

# BP 神经网络在图像分割中的应用<sup>\*</sup>

杨治明 王晓蓉 彭 军 陈应祖

(重庆科技学院电子信息工程学院 重庆 400050)

**摘要** 图像分割是图像处理和计算机视觉的重要研究领域,也是图像识别和图像分析的基础性工作之一。图像分割效果的好坏直接影响图像特征的提取、图像识别的精度。BP 神经网络在理论上具有实现任意非线性映射的能力,具有自学习、自适应及鲁棒性强的特点,在模式识别、模式分类和模糊控制等领域得到广泛应用。作者将 BP 神经网络成功地运用于印章图像分割、车牌号码图像的分割等工作中,取得了良好的图像分割效果。

**关键词** BP 神经网络, 神经元, 图像分割, 图像识别

## The Application of BP Neural Networks in Image Segmentation

YANG Zhi-Ming WANG Xiao-Rong PENG Jun CHEN Ying-Zu

(College of Electronic Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing 400050)

**Abstract** Image segmentation is one of the most important research fields of image process and computer vision, and it is also one of basic works in image recognition and image analysis. Success or not of image segmentation will affect the success of character abstract of image and image recognition. As the BP Neural networks can theoretically map any non-linear relation, and it possesses some good properties such as self-learning, self-adapting and stronger robustness. It has been widely used in pattern recognition, pattern classifying and fuzzy controlling. In this paper, the writer applies the BP neural networks to segment theseal image and vehicle license plate, and achieved good image segment effect.

**Keywords** BP neural networks, Neural cell, Image segmentation, Image recognition

多层前向反馈式神经网络是目前应用比较广泛的人工神经网络,其中 BP(Back Propagation network,简称 BP 网络)学习算法是最著名的多层前向反馈式神经网络训练算法之一。该算法在图像处理和图像识别领域已经取得令人瞩目的成就,其主要思想是利用已知确定结果的样本模式对网络进行训练,然后利用训练好的网络进行图像的处理或识别<sup>[1]</sup>。

然而,由于 BP 的训练是“导师监督”的学习,最终的输出结果往往与训练样本的特征、网络结构等因素密切相关。当网络结构确定时,训练样本输入模式的相关性往往会导致网络内某些神经元总是处于“获胜”状态,而其他神经元成为“死点”<sup>[1]</sup>,使得神经元的模式不能得到充分利用,从而导致图像分割的失败。分析其原因,首先是输入模式中,某些输入节点输入的数值远远大于其他节点的数值,导致“大数吃小数”问题的出现;其次是部分代表重要特征的学习样本数量不足,导致相关的神经元连接权得不到充分的调整。针对以上问题,作者根据 BP 网络的特性,采用了在输入层和隐藏层间增加归一化层,输出层后增加数值还原层的方法和采用针对性学习的方法,强化 BP 网络的训练,取得了满意的效果。

### 1 问题概述

从具有复杂背景和强烈噪声的图像中提取具有某些特征的目标图像,是进行图像分割的基本任务。所谓图像分割是指把图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程。借助集合概念对图像分割可给出如下比较正式的定义<sup>[2]</sup>:

义<sup>[2]</sup>:

令集合  $R$  代表整个图像区域,对  $R$  的分割可看作将  $R$  分成  $N$  个满足下列 5 个条件的非空子集(子区域)  $R_1, R_2, \dots, R_N$ ;

- ①  $\bigcup_{i=1}^N R_i = R$ ;
- ② 对所有的  $i$  和  $j$ , 有  $R_i \cap R_j = \emptyset (i \neq j)$ ;
- ③ 对  $i=1, 2, \dots, N$ , 有  $P(R_i) = \text{TRUE}$ ;
- ④ 对  $i \neq j$ , 有  $P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}$ ;
- ⑤ 对  $i=1, 2, \dots, N$ ,  $R_i$  是连通区域。

其中  $P(R)$  是对所有在集合  $R$  中元素的逻辑谓词,  $\emptyset$  代表空集。

传统的图像分割方法是基于  $R, G, B$  阈值法来判断该点是否为目标像素点。由于噪声和背景的干扰,往往不能取得质量良好的目标图像。

利用 BP 网络解决类似问题时,首先是对 BP 网络进行训练,然后将网络应用于图像分割。BP 网络在分割图像时,本质上是将待处理图像中的各点聚类为目标像素和非目标像素。正确聚类后去除非目标像素,从而得到目标图像。

BP 网络的训练过程就是修正各层神经元间的连接权系数的过程:输入模式由输入层节点直接传送到隐藏层各节点上。在隐藏层,经过各单元的特性为 Sigmoid 型函数转换后,作为下一层的输入信息。该信息经过同样的转换,一直进行前传,直到从输出层输出响应信号。该过程可以描述如下<sup>[4]</sup>:

<sup>\*</sup>重庆市科委自然科学基金资助项目(CSTC,2005BB2050);重庆市教委资助项目(KJ051402)。杨治明 讲师,硕士,研究方向:人工神经网络理论与应用、数字图像处理;王晓蓉 工程师;彭 军 副教授,博士;陈应祖 工程师。

设一个具有 Q 层的 BP 人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN), 如图 1 所示。其中第一层为输入层, 第 Q 层为输出层, 中间各层为隐藏层。又设第 q (q=1, 2, 3, ..., Q) 层的节点个数为 n<sub>q</sub>, 第 q 层的第 i 个神经元与第 q-1 层各神经元连接的各连接权系数为 ω<sub>ij</sub>。那么节点 i 的输入为

$$x_i^{(q)} = \sum_{j=1}^{n_{q-1}} \omega_{ij}^{(q)} y_j^{(q-1)} \quad (1)$$

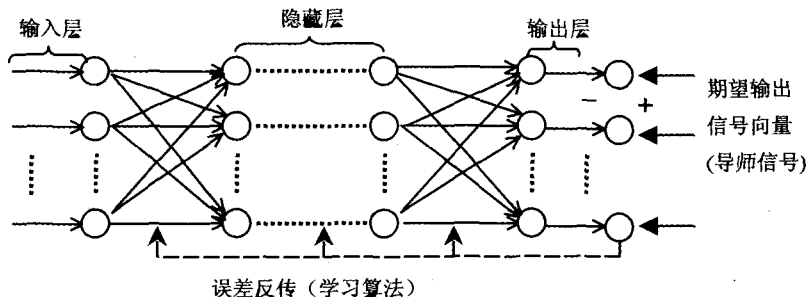


图 1 BP 人工神经网络结构图

设输入输出样本的个数为 P 组, 其中 p=(1, 2, 3, ..., P)。x<sub>p</sub><sup>(0)</sup>=[x<sub>p1</sub><sup>(0)</sup> x<sub>p1</sub><sup>(0)</sup> x<sub>p1</sub><sup>(0)</sup>, ..., x<sub>pm</sub><sup>(0)</sup>]<sup>T</sup>, 为系统输入激活样本, d<sub>p</sub>=[d<sub>p1</sub><sup>(0)</sup> d<sub>p1</sub><sup>(0)</sup> d<sub>p1</sub><sup>(0)</sup>, ..., d<sub>pm</sub><sup>(0)</sup>]<sup>T</sup>, 为系统输出响应的目标值。

输出响应就与期望响应进行比较, 得到误差信号 E<sub>p</sub>, 该信号作为学习信号沿与前向路径相反的方向回传, 同时逐层修改连接权系数, 直到修正完所有层间的连接权系数, 从而完成一个学习过程。即

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{\mu=1}^Q (d_{p\mu} - y_{p\mu}^{(Q)})^2 = \sum_{p=1}^P E_p \quad (3)$$

那么

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^Q (d_{p\mu} - y_{p\mu}^{(Q)})^2 \quad (4)$$

权系数矩阵的修正是基于以下公式进行迭代的:

$$\omega_{ij}^{(q)}(t+1) = \omega_{ij}^{(q)}(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}^{(q)}} \quad (5)$$

η 为系统的“学习效率”, E 为系统响应误差。

## 2 基于 BP 人工神经网络的图像分割器

由于 BP 网络具有高度非线性关系的映射能力, 可实现 M 维欧氏空间 (输入层单元数) 到 N 维欧氏空间 (输出层单元数) 的任意映射<sup>[2]</sup>。在图像分割中, 就是实现由 I 维特征模式到 O 类分类结果的映射。实际应用过程中更可以将分类结果简化为 2 类: 目标图像与非目标图像。

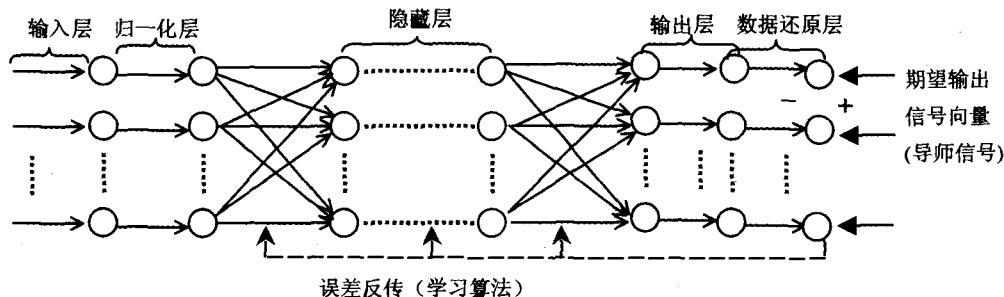


图 2 改进的 BP 人工神经网络结构

### 2.3 BP 神经网络的图像分割基本训练

对神经网络的训练就是利用已经明确分类结果的训练样本, 将输入模式从输入层进入网络, 经过网络计算, 从输出层

输出响应则为:

$$y_i^{(q)} = f(x_i^{(q)}) = \frac{1}{1 + e^{-\mu_i^{(q)}}} \quad (2)$$

x<sub>i</sub><sup>(q)</sup>——神经网络的第 q 层的第 i 输入信号;

y<sub>i</sub><sup>(q)</sup>——神经网络的第 q 层的第 i 输出信号。

### 2.1 神经网络结构的确定

输入层是数据的缓冲存储器, 其作用是把数据源加载到网络上, 节点数可以由图像特征向量的维数确定。输出层节点数由类别数多少确定, 图像分割中可以定为 2, 用以输出目标图像与非目标图像。隐藏层的层数和节点数的选取有不同的观点, 根据 A. J. Maren 等人的观点, 只要单隐藏层的节点个数足够多, 一个隐藏层即可达到多隐藏层的功能, 接点数可以由公式(6)确定<sup>[5]</sup>:

$$J = \sqrt{(m+n)} + a \quad (6)$$

其中 m 为输入层节点个数, n 为输出层节点个数, a 为 1~10 之间的常数。

### 2.2 神经网络结构的改进

在对神经网络进行训练的过程中, 训练样本的原始数值变化范围可能非常大。某些特定情况下, 一个输入模式中最大值与最小值之间数值可能相差几千倍, 如不进行归一化处理, 便会产生“大数吃小数”的现象, 严重影响样本对网络的训练效果。因此, 必须对输入模式进行归一化处理, 使其变化返回限定在一定的数值范围内。由此在输入层和隐藏层之间加入归一化层。

为了使输出结果与原始数值保持一致, 在加入了归一化层之后, 必须在输出层之后对应地加入一个数值还原层。这样, 传统的 BP 神经网络结构变成如图 2 所示。

输出结果, 然后将这个结果与实际值进行比较, 得到误差信号作为导师信号, 用以指导网络连接权重的改变。

在图像分割训练中, 输入样本就是原始图像, 期望输出就

是目标图像。具体计算时,根据不同的应用要求确定。如以颜色特征为分割依据时,输入/输出各模式的各维数值确定原则如下:

(1)输入样本图像中各像素点的  $R, G, B$  值,各像素点周围 8 个相邻点的灰度值  $Gr$ ,组成一个具有 11 维向量的输入模式,如下式:

$$I = \{R, G, B, Gr_L, Gr_{LT}, Gr_{LB}, Gr_T, Gr_B, Gr_R, Gr_{RT}, Gr_{RB}\}$$

式中: $R, G, B$  为像素的  $R, G, B$  颜色分量;

$Gr_L, Gr_B, Gr_T, \dots$  为与特定像素相邻的 8 个像素的灰度值。

作者也实验过利用 HSL 颜色模型和 CMYK 颜色模型进行训练,训练次数和分割效果并无实质性差异。

(2)输出模式则为一维,取 0 或 1(根据目标图像中各对应点的颜色情况定:背景取 0,前景取 1)。

网络基本训练时,各输入、输出模式应用于网络计算。当总体误差  $E$  小于一定数值后,基本训练结束。

### 2.4 BP 神经网络的针对性训练

经过图像分割基本训练后的 BP 神经网络,图像的分割效果已经基本达到后续应用要求,但仍存在误分类的情况,如图 3 所示。网络在分割红色印章时,错误地将黑色部分归类为目标图像。

误判的原因是这些像素点的  $R, G, B$  颜色各分量数值与红色印章区域内部分像素点差异非常小。由于这些黑色像素点在输入样本图像中所占比例较小,网络训练时产生的误差对总体误差的影响也相对小,网络便忽略了对相关神经元间连接权系数的修改。解决这类问题的有效方法就是在输入样本中有意识地增大误判色彩的比重,用以增大导师信号的强度,达到强化网络训练的目的。本例中,作者在输入图像中手工绘制了大部分黑色区域,然后继续进行网络训练,取得了较为满意的效果。



图 3 BP 网络经基本训练后的图像分割效果

## 3 网络应用

经过以上步骤训练过的 BP 神经网络,已经记忆了各种输入-输出模式之间的非线性映射关系。待处理图像从网络输入层按训练时的输入模式进入网络,经过网络运算,便可从

输出层获得满意的结果。图 4 所示为应用 BP 神经网络分割原始图像中红色目标图像的效果,图 5 所示为应用 BP 神经网络分割不同背景颜色的车牌号码的效果。可见,BP 神经网络可以精确地将图像中具有某类或某几类颜色特征的像素点分割出来,效果非常明显。

**结论** 由于 BP 网络具有较强的泛化能力和鲁棒性,利用 BP 网络对图像中某类或某几类颜色进行聚类,可以获得良好的图像分割效果。加强针对性的网络强化训练,是解决 BP 网络在学习过程中出现“死点”的有效方法。

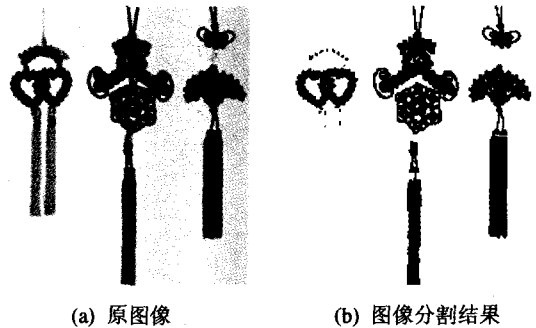


图 4 用 BP 神经网络进行红色图像分割的应用效果示例



图 5 用 BP 神经网络进行车牌号码分割的应用效果示例

## 参考文献

- 1 Zhu Hong, Zhang Xiao-Mang, Taniguchi K, et al. A method of binarization for renal images using the self-organized neural network. Trans IEE of Japan, 1998, 118(9): 1397~1398
- 2 宋锦萍, 职占江. 图像分割方法研究. 现代电子技术, 2006(6): 59~60
- 3 Jung K. Neural network-based text location in color images. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(14): 1503~1515
- 4 袁曾任. 人工神经元网络及其应用. 北京: 清华大学出版社, 1999
- 5 何勇, 项利国. 基于模糊聚类的 BP 神经网络模型研究及应用. 系统工程理论与实践, 2004

(上接第 134 页)

**结束语** 本文利用 J2ME 技术在手机中开发了无线客户关系管理系统,将传统的客户关系管理系统扩展到无线应用领域,可以利用无线通信设备的便携性、时空局限性低等优势,扩展了客户关系管理系统的应用,应用前景非常广阔。同时在 MIDlet 编程中,将视图、数据处理和业务流程控制分离,使得无线客户关系管理系统具有良好的可移植性和可扩展性。

## 参考文献

- 1 焦祝军, 张威. J2ME 无线通信技术应用开发[M]. 北京: 北京希望电子出版社, 2002. 8

- 2 Sun Microsystems, Inc. J2ME (TM) Connected Device Configuration. Proposed Final Draft. <http://java.sun.com/aboutJava/communityprocess/first/jsr036/j2me2cdc2javadoc.zip> 2000. 08, 30
- 3 Sun Microsystems, Inc. Connected Limited Device Configuration, Specification Version 1. 0. <http://java.sun.com/aboutJava/communityprocess/final/jsr030/CLDCSpecification1.0.zip>
- 4 Ruuskanen J-P. MIDP - Mobile Information Device Profile. <http://citeseer.nj.nec.com/473575.htm>
- 5 张秋余, 等. 基于 J2ME 的手机订票系统的研究[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(7): 126~129