yu Qunming Wang Yaonan Chen Jiguang*

(Institute of Electronic and Information Eng., Hunan University, Changsha 410082, China)

**(Chenzhou Science Council, Chenzhou 423000, China)*

Abstract A general methodology of key-generation of noise-like by use of chaotic process of tent-map function is described in this paper, a mathematics model of noise-like chaotic coding memory is constructed, meanwhile the basic mechanism of circulant convolution and circulant correlation in image information storage and retrieval is demonstrated. Simulation experiments show that image can be correctly recalled from single-pattern and double-pattern of noise-like chaotic coding by use of circulant convolution and circulant correlation operation, and there is a displacement between the last recalled image and the prototype image.

Key words Noise-like, Chaotic coding, Circulant convolution, Circulant correlation, Image storage and retrieval

余群明: 男, 1966 年生, 博士, 主要从事神经网络、混沌理论及智能机器人等方面的研究.

王耀南: 男, 1957 年生, 博士后, 教授、博士生导师, 主要研究领域为工业自动化、人工智能、智能机器人视觉、神经网络及模糊控制、图像识别等.