

# 多层前馈网络在图象分割中的应用

吴小培 柴晓冬 张德龙

(安徽大学电子工程与信息科学系 合肥 230039)

**摘要** 本文提出用多层前馈网络进行基于边缘信息的图象分割,讨论了学习样本的提取步骤和网络学习的速度改进方法。实验表明,用多层前馈网络进行图象分割能获得良好的结果。

**关键词** 图象处理,多层前馈网络,图象分割, BP 算法

## 1 前 言

图象分割的常用方法是门限技术。对一些灰度分布较均匀的图象,用门限技术是有效的,但多数情况是图象的背景与目标区域之间灰度重叠现象严重,边界模糊,这时用门限技术就可能产生较大的误差,而且灰度重叠还会造成所得到的二值图象中含有大量脉冲干扰,这将给图象的进一步处理,如区域边缘跟踪,区域面积和周长的计算带来困难。

本文提出用多层前馈网络对图象进行分割,这种方法的基本思想是利用多层前馈网络能通过对学习样本的学习,自动完成对样本空间分类这一特性,采用边缘检测算子获得的目标区域的边缘信息,对多层前馈网络进行训练,使网络的输出成为一个描述分割后区域分布的二维函数,如(1)式所示,即

$$z = f(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \in A; \\ (-1, 1), & (x, y) \in D; \\ -1, & (x, y) \in B; \end{cases} \quad (1)$$

式中  $x, y$  是象素点的位置坐标,  $A$  为目标区域,  $B$  为背景区域,  $D$  是目标区域  $A$  与背景区域  $B$  的过渡带。因此对分割后图象的进一步处理,可转化为对(1)式的处理。由于网络的节点函数是 Sigmoid 函数,所以(1)式所表示的分割结果比较平滑,对它进一步处理和运算也比较方便。

针对用多层前馈网络进行图象分割这一问题,本文着重对学习样本点的选择和网络学习速度的改善进行了研究,并给出了实验结果。

## 2 用于图象分割的多层前馈网络

### 2.1 网络结构<sup>[1-3]</sup>

图 1 是用来进行图象分割的多层前馈网络,其中含有一个输入层,两个隐层和一个输

1994-01-18 收到, 1994-07-04 定稿

吴小培 男 1966 年生, 讲师, 现从事多维信号处理、神经网络等方面的科研和教学工作。

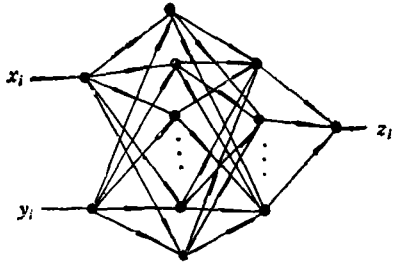
柴晓冬 男 1962 年生, 讲师, 现从事生物医学信号处理、神经网络等方面的科研和教学工作。

张德龙 男 1938 年生, 教授, 现从事数字信号处理、神经网络、多值逻辑等方面的科研和教学工作。

出层。输入层有两个节点,用来输入象素位置坐标  $(x_i, y_i)$ , 输出层只含一个节点, 其输出用  $z_i$  表示。学习样本的形式, 如(2)式所示, 即

$$C = \left\{ \left[ \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix}, z_i \right], i = 1, 2, \dots, N \right\}. \quad (2)$$

根据(1)式, 可将学习样本  $C$  分成两类, 如(3a), (3b)式所示, 即



$$C_a = \left\{ \left[ \begin{pmatrix} x_{ai} \\ y_{ai} \end{pmatrix}, 1 \right], i = 1, 2, \dots, N_a \right\}, \quad (3a)$$

$$C_b = \left\{ \left[ \begin{pmatrix} x_{bj} \\ y_{bj} \end{pmatrix}, -1 \right], j = 1, 2, \dots, N_b \right\}. \quad (3b)$$

而隐层和输出层的节点函数, 如(4)式所示, 即

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-ax)} - 1. \quad (4)$$

图 1 图象分割多层前馈网络

设  $W_{ij}^s$  为  $s$  层第  $i$  个节点与  $s-1$  层第  $j$  个节点的连接权值,  $O_i^s$  为  $s$  层第  $i$  个节点的输出,  $U_i^s$  为它的输入, 则

$$U_i^s = \sum_j W_{ij}^{s-1} \cdot O_j^{s-1}, \quad (5a)$$

$$O_i^s = f(U_i^s) = f\left(\sum_j W_{ij}^{s-1} \cdot O_j^{s-1}\right). \quad (5b)$$

## 2.2 学习样本的提取

在用多层前馈网络解决实际问题时, 学习样本是网络能否正确工作的关键。针对具体问题, 解决方法是不同的, 例如当学习样本是已知时, 如异或问题, 我们所要做的只是用给定的学习样本训练网络, 以实现异或这一功能。但是当用多层前馈网络进行图象分割时, 我们首先面临的却是如何获取(3)式所定义的学习样本。于是就涉及到两个方面的问题: 其一是图象中哪些象素点可作为学习样本, 其二是如何获取作为学习样本输入模式的象素点位置坐标。对于一幅大小为  $M \times M$  的图象, 则含有  $M^2$  个象素点。要从这  $M^2$  个象素点中选出  $N$  个, 用来构成能使多层前馈网络学习并能正确分割图象的学习样本。显然这些学习样本必须包含待分割区域分布的最直观描述。因此, 由边缘象素点构成的学习样本应该能够使多层前馈网络正确地分割图象。为此现利用一个简单的二维分割为例来说明上述论点。图 2 是希望分割的结果。图 3 是含有一个隐层的分割网络, 隐层和输出层的节点函数, 如(6)式所示, 即

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-0.4x + \theta)} - 1, \quad (6)$$

式中  $\theta$  为节点函数的阈值, 在网络学习过程中它与权值一同调整。设定平均误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i - z_i)^2 \leq 0.05. \quad (7)$$

现取图 2 中阴影区域的边缘点构成学习样本  $C_a$ , 取虚线边框上的点构成学习样本  $C_b$ , 共得  $N = 88$  个学习样本, 经过  $t_m = 3142$  次学习, 其结果如图 4(a) 所示。若在相

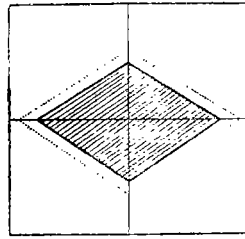


图 2 样本分布

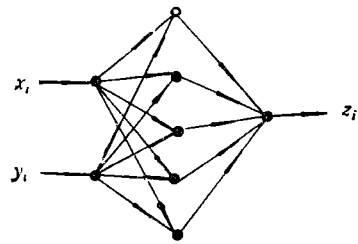


图 3 分割网络

同的初始条件下,从两个区域中再分别增选 20 个学习样本,即  $N = 128$  个学习样本,经过  $t_m = 5486$  次学习,分割的结果如图 4(b) 所示。比较前后两次分割的结果,可见两者分割的效果是相同的,但后者的学习次数却大大增加。因此,用区域边缘点构成的学习样本进行二维分割是可行的,而非边缘点作为学习样本,对网络的正确学习没有太大的贡献,相反还会增加网络学习的负担。然而在实际应用中,我们事先无法知道区域边缘的确切位置,用边缘检测算子得到的结果通常也只能给出区域分布的一个大致描述。但对多层前馈网络而言,这些结果却非常有用。根据以上的分析,我们可以通过边缘检测算子获得区域边缘信息,构成多层前馈网络的学习样本,经过学习使多层前馈网络能完成在最小平方误差意义上的图象分割。

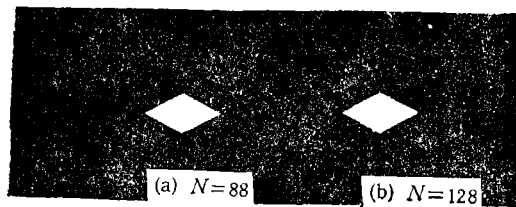


图 4 分割结果

对于一幅真实图象,学习样本提取步骤是:

- (1) 用边缘检测算子提取区域边缘;
- (2) 选择适当的门限值,获取含有区域边缘的二值图象值;
- (3) 用保细节滤波方法消除随机脉冲干扰<sup>[4]</sup>;

(4) 确定所得区域边缘像素点的位置坐标  $(x_p, y_p)$ , 构成 (3a) 式中学习样本集合  $C_a$  的输入模式,如(8)式所示,即

$$x_{ai} = x_p, y_{ai} = y_p, i = 1, 2, \dots, N_a; \quad (8)$$

(5) 将步骤(3)所得的结果进行适当放大,提取放大后区域边缘的位置坐标  $(x_f, y_f)$ , 作为 (3b) 式中学习样本  $C_b$  的输入模式,如(9)式所示,即

$$x_{bj} = x_f, y_{bj} = y_f, j = 1, 2, \dots, N_b. \quad (9)$$

值得指出的是,步骤(3)所得的区域边缘有一定的宽度。因此,步骤(5)的放大系数要选择适当,以保证放大后的区域边缘与放大前的区域边缘之间有一定的间隔。如果发生重叠或间隔太小,网络在学习时收敛过程将会极其缓慢,甚至不收敛。

### 3 多层前馈网络学习速度的分析和改善

多层前馈网络学习速度与网络结构、学习样本个数、决策区域分布以及网络初始参数的设置等众多因素有关。对于用多层前馈网络进行图象分割这一特定问题，试图对网络结构以及学习样本进行调整，来获得较快学习速度是一件非常困难的事。但是我们发现，网络在学习过程中，通过对网络节点函数的调整，可以在很大程度上改善学习速度。为此本节将着重讨论 BP 算法训练网络时，节点函数与网络学习速度的关系问题。

#### 3.1 BP 算法

BP 算法是用于多层前馈网络学习的最常用的算法。这种算法是由正向传播与反向传播过程组成。学习样本的输入模式经隐单元逐层处理，并传向输出层。如果在输出层得不到期望的输出，则转入反向传播过程，并根据输出误差逐层调整每一连接权值和节点函数的阈值，再进入正向传播过程，如此往复直至收敛。对于误差函数可定义成如(10)式，(11)式所示，即

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^N (z_l - \hat{z}_l)^2 = \sum_{l=1}^N E_l, \quad (10)$$

$$E_l = \frac{1}{2} (z_l - \hat{z}_l)^2, \quad (11)$$

式中  $N$  为学习样本的个数， $z_l$  为第  $l$  个学习样本的理想输出， $\hat{z}_l$  是学习过程中的实际输出。在学习样本选定后，误差函数  $E$  是权值  $W'_{ij}$  的函数，学习过程中权值调整将按(12)式，(13)式进行。

$$W'_{ij}(t+1) = W'_{ij} - \Delta W'_{ij}(t), \quad (12)$$

$$\Delta W'_{ij}(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial W'_{ij}} = \eta \sum_{l=1}^N \frac{\partial E_l}{\partial W'_{ij}}, \quad (13)$$

式中  $t$  为学习次数， $\eta$  为一小正数。设  $U'_{il}$  和  $O'_{il}$  为第  $l$  个学习样本所对应的节点的输入和输出，于是

$$\frac{\partial E_l}{\partial W'_{ij}} = \left( \frac{\partial E_l}{\partial U'_{il}} \right) \cdot \left( \frac{\partial U'_{il}}{\partial W'_{ij}} \right) = \delta'_{il} \cdot O'_{il}{}^{-1}, \quad (14)$$

$$\delta'_{il} = \left( \frac{\partial E_l}{\partial O'_{il}} \right) \cdot \left( \frac{\partial O'_{il}}{\partial U'_{il}} \right) = f'(U'_{il}) \cdot \sum_k \delta'_{kl}{}^{+1} \cdot W'_{kl}{}^{+1}. \quad (15)$$

这样对于图 1 所示的四层前馈网络，输出层只含有一个节点的情况，有

$$\delta'_{il} = -(z_l - \hat{z}_l) \cdot f'(U'_{il}). \quad (16)$$

#### 3.2 学习速度与节点函数的关系

在保证网络能正确收敛的前提下，网络的学习速度显然与权值调整的幅度有关。从(14)式和(15)式可以看出，节点函数的导数  $f'(U'_{il})$  与权值调整的幅度成正比。根据(4)式可求得

$$f'(U'_{il}) = \frac{2a \exp(-aU'_{il})}{1 + \exp(-aU'_{il})}. \quad (17)$$

为了更好地说明学习速度与节点函数的关系, 可将网络学习过程分为前期学习过程和后期学习过程。在网络学习的前期, 多层前馈网络通过调整权值寻找正确的学习方向, 此时最明显的特征是网络中大部分节点的输入值  $U_{ii}$  处在  $S$  状节点函数的过渡区, 这样  $f'(U_{ii})$  可近似表示为一个常数, 如(18)式所示, 即

$$f'(U_{ii}) \approx a. \quad (18)$$

而在网络学习的后期, 网络学习过程实质上是一个无限逼近全局极小点的过程, 这样节点的输入值  $U_{ii}$  基本上都位于  $S$  状节点函数的饱和区。因此, 各节点函数的输出值变化不大, 此时  $f'(U_{ii})$  可近似地用(19)式表示, 即

$$f'(U_{ii}) \approx 2a \exp(-|aU_{ii}|). \quad (19)$$

由于  $\exp(-|aU_{ii}|)$  很小, 所以网络学习后期, 相对权值调整幅度比网络学习前期要小得多。从(18)式、(19)式可以看出, 决定  $S$  状节点函数过渡带宽度的参数  $a$ , 对权值调整的幅度有直接影响。在传统 BP 算法中, 节点函数  $a$  值都取得较小, 并且在整个学习过程中  $a$  值通常是不变的。这样做虽然能保证网络正确收敛, 但是由于  $a$  值很小会使学习后期的逼近速度变得非常缓慢。现用异或问题为例, 进一步说明上述论点。图 5 是异或网络, 学习样本为  $[(1), -1], [(-1), -1], [(-1), 1], [(1), -1]$ , 隐层和输出层的节点函数如(4)式所示。初始权值  $W_a = 0.0634, W_b = 0.2138, W_c = 0.1954, W_d = 0.0326, W_e = 0.7215, W_f = 0.5423$ 。初始化阈值  $\theta_1 = 0.0817, \theta_2 = 0.1776, \theta_3 = 0.2155$ 。在用误差函数  $E$  作为网络学习的前后期分界时, 则  $E > 0.25$  为前期学习过程, 而  $E < 0.25$  为后期学习过程, 同时设定当  $E < 0.05$  时, 网络学习结束。这样  $a$  取不同值时, 前期、后期和总学习次数如表 1 所示。从表 1 可以看出, 不同的  $a$  值, 网络学习次数变化很大。当  $a = 5$  时, 学习次数达到最少, 当  $a < 5$  时, 网络前期学习次数比后期要少。当  $a > 5$  时, 则相反。这种差别非常明显。

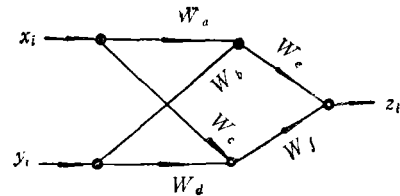


图 5 异或网络

表 1 学习次数  $t_m$  与参数  $a$  的关系

$a$	1	2	3	4	5	6	7	8
$E > 0.25$	1351	152	49	28	20	287	2530	6532
$E < 0.25$	1981	498	227	128	106	42	18	15
总次数	3332	650	276	156	126	329	2548	6547

### 3.3 网络学习速度的改善

通过对表 1 所列结果的分析, 多层前馈网络的学习速度是可以通过对节点函数的参

数  $\alpha$  进行调整而获得改善。只要在网络学习前期,参数  $\alpha$  值不取得太大,即可减少网络前期学习时间.经过一定次数学习,一旦网络寻找到正确学习方向后,参数  $\alpha$  值可以适当增大,这样可加大权值调整幅度,减少后期逼近时间,具体实现过程,如图 6 所示。

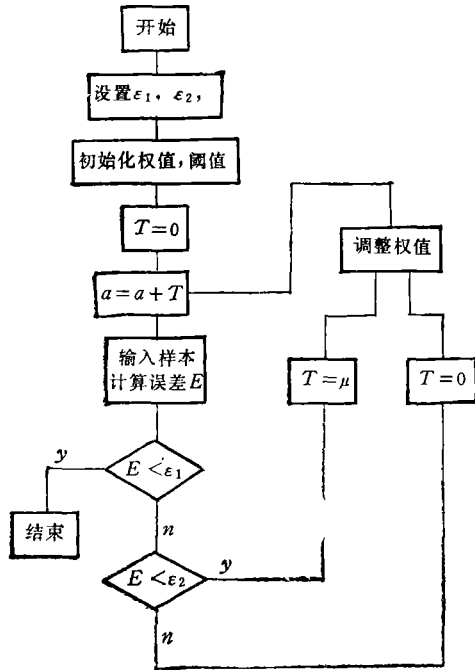


图 6 改进的算法框图

由于网络前期学习与后期学习的分界并不明显,因此对图 6 中  $\epsilon_2$  的选择机动性较大。我们经过多次实践,认为  $\epsilon_2 = (4-10)\epsilon_1$  较为合适。太大或太小均会给网络的收敛带来不良的影响。

## 4 实验结果

图 7 是四幅腹部 CT 切片,图片的左边高灰度区是人体肝部区域。图 8 是我们采用图 1 所示的前馈网络对图 7 CT 切片中的肝部区域提取的结果。可以看出,用多层前馈网络分割的结果,基本上反映了肝部区域的分布情况。

在本文的第 1 节中,我们曾提到用多层前馈网络最终形成一个描述图象区域分布的二维函数。因此将所获得的分割结果进行存贮和传输时,只要将多层前馈网络的层数、隐节点数和权值进行存贮和传输即可,这显然可以极大地减少存贮空间和传输时间。

用多层前馈网络进行图象分割时,目前最主要的困难在于第二隐层节点数的选择,对这个问题我们将继续研究。



图 7 CT 切片

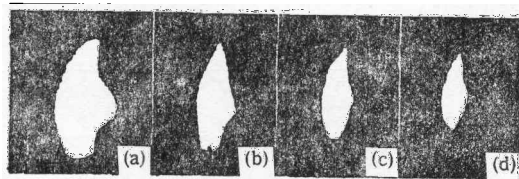


图 8 用多层前馈网络提取的肝部区域

## 参 考 文 献

- [1] Lippmann R P. IEEE ASSP Magnize, 1987, 4(1): 4—22.
- [2] Psaltis D, Sideris A, Yamamura A A. IEEE Control Systems Magnize, 1988, 8(1): 17—22.
- [3] Lippmann R P. IEEE Communications Magnize, 1989, 9(1): 47—62.
- [4] 吴小培, 黄端旭. 安徽大学学报, 1990, 15(1): 61—64.

## THE APPLICATION OF MULTILAYER FEEDFORWARD NETWORK FOR IMAGE SEGMENTATION

Wu Xiaopei Chai Xiaodong Zhang Delong

(Anhui University, Hefei 230039)

**Abstract** The Multilayer feedforward network is used for image segmentation. The procedure of achieving learning patterns and the method of improving the leaning rate are discussed. The experiment shows that using the multilayer feedforward network for image segmentation can get good results.

**Key words** Image processing, Multilayer feedforward network, Image segmentation, BP algorithm