

用 Hopfield 网络实现边缘模糊图象的二值化处理¹

章 珂 刘贵忠

(西安交通大学电信学院信息工程研究所 西安 710049)

摘 要 本文基于 Hopfield 网络提出了一个实现边缘模糊图象二值化处理的新方法。首先将图象二值化处理问题转化成优化问题,然后构造相应的 Hopfield 网络参数并用 Hopfield 网络实现这个优化问题的解。实验说明,该方法具有较高的精度,同时对较小图象,甚至一维信号亦具有好的效果。

关键词 图象二值化处理, Hopfield 神经网络, 优化

中图分类号 TN911.73, TN-052

1 引 言

图象的二值化处理是图象识别技术应用中经常遇到的一个问题。一般来说对于景物边缘陡峭,且景物与背景在灰度级上有明显区分的图象的二值化处理较易实现,而对于景物边缘模糊,景物与背景在灰度上没有明显区分的图象的二值化处理较为困难^[1,2]。对于后者,理想的方法是在待分割的图象上做二次微分处理,形成二次微分图象,在二次微分图象的灰度直方图上选择其包络的谷底作为二值化分割的阈值,依此使原始图象二值化。但是,在实际应用中其灰度直方图的包络往往没有明显的谷底,使得精确地确定阈值仍有困难。对于这个问题天津展之^[3]在最小二乘基础上提出了一个在灰度直方图上确定阈值的算法,它在实际应用中有较好的效果。但该方法基于对图象灰度值的统计,对于较小的图象效果不好。

本文基于最小二乘原则,用连续 Hopfield 神经网络实现边缘模糊图象的二值化处理。由于 Hopfield 网络是群体并行处理,具有快速收敛性,并且它还可以用硬件实现(已经有 Hopfield 网络 VLSI 芯片),从而用它实现二值化处理可较大程度地提高处理速度,这在实际应用中具有一定的意义。

2 Hopfield 网络二值化处理方法

边缘模糊图象的二值化处理的实质是形成一个二值图象并使这个二值图象与所处理的原始图象具有最好的近似。因此边缘模糊图象的二值化处理可转化成优化问题,而 Hopfield 网络正是解决优化问题的有效手段^[4]。

2.1 Hopfield 网络^[4,5]

一个连续的 Hopfield 网络的基本结构如图 1 所示。其中 $g_i(\lambda u_i)$ 为第 i 个神经元的传递函数,在此取连续、有界和单调增长的 Sigmoid 函数:

$$g_i(u) = (1/2)[1 + \tanh(\lambda u_i)], \quad (1)$$

¹ 1996-05-28 收到, 1997-04-14 定稿

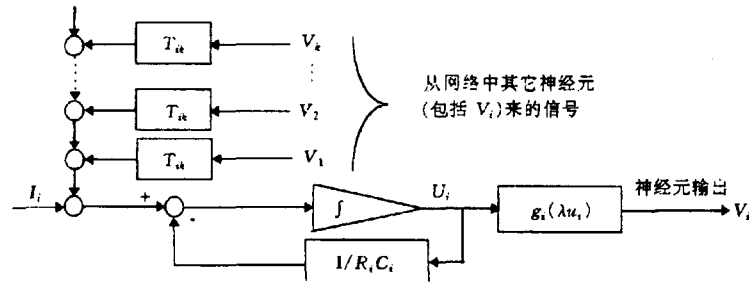


图 1 Hopfield 神经网络基本结构

R_i 和 C_i 为第 i 个神经元的输入电阻和输入电容, I_i 为其输入偏置电流。根据基尔霍夫定律, 网络具有下列动态方程:

$$\left. \begin{aligned} C_i \frac{du_i(t)}{dt} &= \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j(t) - \frac{u_i(t)}{R_i} + I_i, \\ V_i(t) &= g_i(u_i(t)), \quad i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

U_i 和 V_i 分别为神经元 i 的输入和输出电压。通过 Hopfield 能量函数:

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} V_i(t) V_j(t) - \sum_{i=1}^N V_i(t) I_i + \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i} \int_0^{V_i(t)} g^{-1}(V) dV, \quad (3)$$

并利用 (2) 式可以证明, 若网络的传递函数是单调增长的且连续有界, 同时 $E(t)$ 有下界, 则网络必是稳定的, 且稳定点对应能量函数的极小点。

2.2 二值化目标函数

设 $O_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N)$ 为原始图象, $L_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N)$ 为二值图象, 则对原始图象进行二值化处理过程可转化为如下优化问题:

$$\min_L \left\{ \sum_i \sum_j [(O_{ij} - \frac{1}{P} \sum_m \sum_k W_{i-m, j-k} L_{mk})^2 + (O_{\max} - L_{ij})(L_{ij} - O_{\min})] \right\}, \quad (4)$$

其中 O_{\max} 和 O_{\min} 分别是 $O_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N)$ 中的最大值和最小值。 $W_{ij}(i, j = -w_0, -w_0 + 1, \dots, 0, 1, \dots, w_0 - 1, w_0)$ 是确定的矩形平滑算子, 窗宽为 $2w_0 \times 2w_0$ 。 w_0 可根据原始图象的模糊程度选定。 P 定义为 $P = \sum_{i=-w_0}^{w_0} \sum_{j=-w_0}^{w_0} W_{ij}$, 它是平滑算子的归一化参数。 (4) 式中的第一项是二值化图象经过平滑算子作用后与原始图象的方差。当二值化图象与原始图象最接近时第一项达到最小值。 (4) 式中的第二项当 L_{ij} 取 O_{\max} 和 O_{\min} 值时该项达到最小值 (零值)。平滑算子的作用是减小二值图象的陡峭边缘在优化过程中的影响。

2.3 二值化处理 Hopfield 网络结构参数

由 (4) 式, 二值化处理 Hopfield 网络的能量函数取作:

$$E = \sum_i \sum_j [(O_{ij} - \frac{1}{P} \sum_m \sum_k W_{i-m, j-k} L_{mk})^2 + K(O_{\max} - L_{ij})(L_{ij} - O_{\min})], \quad (5)$$

其中 K 为待定常数。将上式展开并整理有

$$\begin{aligned}
 E &= \sum_i^N \sum_j^N [(O_{ij}^2 - \frac{2O_{ij}}{P} \sum_m^N \sum_k^N W_{i-m,j-k} L_{mk}) \\
 &+ \frac{1}{P^2} \sum_{m_1}^N \sum_{m_2}^N \sum_{k_1}^N \sum_{k_2}^N W_{i-m_1,j-k_1} W_{i-m_2,j-k_2} L_{m_1,k_1} L_{m_2,k_2} \\
 &+ K(O_{\max} L_{ij} - O_{\max} O_{\min} - L_{ij}^2 + L_{ij} O_{\min})] \\
 &= \sum_{m_1}^N \sum_{m_1 \neq m_2}^N \sum_{k_1}^N \sum_{k_1 \neq k_2}^N (\frac{1}{P^2} \sum_i^N \sum_j^N W_{i-m_1,j-k_1} W_{i-m_2,j-k_2}) L_{m_1,k_1} L_{m_2,k_2} + \sum_m^N \sum_k^N [K(O_{\max} + O_{\min}) \\
 &- \frac{2}{P} \sum_i^N \sum_j^N W_{i-m,j-k} O_{ij}] L_{mk} + \sum_m^N \sum_k^N (\frac{1}{P^2} \sum_i^N \sum_j^N W_{i-m,j-k}^2) L_{m,k}^2 - K \sum_m^N \sum_k^N L_{m,k}^2 + C,
 \end{aligned}$$

其中 $C = \sum_i^N \sum_j^N O_{ij}^2 - K O_{\max} O_{\min}$ 为常数。取 $K = \frac{1}{P^2} \sum_i^N \sum_j^N W_{i-m,j-k}^2$ ，并考虑平滑算子的窗宽为 $2w_0$ 和平滑的边缘效应，则有

$$\begin{aligned}
 E &= \sum_{m_1}^N \sum_{m_1 \neq m_2}^N \sum_{k_1}^N \sum_{k_1 \neq k_2}^N (\frac{1}{P^2} \sum_{i=-w_0+\max\{m_1+m_2+w_0+1\}}^{w_0+\min\{m_1,m_2,N-w_0\}} \\
 &\times \sum_{j=-w_0+\max\{k_1,k_2+w_0+1\}}^{w_0+\min\{k_1,k_2,N-w_0\}} W_{i-m_1,j-k_1} W_{i-m_2,j-k_2} L_{m_1,k_1} L_{m_2,k_2} \\
 &+ \sum_m^N \sum_k^N \left[\frac{(O_{\max} + O_{\min})}{P^2} \sum_{i=-w_0+\max\{m,w_0+1\}}^{w_0+\min\{m,N-w_0\}} \sum_{j=-w_0+\max\{k,w_0+1\}}^{w_0+\min\{k,N-w_0\}} W_{i-m,j-k}^2 \right. \\
 &\left. - \frac{2}{P} \sum_{i=-w_0+\max\{m,w_0+1\}}^{w_0+\min\{m,N-w_0\}} \sum_{j=-w_0+\max\{k,w_0+1\}}^{w_0+\min\{k,N-w_0\}} W_{i-m,j-k} O_{ij} \right] L_{mk} + C. \quad (6)
 \end{aligned}$$

对照 (6) 式和 (3) 式，并取 $R_i \gg 1$ ，从而 (3) 式中的第三项可忽略，则二值化处理 Hopfield 网络的权值及其偏置电流分别为

$$T_{m_1 k_1, m_2 k_2} = -\frac{2}{P} \sum_{i=-w_0+\max\{m_1,m_2,w_0+1\}}^{w_0+\min\{m_1,m_2,N-w_0\}} \sum_{j=-w_0+\max\{k_1,k_2,w_0+1\}}^{w_0+\min\{k_1,k_2,N-w_0\}} W_{i-m_1,j-k_1} W_{i-m_2,j-k_2}, \quad (7)$$

$$\begin{aligned}
 I_{mk} &= \frac{2}{P} \sum_{i=-w_0+\max\{m,w_0+1\}}^{w_0+\min\{m,N-w_0\}} \sum_{k=-w_0+\max\{k,w_0+1\}}^{w_0+\min\{k,N-w_0\}} W_{i-m,j-k} O_{ij} \\
 &- \frac{(O_{\max} + O_{\min})}{P^2} \sum_{i=-w_0+\max\{m,w_0+1\}}^{w_0+\min\{m,N-w_0\}} \sum_{j=-w_0+\max\{k,w_0+1\}}^{w_0+\min\{k,N-w_0\}} W_{i-m,j-k}^2, \quad (8)
 \end{aligned}$$

从而有该网络的动态方程

$$C \frac{dU_{mk}(t)}{dt} = \sum_m \sum_k T_{mk, m_1 k_1} L_{mk} - \frac{U_{mk}(t)}{R} + I_{mk},$$

$$L_{mk}(t) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(\lambda U_{mk}(t))) (O_{\max} - O_{\min}) + O_{\min}, \quad (9)$$

其中 $T_{mk, m_1 k_1}$ 和 I_{mk} 分别由 (7) 式和 (8) 式定义。显然上式中 $L_{mk}(t)$ 的取值范围为 $[O_{\max}, O_{\min}]$ 。

由 (8) 式, 原始图象以偏置电流的形式作为网络的输入, 网络稳定后的输出即为所求的二值化图象, 其中每个神经元的输出对应二值化图象的一个象素值。

3 实 验

我们用 (9) 式在微型计算机上模拟上述二值化处理 Hopfield 网络的运行。取网络电阻 $R = 200\Omega$, 网络电容 $C = 20\text{pF}$, 平滑算子窗宽 $2w_0 \times 2w_0 = 10 \times 10$ 。为直观起见, 首先处理具有 256 个采样点的一维信号 (可看做是 1×256 图象)。图 2 中虚线为一维原始信号, 其取值范围 $0 \sim 255$, 而实线为 Hopfield 网络二值化处理结果。为了考察处理的效果, 我们首先以不同的阈值对原始信号进行分割, 形成各阈值所对应的二值化图象, 然后计算各二值化图象与原始图象的方差值, 并将计算结果示于图 3。图 3 横坐标为灰度阈值, 纵坐标为各阈值所对应的方差。从图 3 可见, 当灰度阈值为 125 时所对应的二值化图象与原始图象的方差最小。这个结论与图 2 中的 Hopfield 网络二值化处理结果相吻合, 说明本文提出的方法是有效的。为了进一步验证其效果, 我们分别用 Hopfield 网络二值化处理方法和大津算法对图 4 的二维模糊图象进行二值化处理, 其结果分别示于图 5、图 6。比较两结果的二值图象与原始图象的近似程度可以看出 Hopfield 网络二值化处理方法优于大津算法。

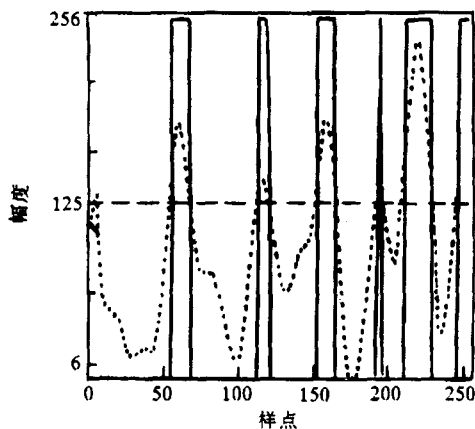


图 2 对一维信号用 Hopfield 网络二值化处理结果 (虚线为原始信号, 实线为处理结果)

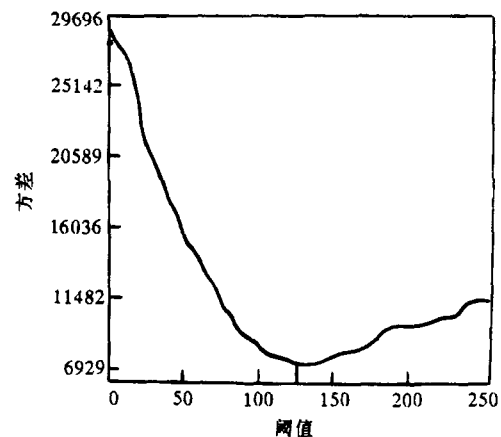


图 3 一维原始图象与其不同阈值下的二值化结果的方差

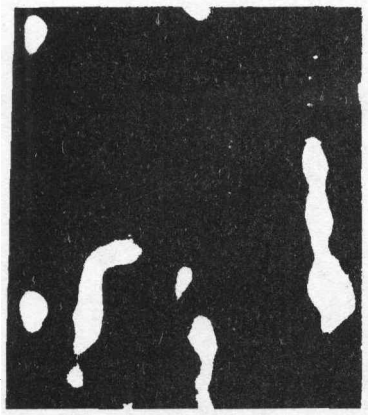


图 4 原始边缘模糊图象

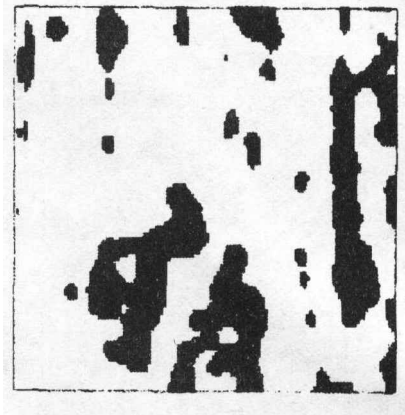


图 5 用 Hopfield 网络对图 4 二值化结果



图 6 用大津算法对图 4 图象二值化结果

由 (7) 式和 (8) 式可见, Hopfield 网络二值化处理方法存在计算复杂性问题。但是, 当平滑算子的窗宽选定后, 由 (7) 式确定的权值是个定值。另外若待处理的原始图象在处理前将其变换到一个统一的灰度范围, 即使它们具有相同的灰度最大值和最小值, 则 (8) 式的第二项同

样是确定值。这样, 如果保持平滑算子不变, 我们可以事先一次性地计算出网络的权值以及 (8) 式的第二项, 并将它们存储起来, 以备处理过程每次调用, 从而可大大加快网络的运行速度。

4 结 论

本文将模糊边缘图象的二值化处理问题转化成优化问题, 并采用 Hopfield 网络解这个优化问题。经实验证明该方法具有较高的精度。同时, 由于本方法并不基于对原始图象的灰度值统计, 因此该方法对于较小的图象, 甚至一维信号仍具有较高的精度。另外, 这个方法还可用硬件实现, 这对于特定的工程问题具有一定的意义。

参 考 文 献

- [1] Lehar A F, Stevens R J. Image processing system for enhancement and deblurring of photographs. *Optical Engineering*, 1984, 23(3): 303-308.
- [2] Kittler J, Illingworth J, Fogleig J. An automatic thresholding algorithm and its performance, In Proc. 7th Int. Conf. on Pattern Recognition, Montreal: 1984, 287-289.
- [3] Hopfield J J, Tank D W. Neural computation of decisions optimization problems. *Biological Cybern.*, 1985, 52: 141-152.

- [4] Hopfield J J. Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Science*, 1982, 79: 2554-2558.
- [5] 王积分, 张新荣, 计算机图象识别. 北京: 中国铁道出版社, 1988 年, 第 6 章.

BINARIZATION PROCESSING FOR BLURRING EDGE IMAGE WITH HOPFIELD NETWORK

Zhang Ke Liu Guizhong

(*College of Electronic Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049*)

Abstract Based on the Hopfield network a new method of binarization processing for blurring edge image is proposed. First, the binarization processing problem is turned into the optimization problem, then correspondent Hopfield network model and its parameters are designed. Experiments show that this method is of advantage for binarization processing the blurring edge image.

Key words Image binarization processing, Hopfield network, Optimization

章 珂: 男, 1962 年生, 博士生, 讲师, 主要从事信号处理研究工作.

刘贵忠: 男, 1962 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事信号处理研究工作.