

# 利用离散 Hopfield 网络的码本设计方法

雷超阳<sup>1</sup>, 钟一青<sup>2</sup>

LEI Chao-yang<sup>1</sup>, ZHONG Yi-qing<sup>2</sup>

1.长沙通信职业技术学院 计算机工程系, 长沙 410015

2.湖南环境生物职业技术学院 计算机工程系, 湖南 衡阳 421005

1.Department of Computer Engineering, Changsha Tel. & Tec. Vocational College, Changsha 410015, China

2.Department of Computer Engineering, Hunan Env. & Bio. Vocational College, Hengyang, Hunan 421005, China

LEI Chao-yang, ZHONG Yi-qing. Codebook design method of using discrete Hopfield neural networks. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(21): 61-63.

**Abstract:** This paper proposes codebook design method of using discrete hopfield neural networks. Based on analysis of the LBG algorithm and features of discrete hopfield neural networks, this method builds a clustering form; the clustering form works with the asynchronous mode of discrete hopfield neural network, and obtains the final codebook. Experimental results indicate that PSNR can be increased 2.742 to 3.825 dB. This method is more effective than the traditional LBG algorithm.

**Key words:** codebook; LBG algorithm; Hopfield neural network; Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

**摘要:** 论文提出了一种利用 Hopfield 网络的码本设计方法, 分析了 LBG 算法和离散 Hopfield 网络的特点, 针对该特点构造聚类表格, 并按离散 Hopfield 神经网络串行方式运行, 从而得到最终码字集。通过实验表明, 在码本大小相同的情况下, 峰值信噪比提高了 2.742~3.825 dB, 生成的码本质量较传统的 LBG 算法更加有效。

**关键词:** 码本; LBG 算法; Hopfield 网络; 峰值信噪比

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.21.016 文章编号: 1002-8331(2009)21-0061-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

## 1 引言

随着数字信号处理技术的成熟和网络的日益普及, 数字图像和视频技术已经在很多领域得到了广泛的应用, 然而, 由于数字图像和语音数据量极大, 无论是存储还是传送都需要占用很大的系统资源, 因而图像压缩十分必要, 而码本设计是图像压缩的关键。基于此, 国内外专家学者提出了各种码本设计方法, 如由 Linde 等人提出的 LBG 算法<sup>[1]</sup>; 模糊分类矢量量化 (FCVQ)<sup>[2-3]</sup>, 余春东等人基于模拟退火的 LBG 算法<sup>[4]</sup>; 汪烈军等人基于自组织神经网络的码本设计<sup>[5]</sup>。

一种高效的图像压缩方法, 它能够获得很高的压缩比, 能有效降低传输码率和存储容量。论文提出一种利用离散 Hopfield 网络的码本设计方法, 该方法是把一幅完整的图像分成  $m \times m$  子块, 每个子块按行或列排列成列矢量, 并给每个子块编号, 以子块编号为列、码字序号为行构成聚类表格, 行列交叉点表格值为 0 或 1; 然后根据离散 Hopfield 神经网络的能量函数, 计算当前表格状态的能量, 使能量按减少方向串行运行, 直到能量不再变化为止, 此时得到的表格状态就是矢量量化码本; 根据表格每行所包括的子块, 计算码字矢量, 得到最终的码本。通过实验表明, 在码本大小相同的情况下, 峰值信噪比提高了 2.742~3.825 dB, 生成的码本质量较传统的 LBG 算法表现出良好的效果。

## 2 LBG 算法

1980 年由 Linde 等人提出的 LBG 算法。LBG 算法<sup>[5]</sup>属于矢量量化算法。在矢量量化中, 线性空间  $R^k$  到其一个有限子集  $Y$  的映射  $Q$ , 即  $Q: R^k \rightarrow Y$ , 则 LBG 算法可描述如下:

(1) 初始化, 给定码本大小  $N$ ,  $\xi > 0$ ,  $Y_0 = \{y_i^0; i=1, 2, \dots, N\}$ ,  $x_j, j=1, 2, \dots, I, m=0, D_{-1} = \infty$ ;

(2) 对于  $Y_m = \{y_i^m; i=1, 2, \dots, N\}$ , 计算  $D_m(Q_m) = \frac{1}{I} \sum_{j=1}^I d(x_j, Q_m(x_j))$ ;

(3) 若  $\frac{D_{m-1}(Q_{m-1}) - D_m(Q_m)}{D_m(Q_m)} \leq \xi$ , 停止;

(4) 寻找  $\hat{x}(\pi Y_m) = \{\hat{x}(R_i); i=1, 2, \dots, N\}$ , 令  $Y_{m+1} = x(\pi Y_m)$ , 返回(1)。

其中  $I$  表示训练矢量的个数,  $m$  表示循环迭代次数,  $d(x_j, Q_m(x_j))$  表示训练矢量  $x_j$  和在第  $m$  次迭代码本中对应码字的失真误差, 如果失真误差用欧氏距离的平方来测量<sup>[3]</sup>, 则  $d(x_j, Q_m(x_j))$  可定义如下:

$$d(x_j, Q_m(x_j)) = \|x_j - Q_m(x_j)\|^2$$

基金项目: 湖南省教育科学“十一五”规划课题(No.XJK06CZC078)。

作者简介: 雷超阳(1971-), 男, 副教授, 主要研究领域为计算机网络和数据结构; 钟一青(1970-), 女, 副教授, 研究方向为计算机网络和数据结构。

收稿日期: 2008-06-13 修回日期: 2008-09-16

步骤(4)中的  $\pi Y_m$  是对码字集  $Y_m$  重新进行优化分割,  $\hat{x}(\pi Y_m) = (\hat{x}(R_i); i=1, 2, \dots, N)$  是对重新分割所得到的  $R_i (i=1, 2, \dots, N)$ , 统计计算出其质心  $\hat{x}(R_i)$ 。由  $D_m(Q_m) < D_{m-1}(Q_{m-1})$ , 保证了算法的收敛性。

从以上分析可知 LBG 算法存在如下问题<sup>[1]</sup>: (1)在计算时假定随机过程  $X$  是一个平稳随机过程且各态历经的, 这在实际中并不总是成立; (2)在某些情况下根本无法找到真正具有代表性的训练序列; (3)训练时与初始码本有很大关系, 如果初始码本设置不当, 算法易陷入局部极小值, 因而矢量量化恢复后图像质量不高。因其理论上的严密性, 实施过程简便以及较好的设计效果而获得广泛的应用。但它强烈地依赖于初始码书的选取, 容易陷入局部最小。因此提出的方法不需要假定输入矢量是平稳随机过程且各态历经的, 生成的码本和初始码本无关, 能避免陷入局部极小值。

### 3 离散 Hopfield 神经网络

Hopfield 网络由 Hopfield<sup>[6]</sup>于 1982 年提出, 它是一种非线性的动态模型。Hopfield 将 Lyapunov 能量函数引入到神经网络中, 作为网络稳定平衡的判据, 并运用模拟电子电路成功地实现了神经网络优化“旅行商”问题。神经网络能量函数的极小点对应于系统的稳定平衡点, 这样, 能量函数极小点的求解将转化为求解系统的稳定平衡点<sup>[5]</sup>。随着时间的推移, 神经网络的运动总是朝着能量函数减小的方向, 最终到达系统的稳定平衡点, 即能量函数的极小点。用非线性动力学的方法来研究这种神经网络的特性, 建立了网络稳定性判断依据, 并指出信息存储在网络中神经元之间的连接上, 形成了著名的离散 Hopfield 神经网络。

离散 Hopfield 神经网络最著名的应用之一就是最优化计算。Hopfield 神经网络是单层全互连的、含有对称突触连接权值的反馈型神经网络模型, 其结构如图 1 所示<sup>[5]</sup>。

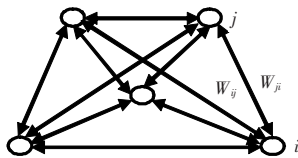


图 1 Hopfield 神经网络结构

在图 1 中, 神经元可取值  $\{0, 1\}$  或  $\{-1, +1\}$ , 其中任意神经元  $i$  与  $j$  之间的权值为  $W_{i,j}$ , 神经元之间联接是对称的, 即  $W_{i,j} = W_{j,i}$ , 神经元自身无联接, 即  $W_{i,i} = 0$ 。虽然神经元自身无联接, 但每个神经元都同其他的神经元相连, 即每个神经元都将其自身的权值传递给其他的神经元, 同时每个神经元又都接受其他神经元传来的信息。这样对于每个神经元来说, 其输出信号经过其他神经元后又有可能反馈给自己, 所以 Hopfield 网络是一种反馈神经网络。

假设 Hopfield 网络中有  $m$  个神经元, 其中任意神经元  $i$  的输入用  $U_i$  表示, 输出用  $S_i$  表示, 它们都是时间  $t$  的函数,  $S_i(t)$  也称为神经元  $i$  在  $t$  时刻的状态, 其中  $i \in [1, m]$ 。

Hopfield 网络按动力学方式运行, 其工作过程为状态的演化过程, 即从初始状态按能量减少的方向进行演化, 直到达到稳定状态, 稳定状态即为网络的输出。Hopfield 网络的方式主要有两种形式:

(1)串行(异步)工作方式: 在任一时刻  $t$ , 只有一个神经元进行状态调整, 而其他神经元状态保持不变;

(2)并行(同步)工作方式: 在任一时刻  $t$ , 所有神经元同时改变状态。

若 Hopfield 网络从某一状态  $S(0)$  开始, 经过有限时间  $t$  后, 它的状态不再发生变化, 这就是离散 Hopfield 网络的稳定状态, 又叫做吸引子。如果网络存在稳定状态, 则 Hopfield 网络的“能量函数”(Lyapunov 函数)的“能量”在网络运行过程中应该不断地降低, 最后达到稳定的平衡状态。Hopfield 网络的“能量函数”定义为:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1, j \neq i}^m W_{ij} S_i S_j - \sum_{i=1}^m B_i S_i \quad (1)$$

其中  $B_i$  表示神经元  $i$  的阈值或偏置值。

### 4 构造聚类表格

假设图像大小为  $M \times N$ , 左上角像素点位置为  $(1, 1)$ , 矢量量化码本  $Y$  大小为  $K, y_k$  表示第  $k$  个码字。把每幅图像划分为  $L$  个  $n \times n$  子块, 把子块按行或列排列成  $n^2 \times 1$  维列矢量,  $Block(l, h)$  表示第  $l$  子块的第  $h$  维分量,  $l=1, 2, \dots, L, h=1, 2, \dots, n^2$ 。以子块序号  $l$  为列号、码字序号  $k$  为行号构成聚类表格, 行列交叉点表格值为 0 或 1, 聚类表格<sup>[6]</sup>如表 1 所示。

表 1 聚类表格

码字序号	子块序号						
	1	2	3	...	$l$	...	$L$
1	1	0	0	...	...	...	...
2	0	1	0	...	...	...	...
3	0	0	1	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
$k$	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
$K$	...	...	...	...	...	...	...

在聚类表格 1 中,  $C(i, j)$  表示第  $i$  行第  $j$  列元素的值,  $C(i, j) \in \{0, 1\}$ , 当  $C(i, j) = 0$  时, 表示第  $j$  子块不属于第  $i$  个码字; 当  $C(i, j) = 1$  时, 表示第  $j$  子块属于第  $i$  个码字。从表 1 可知, 每列有且只有一个元素为 1, 这表示每个子块必须属于且只能属于一个码字; 每个码字可有多个子块。

### 5 基于离散 Hopfield 神经网络的码本设计

根据前面的论述, 现在实现基于离散 Hopfield 神经网络的码本设计。根据聚类表格的描述, 离散 Hopfield 网络的神经元个数为  $K \times L$  个; 每个神经元的状态  $S_{i,j} = C(i, j)$ ; 每个神经元的偏置值  $B_{i,j} = 0$ ; 神经元之间的权值  $W_{i,j} = 1$ 。相应的 Hopfield 神经网络模型如图 2 所示。该模型由  $K \times L$  个相互连接的神经元组成的二维平面(即聚类表格有  $K \times L$  个元素)。

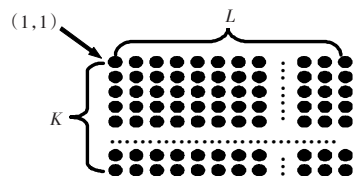


图 2 基于聚类表格的 Hopfield 神经网络模型

把 Hopfield 网络的能量函数式(1)改造为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^K (C(p, l)C(q, l)) + \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \left( \sum_{p=1}^K C(p, l) - 1 \right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{p=1}^K \sum_{l=1}^L (R(p, l)C^2(p, l)) \quad (2)$$

其中  $p, q$  为码字序号。式(2)第一项为保证聚类表格中每列只能有一个 1; 第二项为保证聚类表格中每列必须有一个 1, 这两项表示每个神经元属于一个且只能属于一个码字; 第三项是为了保证码字内总距离最小。并且有:

$$R(p, l) = \sum_{h=1}^n (Block(l, h) - \bar{x}(p, h)C(p, l))^2 \quad (3)$$

其中  $\bar{x}(p, h)$  是第  $p$  个码字的第  $h$  维分量, 且有:

$$\bar{x}(p, h) = \frac{\sum_{l=1}^L Block(l, h)C(p, l)}{\sum_{l=1}^L C(p, l)} \quad (4)$$

基于 Hopfield 神经网络的码本设计方法以串行工作方式进行, 其算法描述如下:

(1) 对网络进行初始化, 对神经元状态赋初值规则为:

$$E(i, j) = \begin{cases} 1 & (i \% K) = (j \% K) \\ 0 & (i \% K) \neq (j \% K) \end{cases}$$

$Temp$  用来记录当前列中聚类表格能量最小时该列(子块)所属的码字, 初值为 1;

(2) 根据式(2)计算聚类表格当前状态的能量  $E_0$ ;

(3) 令聚类表格中  $C(i, j) = 0, C(i+1, j) = 1$ , 即当前列(子块)属于下一个码字, 相当于串行改变神经元的状态,  $i = i+1$ ;

(4) 根据式(2)计算聚类表格当前状态的能量  $E_1$ ;

(5) 检查聚类表格能量是否改变, 计算  $\Delta E = E_1 - E_0$ , 如果  $\Delta E \leq 0$ , 则状态改变有效,  $Temp = i, E_0 = E_1$ ; 否则, 返回到(3)作进一步迭代处理;

(6) 如果  $i \geq K$ , 则  $C(Temp, j) = 1, j = j+1$ 。如果  $j \leq L$ , 则返回到(3)作进一步迭代处理; 否则, 迭代处理过程结束, 转(3)继续;

(7) 利用式(4)分别计算每个码字的每个分量, 得到第  $p$  个码字:

$$y_p = \begin{bmatrix} \bar{x}(p, 1) \\ \bar{x}(p, 2) \\ \vdots \\ \bar{x}(p, n^2) \end{bmatrix}$$

(8) 根据(7)得到的码字集, 对图像进行编码, 完成矢量量化过程。

## 6 模拟实验和结果比较

在模拟实验时, 采用峰值信噪比(PSNR)对算法设计的图像码书性能进行客观评价。论文分别采用了大小为  $256 \times 256$  和  $512 \times 512$  像素、灰度级为 256 的茶杯图像, 码本大小分别取 256、512 和 1 024, 子块划分为  $3 \times 3$ , 即码字维数为 9, 实验在 MatLab 7.0 软件环境下进行。当码本大小为 256, 实验图像采用  $256 \times 256$  像素的茶杯图像时, 实验结果如图 3 所示。选择峰值信噪比作为图像矢量量化后恢复客观评价的标准, 峰值信噪比的定义分别为:



(a) 茶杯原图像 (b) 本文方法 (c) LBG 算法

图 3 原始图像、本文方法和 LBG 算法后图像比较

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{M \times N \times 255^2}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x, y) - g(x, y))^2} \right) \quad (5)$$

其中  $M$  和  $N$  是图像大小,  $f(x, y)$  为原始图像的灰度值,  $g(x, y)$  是矢量量化后恢复图像的灰度值, 峰值信噪比值越大, 说明恢复的图像越好, 越接近原始图像。

在实验时, 对提出的基于离散 Hopfield 神经网络的图像矢量量化方法和传统 LBG 算法进行了比较, 得到的峰值信噪比如表 2 所示。

表 2 本文方法和 LBG 算法峰值信噪比比较

码本大小	生成码本方法	峰值信噪比	
		256×256 图像	512×512 图像
256	本文方法	30.457	33.435
	LBG 算法	27.715	30.610
512	本文方法	32.542	34.930
	LBG 算法	29.689	32.038
1 024	本文方法	34.579	37.816
	LBG 算法	31.478	34.561

从图 3 和表 2 中可以得到:

(1) 在码本大小相同时, 不管是本文方法还是 LBG 算法生成码本, 在矢量量化后恢复图像的峰值信噪比值随着图像大小而变化, 图像越大, 峰值信噪比值越高; 码本越大, 不管是本文方法还是 LBG 算法生成码本, 在矢量量化后恢复图像的峰值信噪比值越高;

(2) 在码本大小相同时, 本文方法生成码本的质量比 LBG 算法生成码本的质量要高, 即矢量量化后图像恢复时, 前者比后者的峰值信噪比值要高;

(3) 码本越大, 本文方法矢量量化后恢复图像的峰值信噪比比 LBG 算法矢量量化后恢复图像的峰值信噪比要高。

从以上分析可以得到, 本文方法比传统的 LBG 算法要优化, 生成的码本质量好。

## 7 结束语

通过分析 LBG 算法和离散 Hopfield 网络的特点, 把图像分成子块, 根据子块和分类数构造聚类表格; 并按离散 Hopfield 神经网络串行方式运行, 从而得到最终码字集。通过实验表明, 在码本大小相同的情况下, 峰值信噪比提高了 2.742~3.825 dB, 生成的码本质量较传统的 LBG 算法表现出良好的效果, 从而证明该方法的有效性。

## 参考文献:

- [1] 李春利, 于倩. 自适应二阶码书矢量量化算法研究[J]. 计算机工程, 2005, 31(7): 202-205.
- [2] 袁静, 冯前进, 陈武凡. 基于模糊聚类优化的分形图像压缩快速算法[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(5): 13-15.