

基于神经网络的分形图像编码 边缘信息提取*

陈鑫 张立明 林涛

(复旦大学电子工程系工控实验室, 上海, 200433)

TP391.41

摘要 利用并行神经网络实现分形图像编码时, 提出一种限定父块选取的编码方法, 该方法保留了结构简单、计算量小等特点, 获得的分形码流不仅可从任意图像开始, 通过多次迭代重建图像, 而且还可以从均匀灰阶图像(全黑图像除外)出发, 迭代一次获得精确的图像边缘。模拟结果表明该方法是有效的。

关键词 分形码流, 神经网络, 边缘提取。

分形图像编码, 边缘信息提取。

IMAGE CONTOUR EXTRACTION USING NEURAL NETWORK-BASED FRACTAL CODING*

图像处理

CHEN Xin ZHANG Li-Ming LIN Tao

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract A coding method was presented to fix the selection of domain blocks when implementing fractal image coding with parallel neural network technologies. The obtained fractal code can be used to get the fine image contour after one iteration from any uniform gray-level images (except all black), as well as to reconstruct the original image after many times of iteration from any images. At the same time, this method still keeps the features of simple structure and low computation complexity. The simulation results show that this method is effective.

Key words fractal code, neural network, contour extraction.

引言

Barnsley^[1]首先提出使用迭代函数系统 IFS (Iterated Function System) 进行分形图像编码, 利用图像的自相似性实现灰度图像压缩, 后由 Jacquin 和 Fisher^[2,3] 提出实用的分形图像压缩算法 PIFS (Partitioned IFS)。但存在着计算复杂、编码时间长等问题。

人工神经网络具有并行处理、非线性映射和很强的学习功能等特点, 具有广泛应用前景。文献[4]将神经网络应用于分形图像压缩, 大大提高编码速度, 同时保证较好的压缩效果。本文在此基础上, 限定父块选取方法, 这样获得的码流在解码端不仅可以恢复图像, 且能从任意均匀灰阶图像开始(全黑图像除外), 迭代一次得到图像边缘。与文献[5]用普通分形编码得到图像边缘相比, 保留了计算简单等特

点, 同时获得较高质量的图像边缘。使用本文提出的限定父块选取的并行神经网络进行分形图像压缩, 可以无须重建图像而快速获得图像边缘, 使得直接在压缩码流的基础上进行图像处理^[5,6]成为可能。

1 分形编码原理和神经网络的基本模型

PIFS 建立的映射 τ 可表示为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \tau \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & s_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \\ b_i \end{bmatrix}$$

其中 (x, y) 和 z 表示父块的坐标和灰度, (x', y') 和 z' 表示子块的坐标和灰度, s_i 为对比度收缩因子, b_i 为亮度偏移因子, (e_i, f_i) 为位置偏移因子。编码时记录每个子块的 s_i, b_i, e_i, f_i , 在解码时利用它们进行迭代, 拼贴定理保证迭代的收敛性, 编码时要搜索每个子块的最佳匹配父块。设图像尺寸为 $m \times n$, 子块大

* 国家自然科学基金(编号 39870194)资助项目
稿件收到日期 2000-01-24, 修改稿收到日期 2000-04-05

* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 39870194)
Received 2000-01-24, revised 2000-04-05

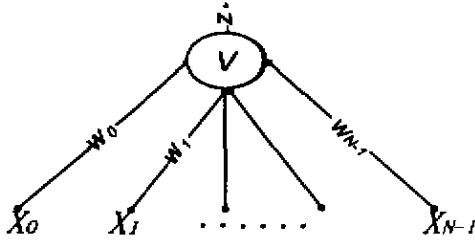


图1 基本神经元模型
Fig.1 The basic model of neuron

小为 $g \times g$, 通过映射 τ (可能有 p 种映射) 在 M 个父块中找到最佳匹配父块, 计算量为 $[p \times (3Mg^2 - 1) + p - 1] \times m \times n / g^2 \approx 3mnpM$.

用神经网络实现分形编码建立图像与其自身的映射. 图1为基本神经元模型, 输入 x_0, x_1, \dots, x_{N-1} 通过连接权 w_0, w_1, \dots, w_{N-1} 和神经元 v 相连接, v 的输出 z 由函数关系 o 决定为 $z = o(\sum_{i=0}^N w_i x_i - \theta)$, θ 为阈值.

2 神经网络对自仿射变换的学习

用神经网络实现分形编码时, 每个父块由 4 个像素点 $i, i+1, i+2, i+3$ 组成, 父块像素点的灰度 $z_i, z_{i+1}, z_{i+2}, z_{i+3}$ 作为神经网络的输入. 每个子块是一个像素点 j , 其灰度为神经元的输出. j 与 $i, i+1, i+2, i+3$ 相连的权为 $w_i, w_{i+1}, w_{i+2}, w_{i+3}$. 阈值为 θ_j , 神经元 j 的输出为

$$z'_j = o(\sum_{k=i}^{i+3} w_k z_k - \theta_j)$$

$$\text{其中 } o(x) = \begin{cases} 255, & x \geq 255 \\ x, & 0 < x < 255 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

权和阈值记录了父块到子块的映射, 是分形压缩编码中需要记录的用以恢复图像的信息. 因多数情况下神经元 v 处在线性区, 为方便起见, 以下讨论中用 $o(x) = x$ 代替.

整幅图并行处理时用矩阵表示: 定义运算 $A = B/C$ 等价于 $A_{ij} = B_{ij}/C_{ij}$, $A = B * C$ 等价于 $A_{ij} = B_{ij} \times C_{ij}$, $A, B, C \in R^{m \times n}$, 图像尺寸为 $m \times n$ 像素, 矩阵 $Z^{true}, Z' \in R^{m \times n}$ 分别表示原始和输出图像像素灰度. 构造矩阵 $Z^1, Z^2, Z^3, Z^4 \in R^{m \times n}$, $Z^k_{i,j} (k=1, 2, 3, 4)$ 为 (i, j) 点对应神经元的 4 个输入, 将 Z^{true} 各元素做一定的位置变换得到 $Z^k = P_k(Z^{true})$. 所有神经元的权值和阈值构成矩阵为: $W^k (k=1, 2, 3, 4), \theta \in R^{m \times n}$, 其中 $W^k_{i,j}$ 为 $Z^k_{i,j}$ 与 $Z'_{i,j}$ 的连接权, $\theta_{i,j}$ 为 $Z'_{i,j}$ 的阈值. 所有神经元的传递函数可以写成

$$Z' = o(\sum_{k=1}^4 W^k * Z^k - \theta)$$

神经元的学习归结为: $\min_{u, \theta} [(Z^{true}_{i,j} - Z'_{i,j})^2]$, 每次修改权和阈值为

$$\begin{aligned} \Delta W^k &= \eta \setminus d / Z^k, \\ \Delta \theta &= -\eta \setminus d. \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $d = Z^{true} - Z', k=1, 2, 3, 4, \eta$ 为学习步长. 为保证父块到子块压缩映射, 连接权限定在 $0 \sim 1$ 之间. 为提高神经元学习速度和精度, 阈值可限定在较小范围, 本文取为 $-10 \sim 0$.

神经网络学习 8 次效果已经很好, $m \times n$ 像素的图像需要 $8 \times 23 < m \times n$ 次运算, 神经网络的并行处理也缩短了计算时间. 压缩端对 W^k, θ 后编码得到分形码流, 压缩比约为 $10^{[4]}$.

解码时是将 t 时刻的输出

$$Z^{t(i,j)} = o(\sum_{k=1}^4 W^k_{i,j} \times Z^{t(i,j)} - \theta_{i,j}) \quad (2)$$

作为 $t+1$ 时刻的输入进行迭代的, 即

$$Z^{t+1} = P_k(Z^{t(i,j)}), \quad k=1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

3 利用分形压缩码流实现边缘提取

由于图像灰度值的连续性, 子块像素点垂直和水平方向上临近的 4 个像素的灰度值与当前点比较接近, 可作为较匹配的父块. 神经元输入和输出对应像素的位置关系如图 2 所示, 图中 $Z^1_{i,j} = Z^{true}_{i-1,j}, Z^2_{i,j} = Z^{true}_{i-1,j}, Z^3_{i,j} = Z^{true}_{i,j-1}, Z^4_{i,j} = Z^{true}_{i,j+1}$. 这样限定父块选取的优点是使得权 $W^k_{i,j}$ 具有一定特性, 可以从分形压缩码流提取图像边缘信息. 在图像的平滑区如上所述选取父块, 其像素点灰度与子块像素点差别较小, 即 $Z^{true}_{i,j} \approx Z^{true}_{i-1,j} \approx Z^{true}_{i-1,j} \approx Z^{true}_{i,j-1} \approx Z^{true}_{i,j+1}$. 将其代入式(1), 则每次修正 $\Delta W^1_{i,j} \approx \Delta W^2_{i,j} \approx \Delta W^3_{i,j} \approx \Delta W^4_{i,j}$, 在初始值较小情况下, 最终 $\Delta W^1_{i,j} \approx \Delta W^2_{i,j} \approx \Delta W^3_{i,j} \approx \Delta W^4_{i,j}$, 并且

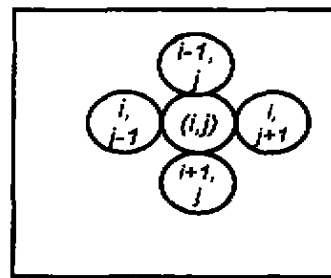


图2 父块和子块的位置关系
Fig.2 Position relation between domain and range blocks

满足

$$\theta_{i,j} \ll \sum_{k=1}^4 W_{i,j}^k \setminus Z_{i,j}^k, \quad (4)$$

$$Z_{i,j}^{true} \approx o(\sum_{k=1}^4 W_{i,j}^k \setminus Z_{i,j}^k)$$

时,下式成立:

$$W_{i,j}^1 \approx W_{i,j}^2 \approx W_{i,j}^3 \approx W_{i,j}^4 \approx 0.25. \quad (5a)$$

$$\sum_{k=1}^4 W_{i,j}^k \approx 1. \quad (5b)$$

图像边缘存在灰度值的快速变化,以灰度纵向变化的边缘上的子块像素点 (i,j) 为例(其它方向上的灰度变化可类似分析), (i,j) 属于灰度低的区域,周围存在一个(或多个)灰度值高的像素点,设高灰度值是低灰度值的 q 倍,按上文所述选取父块,如图3所示,有

$$Z_{i,j}^{true} \approx Z_{i,j-1}^{true} \approx Z_{i-1,j}^{true} \approx Z_{i,j+1}^{true},$$

$$Z_{i+1,j}^{true} = q \cdot Z_{i,j}^{true}, q > 1,$$

同理,按式(1),每次修正 $\Delta W_{i,j}^1 \approx \Delta W_{i,j}^2 \approx \Delta W_{i,j}^3$

和 $\Delta W_{i,j}^4 = \frac{1}{q} \cdot \Delta W_{i,j}^1$,最终得

$$W_{i,j}^1 \approx W_{i,j}^2 \approx W_{i,j}^3.$$

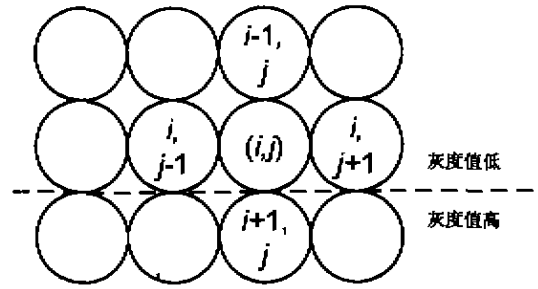


图3 图像边缘点

Fig. 3 The contour point of image

$$W_{i,j}^4 \approx \frac{1}{q} \cdot \Delta W_{i,j}^1,$$

$$Z_{i,j}^{true} \approx o(\sum_{k=1}^4 W_{i,j}^k \setminus Z_{i,j}^k) \approx 4 \setminus W_{i,j}^k \setminus Z_{i,j}^{true}, \text{ 则有}$$

$$W_{i,j}^1 \approx W_{i,j}^2 \approx W_{i,j}^3 \approx 0.25, \quad (6a)$$

$$W_{i,j}^4 \approx \frac{1}{q} \cdot 0.25,$$

$$\sum_{k=1}^4 W_{i,j}^k < 1. \quad (6b)$$

对于边缘点, $(i+1,j)$,周围存在一个(或多个)灰度值低的像素,进行类似分析,此时 $q < 1$,式(6b)不成立,但边缘信息已由点 (i,j) 反映,不影响边缘提取,实际情况中,神经元的阈值 θ 可以限定得更

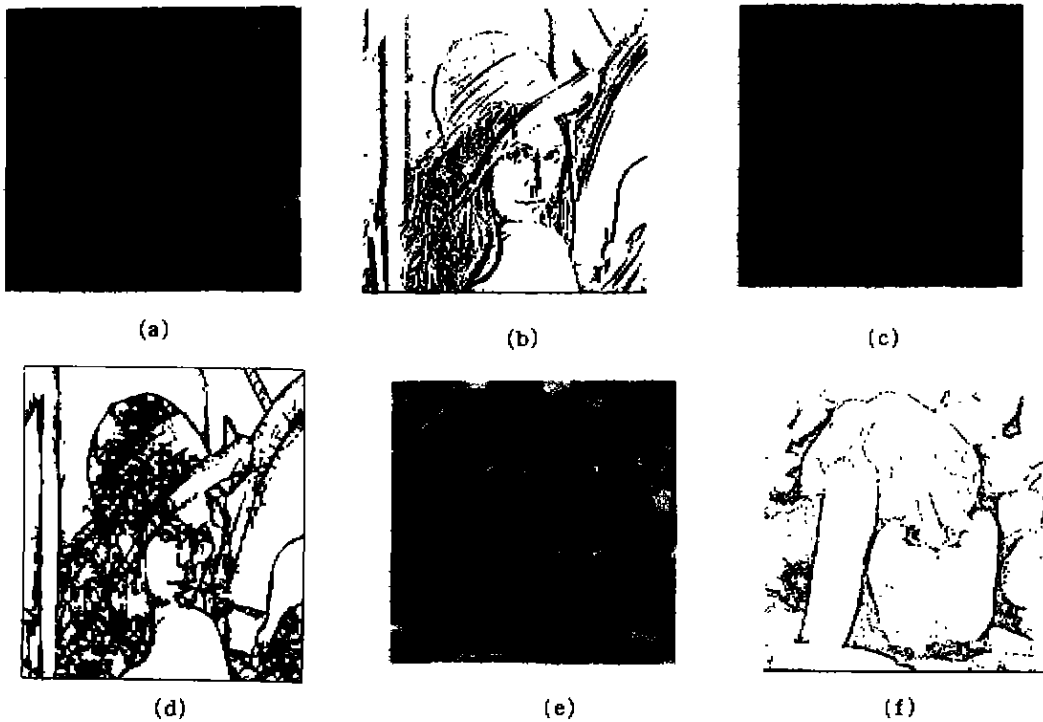


图4 (a) lenna 原图,(b) lenna 边缘提取结果,(c) lenna 重建图像
(d) 普通分形得到的边缘点,(e) 辣椒原图,(f) 辣椒边缘提取结果

Fig. 4 (a) Original image of lenna, (b) the contour of lenna, (c) reconstructed image of lenna
(d) contour acquired by common fractal code, (e) original image of peppers, (f) the contour of peppers

小,式(4)对于绝大多数像素点是成立的,不会造成很多误判。

在提取图像边缘时,从均匀灰阶图像(设像素灰度为 $Z_{i,j}^{(0)}=l, l \neq 0$)出发,在 $t=1$ 时刻,由 $Z^{(1)}=P_z(Z_{i,j}^{(0)})$,得到 $Z_{i,j}^{(1)}=l$ 。对于图像平滑区,将式(5b)代入式(2),得到 $|Z_{i,j}^{(1)}-l| \approx 0$ 。而对于边缘像素点,将式(6b)代入式(2),得 $Z_{i,j}^{(1)} < l$,并且 q 越大, $\sum_{c=1}^4 W_{i,j}^c$ 越小, $|Z_{i,j}^{(1)}-l|$ 是一个较大的值。设定门限值为 th ,当 $|Z_{i,j}^{(1)}-l| > th$ 则认为 (i, j) 点是边缘点,否则 (i, j) 点位于图像平滑区,也就是进行一次迭代后,得到图像边缘。 th 太大时,有些边缘点会被漏检; th 太小时,很小的灰度变化也会被检出。对于不同图像,可以通过简单调节 th 获得更好的效果,一般取值在 20~40。

4 模拟结果

图 4 是本方法的模拟结果,其中(b)和(f)是利用本文算法得到的图像边缘, th 分别取为 25 和 40,(c)是从 peppers 图像开始,迭代 35 次得到的 lenna 恢复图像;(d)是文献[5]中用普通分形编码方法得到的图像边缘。将图 4(b)与(d)相比,眼睛和帽子的装饰物均被检测出来,这是因为采用的子块相当于是

一个象素大小,足够精细到获得细小区域的特征。同时,(b)中无(d)所具有 Sierpinski 三角形,效果较好。

本文提出利用限定父块选取的神经网络对图像进行分形编码,无须重建图像而从压缩码流中直接快速地获得图像边缘。因此,如果用本文提出的方法压缩图像,建立分形码流数据库,可以实现图像的快速浏览和查找,或作为图像编辑、识别等其它图像处理的基础。

REFERENCES

- [1] Barnsley M F, Sloan A D. A better way to compress images, *Byte*, 1988, 13(1): 215-223
- [2] Jacquin A E. Fractal image coding: a review, *Proceedings of the IEEE*, 1993, 81(10): 1451-1465
- [3] Fisher Y ed. *Fractal Image Compression: Theory and Application*. New York: Springer-Verlag, 1995
- [4] Lee S J, Wu P Y, Sun K T. Fractal image compression using neural networks, *IEEE WCCI*, 1998: 613-618
- [5] Takashi I, Yoko S. Image segmentation and contour detection using fractal coding, *IEEE Trans. on Circuits System and Video Technology*, 1998, 8(8): 968-975
- [6] XIAN Ming, ZHUANG Zhao-Wen, XIAO Shun-Ping, et al. Radar target recognition based on fractal compression characteristic, *J. Infrared Millim. Waves*, (鲜明, 庄钊文, 肖顺平, 等. 基于分形压缩特征的雷达目标识别研究, *红外与毫米波学报*), 1999, 18(4): 289-294