

模糊细胞神经网络在书法碑帖汉字重构中的应用

姚远 王广雄 张田文*

(哈尔滨工业大学控制工程系 哈尔滨 150001)

* (哈尔滨工业大学计算机科学与工程系 哈尔滨 150001)

摘要 模糊细胞神经网络作为一种模拟逻辑可编程并行网络,可以用来实时实现数学形态学的全部基本算子.文中基于加性模糊细胞神经网络结构,应用数学形态学的重构算法,研究中国书法碑帖在自然腐蚀噪声环境下的去噪和汉字提取问题,并给出了算法的伪代码描述和数字计算机仿真结果.该方法可应用于书法碑帖的汉字处理和实时重构.

关键词 模糊细胞神经网络,数学形态学,图像处理

中图法分类号 TP18; TP391

APPLICATION OF FUZZY CELLULAR NEURAL NETWORKS TO STONE INSCRIPTIONS RECONSTRUCTION IN CHINESE CALLIGRAPHY

YAO Yuan, WANG Guang-Xiong, and ZHANG Tian-Wen

(Department of Control Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

* (Department of Computer Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Using the fuzzy cellular neural networks (FCNN), the paper studies the noise suppression and character extraction in Chinese calligraphy stone inscriptions polluted by natural erosive noise. The real-time stone inscription reconstruction is realized and the simulation results are given.

Key words fuzzy cellular neural networks (FCNN), mathematical morphology, image processing

1 引言

传统的细胞神经网络(CNN)^[1,2]是一种大规模局域连接的并行模拟网络,而且基于VLSI实现的CNN通用机(CNN universal machine)具有与图灵机一样强的编程能力^[3],因此适用于复杂情况下的实时图像处理,如机器人视觉等.但是传统CNN是以线性加权连接为特点的,只能实现图像处理中的各种线性滤波器.最近,Yang等人将非线性运算 \min/\max 引入权连接,提出了模糊细胞神经网络(FCNN)结构,将模糊逻辑引入到FCNN编程中,并能够实现数学形态学中的非线性滤波器^[4~6].

作为图像分析中的里程碑之一,数学形态学^[7,8]是一种局部作用的并行几何滤波方法.它以结构元作为样本,将与其形状和大小相似的图像特征保留,其它的特征则过滤掉.数学形态学在图像重构、边缘检测、骨架分析和特征提取等方面有着重要的应用^[7~10].然而,由于其大规模并行特征,形态学运算在传统串行计算

原稿收到日期:1998-04-28;修改稿收到日期:1998-08-31.本课题得到国家自然科学基金资助(项目编号69775007).姚远,男,1973年6月生,硕士,目前研究方向为鲁棒控制及滤波、视觉和复杂性.王广雄,男,1933年12月生,教授、博士生导师,主要研究方向为鲁棒控制、 H_∞ 控制理论及应用.张田文,男,1940年3月生,教授、博士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别和计算机视觉.

机上的时间复杂度很大. FCNN 作为一种并行模拟网络,以其强大的模拟逻辑(analogic)^[2,6]编程能力,为实现形态学实时图像处理提供了新的范例.

碑刻是历史上保存中国书法艺术的主要途径.但是经过数百年的风化腐蚀,碑刻在不同程度上遭到破坏,碑帖上的字迹往往是模糊的,而且伴有大量的腐蚀噪声.利用 FCNN 形态学重构来恢复碑刻原貌,不仅对于保存和研究我国书法艺术具有重要的意义,也为其在图像处理领域的应用作出了实例.

本文基于一种加性 FCNN 结构,采用形态学灰度重构和二值重构算法来进行碑帖噪声抑制和汉字提取.

2 数学形态学 FCNN 实现的基本理论

Yang 等人所提出的加性 FCNN 可用来实现全部的形态学运算^[5].具体地说,采用一单层 $M \times N$ 加性 FCNN 结构,其中网络由 M 行 N 列细胞(Cell)组成,每个细胞的动力学方程为:

单层加性 FCNN 细胞状态方程

$$C \frac{dx_{ij}}{dt} = -\frac{1}{R_x} x_{ij} + \sum_{C_{kl} \in N_r(i,j)} (A(i,j;k,l) y_{kl}) + \sum_{C_{kl} \in N_r(i,j)} (B(i,j;k,l) u_{kl}) + I_{ij} + \underset{C_{kl} \in N_r(i,j)}{\tilde{\wedge}} (A_{fmin}(i,j;k,l) + y_{kl}) + \underset{C_{kl} \in N_r(i,j)}{\tilde{\vee}} (A_{fmin}(i,j;k,l) + y_{kl}) + \underset{C_{kl} \in N_r(i,j)}{\tilde{\wedge}} (B_{fmin}(i,j;k,l) + u_{kl}) + \underset{C_{kl} \in N_r(i,j)}{\tilde{\vee}} (B_{fmin}(i,j;k,l) + u_{kl}) \quad (1)$$

输入方程

$$u_{ij} = E_{ij} \quad (2)$$

输出方程

$$y_{ij}(t) = f(x_{ij}(t)) = \frac{1}{2} (|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|) \quad (3)$$

这里符号“ $\tilde{\wedge}$ ”、“ $\tilde{\vee}$ ”表示模糊“与”(min)、“或”(max)运算,变量 x, y, u 都是电压信号.加性是指模糊权与输入或输出信号之间的加法连接.网络连接拓扑结构通常由矩形 r -邻域所决定,即 $N_r(i,j) = \{C_{kl} | \max(|k-i|, |l-j|) \leq r, 1 \leq k \leq M; 1 \leq l \leq N\}$.对于边缘细胞,可以将 C_{ij} 与 C_{Mj} 连接, C_{il} 与 C_{iN} 连接.这样,FCNN 便形成了一封闭流形,其细胞是空间不变的.因此 FCNN 的控制参数组为模板(templates): $\{A, B, A_{fmin}, A_{fmax}, B_{fmin}, B_{fmax}, C, R_x, I_{ij} = I\}$.控制前 6 个参数是 FCNN 模拟逻辑编程的主要途径,而 C 和 R_x 则用来决定动态响应时间常数 τ_{FCNN} ,在本文形态学算法实现中恒有 $R_x = 1$.当 I_{ij} 不是空间不变量(常量 I)时,常与初始状态 x_{ij}^0 、细胞输入 u_{ij} 表示图像像素值,可以构成 3 个 FCNN 输入,为其图像处理编程提供了更灵活的方式. FCNN 的输出范围是闭区间 $[-1, 1]$,可用来表示二值图像值($\{-1, 1\}$)和灰度图像值(区间 $[0, 1]$).图 1 是一 4

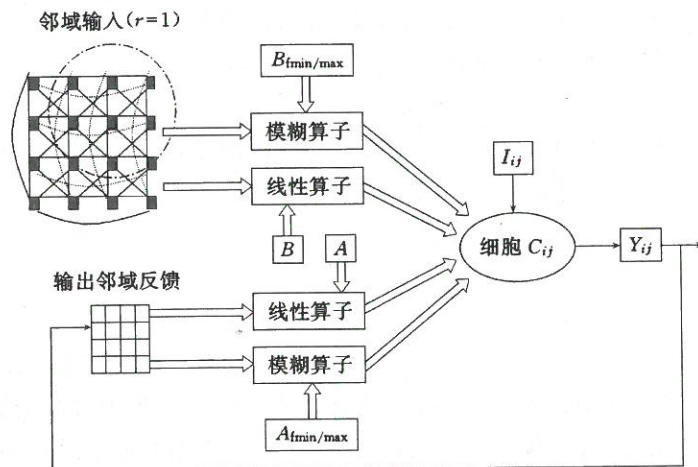


图 1 FCNN 结构示意图

×4 单层加性 FCNN 示意图, 拓扑结构为半径 $r=1$ 的矩形邻域.

在数学形态学中, 4 个基本算子是: 腐蚀算子(erosion)、膨胀算子(dilation)、开算子(opening)、闭算子(closing). 其中, 腐蚀算子和膨胀算子是基础, 其它算子可以分解为它们的组合. 设结构元为 S , 输入图像为 X , 输出图像为 Y , 则腐蚀算子和膨胀算子 FCNN 实现的参数模板为^[5]:

腐蚀算子($Y=X\ominus S$): $A=0, B=0, A_{fmin}=未定义, A_{fmax}=未定义, B_{fmin}=-S, B_{fmax}=未定义, R_x=1, I=0, u=X, x_0=任意, y=Y$;

膨胀算子($Y=X\oplus S$): $A=0, B=0, A_{fmin}=未定义, A_{fmax}=未定义, B_{fmin}=未定义, B_{fmax}=S_D, R_x=1, I=0, u=X, x_0=任意, y=Y$;

这里 S_D 是 S 的中心对称变换. 电容参数 C 可根据实际需要调节, 一般地使 τ_{FCNN} 的数量级在 $10^{-9}s$, 以保证实时图像处理的需要. 开算子和闭算子可由下述复合算子得到:

开算子: $X \circ S = (X\ominus S)\oplus S$;

闭算子: $X \cdot S = (X\oplus S)\ominus S$;

在形态学重构算法的实现中, 使用双输入层 FCNN 来实现图像的模糊逻辑运算^[5,6]. 每一输入层表示一个图像, 层间用模糊逻辑“与”(min)、“或”(max)连接, 则细胞状态方程变为:

模糊与($u_1 \wedge u_2$): $C \dot{x}_{ij} = -x_{ij} + \min(u_{ij1}, u_{ij2})$;

模糊或($u_1 \vee u_2$): $C \dot{x}_{ij} = -x_{ij} + \max(u_{ij1}, u_{ij2})$;

3 无噪声环境 FCNN 汉字提取

这时待处理的是一灰度图像, 由于不存在噪声污染, 汉字和背景很容易分离开来而形成二值图像. 我们将用一门限(threshold)FCNN 来实现灰度图像的二值化. 接着, 利用形态学二值重构 FCNN 来实现汉字提取. 下面是有关形态学二值重构的定义:

定义 1. 最短距离膨胀(geodesic dilation)^[5]. 设 X 为二值图像, 其标识图像(marker) $J \subseteq X$, 则一阶最短距离膨胀定义为:

$$\tilde{D}_X^{(1)}(J) = (J \oplus S) \cap X; \tag{4}$$

n 阶最短距离膨胀定义为:

$$\tilde{D}_X^{(n)}(J) = \underbrace{\tilde{D}_X^{(1)} \circ \tilde{D}_X^{(1)} \circ \dots \circ \tilde{D}_X^{(1)}}_{n \text{ times}}(J); \tag{5}$$

算法 1. 形态学二值重构^[5]. 设 X 为二值图像, 其标识图像(marker) $J \subseteq X$, 于是, J 所标识的 X 的连通域可由反复迭代最短距离膨胀直至稳定而重构出来:

$$\tilde{R}_X(J) = \bigcup_{n \geq 1} \tilde{D}_X^{(n)}(J); \tag{6}$$

当我们以 -1 表示背景值, 1 表示前景值, 上面的集合交、并可由模糊与、或来实现.

下面的伪代码描述了无噪声环境下汉字提取的 FCNN 算法程序:

Begin

$Y = Threshold(X, z)$; // 门限 FCNN: X 是待处理的灰度图像, z 是门限. X 中大于 z 的像素将被置 1, 其它则为 -1 . 其实现见下面.

$Z = \tilde{R}_Y(J)$; // 形态学二值重构.

End.

Function $Y = Threshold(X, z)$

{ $A=2, B=0, A_{fmax}=A_{fmin}=B_{fmax}=B_{fmin}=未定义, R_x=1, I=z, u=任意, x_0=X, y=Y$ };

图 2 列出了仿真结果. 图 2(a)是摄自《兰亭序》(唐神龙本)的片段, 其中含有待提取的“悟”字, 这是一幅不含腐蚀噪声的图像; 图 2(b)是门限 FCNN 二值化图像, 这里取门限 0.6; 图 2(c)是标识图像 J , 由于该字由 3 个连通域组成, 至少要在每个连通域选择一个标识点, 为加快速度可以选择更多的点(这里是 18 个斑点块); 图 2(d)是经 5 次迭代后重构的结果, 这里的结构元选择的是 5×5 阶零矩阵.

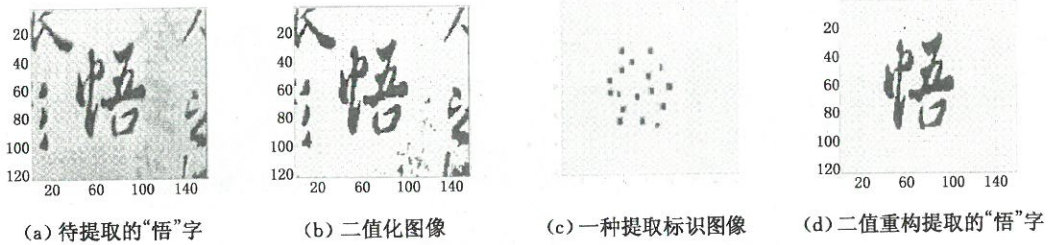


图 2 无噪声环境 FCNN 汉字提取

4 自然腐蚀噪声环境 FCNN 汉字重构

由于数百年来风雨剥蚀,碑刻拓本含有大量的自然腐蚀噪声,而形态学灰度重构为我们提供了去噪的方法.下面是有关形态学灰度重构的定义:

定义 2. 灰度最短距离膨胀(grey-scale geodesic dilation)^[5]. 设 X 为灰度图像,其标识图像 $J \leq X$,则一阶灰度最短距离膨胀定义为:

$$D_X^{(1)}(J) = (J \oplus S) \wedge X; \quad (7)$$

n 阶灰度最短距离膨胀定义为:

$$D_X^{(n)}(J) = \underbrace{D_X^{(1)} \circ D_X^{(1)} \circ \dots \circ D_X^{(1)}}_{n \text{ times}}(J); \quad (8)$$

算法 2. 形态学灰度重构^[5]. 设 X 为灰度图像,其标识图像 $J \leq X$,则 J 所标识的 X 的峰值区可由反复迭代灰度最短距离膨胀直至稳定而重构出来:

$$R_X(J) = \bigvee_{n \geq 1} D_X^{(n)}(J), \quad (9)$$

上面的“ \vee ”和“ \wedge ”表示逐点 max 和 min 运算,可由 FCNN 模糊算子实现之.

应用灰度重构进行噪声抑制的关键在于标识图像 J 的选择,它必须不包含高频噪声部分的峰值区,同时包含那些希望重构出来的低频部分峰值区.对于碑帖上的自然腐蚀噪声,可以通过膨胀算子在一定程度上抵消自然腐蚀作用,产生标识图像.经过灰度重构,可以产生低噪声的灰度图像.然后利用第 3 节的算法,提取出需要的汉字.

整个过程由图 3 的流程图表示:

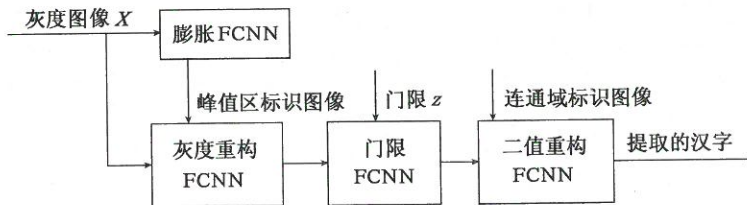


图 3 自然腐蚀噪声环境 FCNN 汉字重构流程图

图 4 是上述过程的仿真结果.图 4(a)是摄自著名书法碑帖《圣教序》的片段,其中包含要提取的繁体“华”字;(b)是灰度重构平滑噪声的结果,其中膨胀算子的结构元为

$$S_1 = \begin{bmatrix} 0.08 & 0.04 & 0.08 \\ 0.04 & 0 & 0.04 \\ 0.08 & 0.04 & 0.08 \end{bmatrix}; \quad (10)$$

图 4(c)是图 4(b)的二值化图像,门限为 0.15;由于前景和背景像素值与第 3 节相反,故此在二值重构中要选择各自的对偶算子,图 4(d)为一种提取标识图像,由 9 个斑点块组成;图 4(e)为最后得到的繁体“华”字.

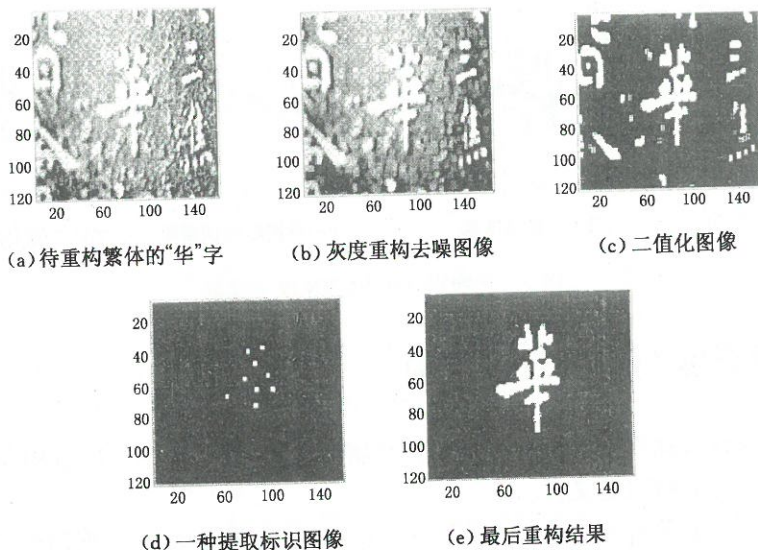


图4 碑帖自然腐蚀噪声环境 FCNN 汉字重构

5 结 论

作为一种并行模拟逻辑可编程阵列,FCNN 正在成为形态学实时图像处理中新的工具.本文基于 FCNN 所实现的数学形态学二值图像和灰度图像重构算法,研究在自然腐蚀噪声条件下,书法碑帖汉字的重构技术,实现了噪声抑制和汉字提取的一种 FCNN 方案.

参 考 文 献

- 1 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Theory and applications. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1257~1290
- 2 Roska T, Chua L O. The CNN universal machine: An analogic array computer. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1993, 40(3): 163~167
- 3 Chua L O, Roska T, Venetianer P L. The CNN is universal as the Turing machine. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1993, 40(4): 289~291
- 4 Yang T, Yang L B. Fuzzy cellular neural network: Theory. In: Proc Int'l Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications (CNNA'96). Seville, IEEE, New York, 1996. 225~230
- 5 Yang T, Yang L B. Application of fuzzy cellular neural network to morphological grey-scale reconstruction. Int'l Journal Circuit Theory and Application, 1997, 25(3): 153~165
- 6 Yang T, Yang L B. Fuzzy cellular neural network: A new paradigm for image processing. Int'l Journal Circuit Theory and Application, 1997, 25(6): 469~481
- 7 Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology. New York: Academic Press, 1982
- 8 Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology, Part II: Theoretical Advances. New York: Academic Press, 1988
- 9 Haralick R M, Sternberg S R, Zhuang X. Image analysis using mathematica morphology. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(7): 532~550
- 10 Vincent L. Morphological grey-scale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms. IEEE Trans on Image Processing, 1993, 2(2): 176~201