

混合神经网络在颗粒图像边缘检测中应用^{*}

王玉涛^① 苑玮琦^② 周建常^① 王 师^①

(① 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110006; ② 沈阳建筑工程学院 沈阳 110006)

摘 要 提出了一种应用混合神经网络进行颗粒图像边缘检测的方法。边缘候选图像是通过采用基于灰度极小值算法提取边缘候选像素获得, 神经网络以边缘候选图像中的边缘候选像素及其邻域像素的二值模式作为训练样本。对经过噪声污染的图像进行实验表明, 该方法获得的边缘图像封闭性较好、边缘描述真实, 适用于颗粒图像的边缘检测。

关键词 神经网络, 边缘检测, 图像分割, 球形物料。

分类号 TP 391. 41

目前图像分割技术大致可以分为 3 种: 基于边缘、基于区域和混合图像分割技术^[1~3]。基于边缘的图像分割是检测图像中具有不同属性区域的边缘, 如纹理、灰度值以及颜色等。本文是一种寻找图像中不同区域间灰度信息变化的方法。图像的基本边缘类型主要有直线、阶跃形、斜坡和梯形等, 实际的颗粒图像边缘通常是两种或者两种以上基本边缘类型的组合, 很难用数学方法精确地描述。因此, 采用神经网络可以获取非线性的边缘信息。本文针对颗粒边缘图像的特点, 提出一种混合神经网络图像边缘检测的方法。

1 边缘检测混合神经网络的结构

训练样本对于神经网络性能具有重要影响。图像边缘检测神经网络的训练样本可分为边缘模式和非边缘模式。其中, 非边缘模式的样本冗余度非常大。为选取训练样本, 采用一种基于灰度极小值的边缘候选像素提取算法^[4]获得二值的边缘候选图像。然后, 以边缘候选图像中的边缘候选像素及其邻域像素的二值输入模式作为训练样本。

边缘候选图像为二值图像。边缘候选图像中, 边缘候选像素设为逻辑 1, 非边缘候选像素设为逻辑 0。混合神经网络检测窗口的幅度根据颗粒的大小进行设定, 一般为 5×5 或 7×7。

边缘检测神经网络是由采用非监督学习 (ART1) 的自组织竞争子网络 (ASCSNN) 和采用监督学习 (基于遗忘因子的 BP 算法) 的 BP 子网络

(BPSNN) 构成, 混合神经网络结构如图 1 所示。针对二值的输入模式, 网络的非监督学习采用了对于该模式非常有效的 ART1 算法。ASCSNN 经过非监督学习获得输入模式的聚类特征并编码后, 进入监督学习的 BPSNN。根据 BPSNN 的两个输出经过计算可以得到原始颗粒图像的边缘图像。

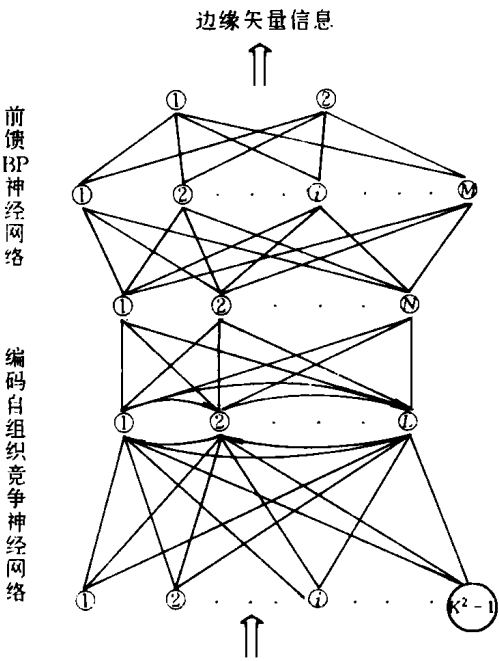


图 1 边缘检测混合神经网络拓扑结构

2 神经网络训练样本的选择

若检测窗口幅度为 5×5 或 7×7, 则输入模

^{*} 1998-06-23 收到。 王玉涛, 女, 29, 博士后研究人员; 周建常, 男, 66, 教授; 王师, 男, 66, 教授, 博士生导师。

辽宁省科学技术基金资助项目(编号: 972101)及辽宁省教委课题(编号: 9627321219)。

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

式要由输入接受场中的每一个像素及其邻域 24 个或 48 个像素的灰度值来表示,造成网络训练样本数量大,尤其是非边缘像素输入模式的样本冗余度大,增加了网络的训练时间。因此,采用一种基于灰度极小值算法提取边缘候选像素。

考虑到图像中颗粒表面不光滑造成的图像光强度不均匀以及由于颗粒之间紧靠一起引起的视觉观测不到图像背景信息等因素,该算法提取检测窗口内具有灰度极小值的点作为边缘候选像素。同时,为减少边缘候选像素数量,在提取到多个像素时,仅保留其中一个像素。设原始图像像素的灰度为 $f(i, j)$, 边缘候选图像的灰度为 $g(i, j)$, 检测窗口的幅度为 K 。用检测窗口来扫描原始图像,对所有像素按照式(1)~(4)进行判断。

$$\begin{aligned} f(i+p', j-n+q') &\geq f(i+p', j+q') = \\ f(i, j) &= f(i+p, j+q) \leq \\ f(i+p, j+n+q) & \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} f(i-n+p', j+n+q') &\geq f(i+p', j+q') = \\ f(i, j) &= f(i+p, j+q) \leq \\ f(i+n+p, j-n+q) & \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} f(i-n+p', j-n+q') &\geq f(i+p', j+q') = \\ f(i, j) &= f(i+p, j+q) \leq \\ f(i+n+p, j+n+q) & \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} f(i-n+p', j+q') &\geq f(i+p', j+q') = \\ f(i, j) &= f(i+p, j+q) \leq \\ f(i+n+p, j+q) & \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $p', q', p, q = \pm(0, 1, \dots, (k-3)/2)$; $n = \pm 1$; 且 p, q 与 p', q' 均不同时为零。

若像素 $f(i, j)$ 及其邻域像素灰度值满足式(1)~(4)中任一不等式,则点 $f(i, j)$ 为边缘候选像素,并设 $g(i, j) = 0$; 否则为非边缘像素, $g(i, j) = 255$ 。这样得到了二值边缘候选图像,并以该图像中的边缘候选像素及其邻域像素的二值信息得到的输入模式作为训练样本。

3 边缘检测混合神经网络的学习算法

设边缘候选图像检测窗口为 $K \times K$, 中心像素坐标为 (x, y) , 网络的输入矢量为:

$$X = [X_0, X_1, \dots, X_i, \dots, X_{k^2-1}]^T \quad (5)$$

其中 X_i 等于 0 或 1, 若第 i 个相邻像素为边缘候选像素则 $X_i = 1$, 否则 $X_i = 0$ 。

3.1 基于非监督学习的 ASCSN

经过边缘候选像素提取后,训练样本数目依然较大,而网络记忆的模式类别信息有限,新的输入样本模式对过去记忆的样本将会产生抵消或遗忘。ART1 算法^[5]是一种基于模板匹配原则进行

学习的算法,能够较好地解决新样本与原有样本之间的关系。

ASCSN 开始工作时,其输出类别模式个数为 1,则初始的输出结点与输入矢量的反向连接权矩阵 t_1 和前向连接权矩阵 b_1 分别为:

$$t_1(0) = [t_{10}(0), t_{11}(0), \dots, t_{1j}(0), \dots, t_{1k^2-1}(0)]^T \quad (6)$$

$$b_1(0) = [b_{10}(0), b_{11}(0), \dots, b_{1j}(0), \dots, b_{1k^2-1}(0)]^T \quad (7)$$

其中, $t_{10}(0) = t_{11}(0) = \dots = t_{1j}(0) = \dots = t_{1k^2-1}(0) = 1$; $b_{10}(0) = b_{11}(0) = \dots = b_{1j}(0) = \dots =$

$$b_{1k^2-1}(0) = \frac{1}{1+k^2}。$$

然后,进入 ASCSN 的循环学习:

① 计算输入矢量与前向连接权矩阵内积 $y_j = X^T b_j, 0 \leq j \leq c-1$, c 为输出类别模式个数;

② 采用横向抑制子网络 MAXNET, 竞争确定匹配程度最好的共振节点 i ;

③ 计算共振节点类别模式与输入样本模式匹配度;

④ 计算模式之间相似度,若大于“警戒参量”在输出类别模式中增加一个输出类别;反之,对共振节点 i 的反向连接权矩阵和前向连接权矩阵进行学习。

$$t_{ij}(n+1) = t_{ij}(n)x_j \quad (8)$$

$$b_{ij}(n+1) = \frac{t_{ij}(n+1)}{0.5 + \sum_{j=1}^{k^2} t_{ij}(n+1)} \quad (9)$$

其中, $0 \leq i \leq c-1, 0 \leq j \leq k^2-1$ 。

⑤ 选择下一个输入模式矢量,若输入训练样本已全部进行学习,则循环结束;否则转①。

经过上述学习过程后,使相似的输入样本模式越来越聚类,同时能生成新的输出类别节点及相应的聚类中心。当对所有样本的聚类特征进行二进制编码后,可以进入监督学习网络。

3.2 基于监督学习的 BPSNN

监督学习网络用于获得原始图像的边缘矢量信息,采用了 BP 网络,图 1 给出了所用的三层前馈 BP 网络结构。为提高网络适应性,采用了一种能够进行结构学习的具有遗忘因子的 BP 算法^[9],该算法是通过引入一个与连接权值成正比的常数衰减项,使网络中的冗余连接迅速衰减,从而得到比较合理的网络结构。该算法选取的代价函数为:

$$E = E_1 + \epsilon' \sum_{i,j} |w_{ij}| \quad (10)$$

其中,等式右侧的第一项 E_1 是样本的实际输出与期望输出之间的误差平方和;第二项为惩罚项; ϵ' 为相关性系数,是一个小的正数; w_{ij} 为第 j 个神经元与第 i 个神经元的连接权值。

若采用 Delta 学习规则,网络的权值学习规则为:

$$\Delta w_{ij}(n+1)=-\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)}+\alpha \Delta w_{ij}(n)=\Delta w_{ij}(n)+\alpha \Delta w_{ij}(n)-\epsilon \operatorname{sgn}\left(w_{ij}(n)\right) \quad(11)$$

其中, $\Delta w_{ij}(n)+\alpha \Delta w_{ij}(n)=-\eta \frac{\partial E_1(n)}{\partial w_{ij}(n)}+\alpha \Delta w_{ij}(n)$ 是利用传统 BP 算法得到的权值调整值; η 为学习率; α 为动量增益率, $\epsilon=\eta \epsilon'$ 为权值调整的遗忘因子。

BPSNN 学习后,根据网络输出的边缘矢量信息值可以得到原始图像的边缘分割结果。

4 计算机实验结果

应用本文提出的边缘检测混合神经网络对水泥生料球图像进行边缘检测。图 2 为水泥生料球的原始图像,该图像的幅度为 256×256 ,边缘候选像素提取和混合神经网络均采用了幅度为 5×5 的检测窗口。由于图 2 是在比较理想情况下获得的图像,而实际上传送带上水泥生料球的图像很容易受到噪声的污染。为此,将图 2 中的图像划分为 4 个部分,其中第 1 部分不加噪声,其余 3 个分别加入均值为 0,方差分别为 5, 10, 20 的高斯白噪声。

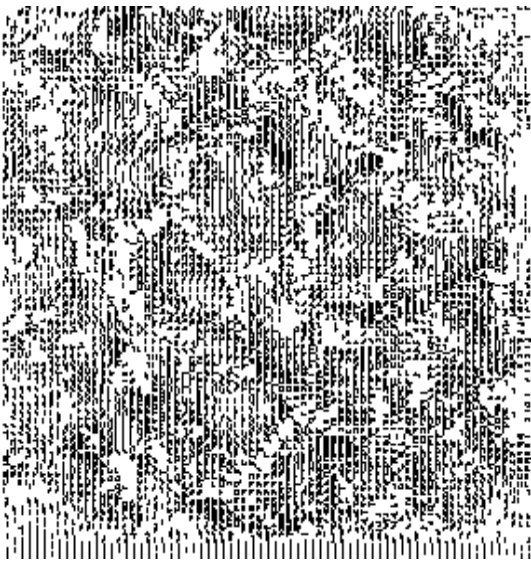


图 2 原始水泥生料球图像

对经过污染的原始图像采用基于灰度极小值的边缘候选像素提取算法得到图 3 所示的边缘候选图像。采用混合神经网络对边缘候选图像进行

边缘检测,混合神经网络的各项参数选择为:ASCSNN 输入模式的维数为 25,警戒参量的值为 0.6;对 ASCSNN 获得的模式特征进行二进制编码,作为 BP 网络的输入。BP 算法的初始隐层节点数目为 32,学习率 η 选择为 0.01,动量增益率选择为 0.02,遗忘因子选择为 2×10^{-4} 。

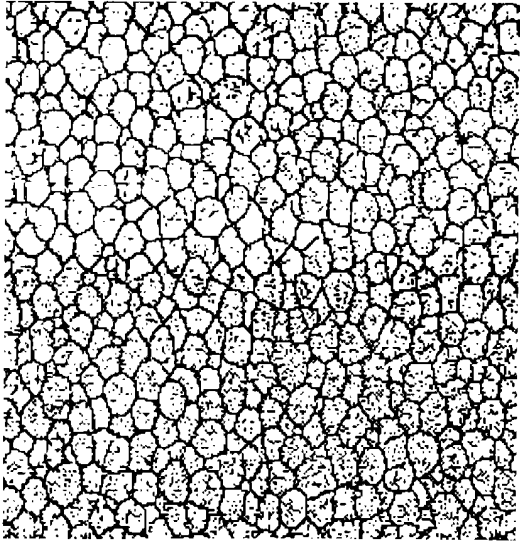


图 3 加白噪声得到的边缘候选图像

得到原始图像边缘矢量后,根据相互垂直两个方向上边缘矢量距离分量计算得到原始颗粒图像边缘分割结果,由图 4 可知,边缘连续性较好、边界封闭性较好,抗噪声污染能力较强。

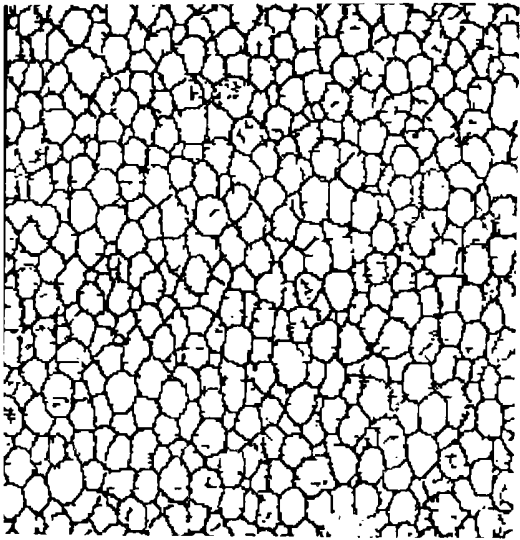


图 4 混合神经网络得到的边缘检测结果

5 结 论

(1) 针对颗粒图像特点,采用混合神经网络进行图像边缘检测。

(2) 为优化神经网络训练样本空间,采用了基于灰度极小值算法以获得边缘候选图像。

(3) 针对二值输入模式的训练样本, 混合神经网络的非监督学习采用了 ART1 算法, 监督学习采用能够进行结构学习的具有遗忘因子的 BP 算法以获得图像的边缘矢量信息。

(4) 为检测混合神经网络的抗干扰能力, 在比较理想的原始颗粒图像的不同部位加入了均值为零、方差不同的高斯白噪声信号进行实验。

(5) 实验结果表明, 该方法得到的边缘图像边界连续性较好、边界封闭性较好, 抗噪声污染能力较强, 基本符合 Canny 最佳边界检测条件^[7]。

参考文献

1 Ghosal S, Mehrotra R. Range surface characterization and

segmentation using neural network. *Pattern Recognition*, 1995, 28(5): 711 ~ 727

2 Nalwa V, Binford T O. On detecting edges. *IEEE Trans on PAMI*, 1984, 6(1): 58 ~ 68

3 Manjunath B S, Chellappa R. A unified approach to boundary perception edges, textures and illusory contour. *IEEE Trans on Neural Network*, 1993, 4(1): 96 ~ 108

4 苑玮琦, 张宏勋. 基于灰度极小值的边缘检测算法. *模式识别与人工智能*, 1998, 4: 376 ~ 381

5 Linsker R. Self-organization in a perceptual network. *IEEE Computer*, 1998, 21(3): 105 ~ 117

6 Masumi I, Teppei M. Prediction of time series by a structural learning of neural networks. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 82: 167 ~ 176

7 John C. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans on PAMI*, 1986, 8: 679 ~ 698

Hybrid Neural Network and Its Application on Edge Detection of Globular Materials

Wang Yutao^①, Yuan Weiqi^②, Zhou Jianchang^①, Wang Shi^①

(^① School of Information Science and Engineering, NEU, Shenyang 110006; ^② Shenyang Architecture Engineering College, Shenyang 110006)

ABSTRACT An edge detection method is proposed to examine globular materials using hybrid neural network. A logical judgement algorithm was used to get edge candidate images. Edge pixel candidates and their neighbor pixels compose the binary samples of the hybrid neural network. Tests on the images corrupted with Gaussian noise show that the images segmented by this method have good edge closedness and true edge. The images are suitable for the segmentation of cumulate particle image.

KEY WORDS neural network, globular material, edge detection, image segmentation.

(Received June 23, 1998)