

一种新的模糊多层自组织神经网络图像目标检测方法*

瞿继双^{1,2},王正志¹,王超²

(1. 国防科技大学机电工程与自动化学院,湖南长沙 410073;

2. 中国科学院遥感应用研究所,北京 100101)

摘要 神经网络方法和模糊集理论用于图像处理和目标检测时各有优势,文中提出了一种将神经网络和模糊集理论集成的混合方法,即模糊多层自组织神经网络法。该方法将模糊测度作为神经网络的目标函数,网络包括多层结构,任一层中的一个神经元对应图像中的一个像素,该神经元只与前一层的对应元素及其邻域元素连接。针对遥感图像的实验处理过程证明该方法能够有效地进行目标检测和提取,并且具有良好的噪声免疫力。

关键词 多层感知器;目标函数;模糊测度;自组织

中图分类号:TP391.4 文献标识码:A

A Novel Target Detection Approach in Images by Fuzzy Multilayer Self-organizing Neural Network

QU Ji-shuang^{1,2},WANG Zheng-zhi¹,WANG Chao²

(1. College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Institute of Remote Sensing Application, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract There are respective advantages for image processing and target detection by neural network methods of fuzzy set theory methods. The paper proposes a hybrid approach by combining the two type methods, namely, Fuzzy Multilayer Self-Organizing Map (FMSOM), which utilizes fuzziness measure as objective function of neural network. The network comprises multilayer structure every neuron in each layer corresponds to pixel of image, which just connects with the corresponding neurons in prior layer and its neighbors. Experiments using remote sensing images as input are executed and the results verify the approach is valid for target detection and extraction simultaneously, possesses good noise immunity.

Key words multilayer perceptron; objective function; fuzziness measure; self-organizing

目标检测和提取是图像理解和分析的一个重要过程,也是进一步进行目标识别的前提。迄今为止,已经有大量用于图像分割和目标检测的方法和文献^[1],这些方法包括灰度阈值方法、像素迭代方法、基于边缘检测方法、基于模糊集理论方法等等,其中像素迭代方法又包括松弛法、基于马尔科夫随机场方法以及神经网络方法。

在上述方法中,大多数由于采用串行序列处理机制而难以具备实时图像处理能力,松弛法尽管可以并行实现,但由于过分依赖于图像的先验知识而欠缺足够的鲁棒性。神经网络方法具有自适应性、并行快速性、鲁棒性、优化等优点,因而越来越多地用于解决图像处理和模式识别中的问题和挑战^[2~6]。然而,神经网络方法同样面临着大多数方法共同存在的缺陷,即对图像处理、模式识别等实际应用中的不确定性问题无能为力。为了解决这种缺陷,神经网络与模糊集理论的集成被逐步提出,并获得了初步成功应用^[7~14]。模糊集理论可以很好地描述并解决现实中存在的不确定性问题,从而用于解决图像处理和模式识别过程中出现的不确定性^[15]。

本文提出了一种模糊多层前馈神经网络,利用模糊测度来描述多层前馈神经网络的输出目标函数,

* 收稿日期:2002-06-03

基金项目:中科院知识创新工程资助项目;十五国家高技术研究发展计划资助(863-701)

作者简介:瞿继双(1974—)男,博士生。

从而在偏差反向传播时制约网络权值的更新,实现非监督分类的目的,生成高度非线性的决策边界。由于该方法具有非监督自组织的特性,因而称其为模糊多层自组织神经网络(FMSOM:Fuzzy Multilayer Self-Organizing Map)。

1 多层神经网络

多层感知器(MLP)由多层简单的二值状态、sigmoid函数作用的神经元组成,神经元之间由权值连接。每一层中的神经元之间相互不连接,而只是与前后层的神经元连接。如图1所示,多层感知器通常包括输入层、输出层和一定数量的隐藏层。

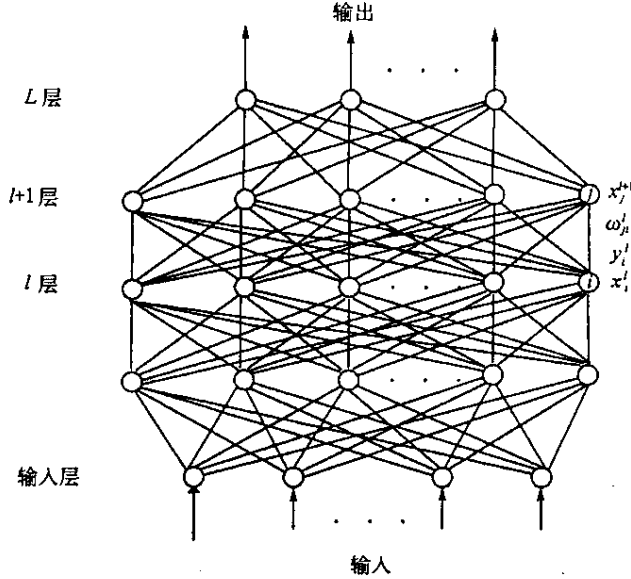


图1 多层感知器结构

Fig.1 Structure of multilayer perceptron

对于 $l+1$ 层,其第 j 个神经元的输入 x_j^{l+1} 为:

$$x_j^{l+1} = \sum_i \omega_{ji}^l y_i^l - \theta_j^{l+1} \quad (1)$$

这里 y_i^l 是 l 层第 i 个神经元的输出, ω_{ji}^l 则是从神经元 i 到神经元 j 的连接权值, θ_j^{l+1} 是作用于神经元 j 的阈值。

除了输入层外,对于其它任意层的神经元,其激励函数由以下单调非线性函数给出:

$$y_j^l = \frac{1}{1 + e^{-x_j^l}} \quad (2)$$

对于输入层则有:

$$y_j^0 = x_j^0 \quad (3)$$

假定目标函数为网络输出值的最小均方差,即:

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{j,c} (y_{j,c}^l(\omega) - d_{j,c})^2 \quad (4)$$

上式中 $y_{j,c}^l(\omega)$ 为输出层的第 j 个神经元的输出信号, $d_{j,c}$ 为该神经元相应的期望输出。

为了使 $E(\omega)$ 最小,可以采用梯度下降法,即使权值变化量为:

$$\Delta \omega_{ji}^l(t+1) = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial \omega_{ji}^l} + \alpha \Delta \omega_{ji}^l(t) \quad (5)$$

上式中 ϵ 为控制下降速度的正常量, α 为衰减系数, $\alpha \Delta \omega_{ji}^l(t)$ 称为动量项,用于控制合理的收敛速度,同时使系统稳定。

由(1)式和(2)式有：

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{dy_j}{dx_j} \frac{\partial x_j}{\partial \omega_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} y_j^l (y_j^l - 1) y_j^{l-1} \quad (6)$$

对于输出层有：

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = y_j^l - d_j \quad (7)$$

而对于其它层有

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{dy_k}{dx_k} \frac{\partial x_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{dy_k}{dx_k} \omega_{kj}^l \quad (8)$$

2 利用 FMSOM 进行目标提取

FMSOM 方法是一种使用后向传播偏差的前馈神经网络,但与传统 MLP 方法不同的是,由于利用了邻域局部上下文信息,并使用与输出相关的模糊测度作为目标函数校正神经元之间的连接权值,因此该方法具有自组织特性,不需要监督学习。这种特性对于自动目标检测是非常有用的。

2.1 FMSOM 结构

如图 2 所示为 FMSOM 的结构,该网络包括输入层、输出层和多个中间层,每一层的神经元阵列与输入图像对应,即每个神经元负责处理一个像素。除了输入层外,每一层中的神经元与它前一层对应的神经元以及该神经元的邻域连接。邻域的定义参照文献 [14] 中的描述。

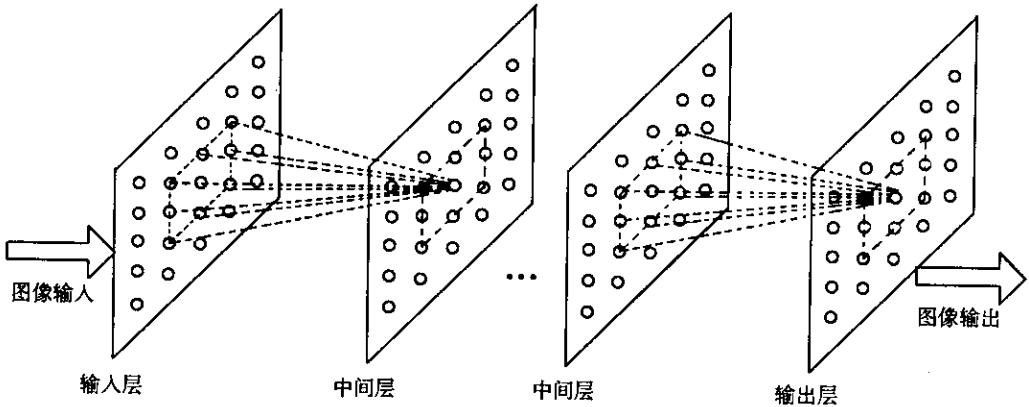


图 2 多层自组织神经网络结构

Fig.2 Structure of multilayer self-organizing neural network

2.2 利用模糊测度校正 MLP 权值

FMSOM 方法将输出信息的模糊测度作为目标函数,并使用该目标函数来校正网络中神经元之间的连接权值。

对于输出信息的模糊线性指数测度有：

$$E = g(v_l) = v_l = \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n [\min\{y_j, 1 - y_j\}] \quad (9)$$

则由(1)(2)(5)及(6)式,其相应的权值校正量为：

$$\Delta \omega_{ji}(t+1) = \begin{cases} -\frac{2}{n} \epsilon \frac{dy_j}{dx_j} y + \alpha \Delta \omega_{ji}(t) & 0 \leq y_j \leq 0.5 \\ \frac{2}{n} \epsilon \frac{dy_j}{dx_j} y_j + \alpha \Delta \omega_{ji}(t) & 0.5 < y_j \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

对于输出信息的模糊二次指数测度有：

$$E = g(v_q) = v_q^2 = \left(\frac{2}{\sqrt{n}} \sqrt{\left[\sum_{j=1}^n \{\min(y_j, 1 - y_j)\}^2 \right]} \right)^2 = \frac{4}{n} \left[\sum_{j=1}^n \{\min(y_j, 1 - y_j)\}^2 \right] \quad (11)$$

类似地有：

$$\Delta\omega_{ji}(t+1) = \begin{cases} -\frac{8}{n}\epsilon \cdot y_j \frac{dy_j}{dx_j} y_i + \alpha\Delta\omega_{ji}(t) & 0 \leq y_j \leq 0.5 \\ \frac{8}{n}\epsilon(1-y_j) \frac{dy_j}{dx_j} y_i + \alpha\Delta\omega_{ji}(t) & 0.5 < y_j \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

而对于输出信息的模糊对数熵测度有:

$$E = g(H) = H = -\frac{1}{n \ln(2)} \sum_{j=1}^n [y_j \ln y_j + (1-y_j) \ln(1-y_j)] \quad (13)$$

为了加速网络自学习过程的学习率,考虑到

$$\Delta\omega_{ji} \propto -\frac{\frac{\partial E}{\partial y_j}}{\left| \frac{\partial E}{\partial y_j} \right|^q} \quad q > 1 \quad (14)$$

取 $q=2$ 则有:

$$\Delta\omega_{ji}(t+1) = \begin{cases} -\epsilon \frac{1}{\ln\left(\frac{y_j}{1-y_j}\right)} \frac{dy_j}{dx_j} y_i + \alpha\Delta\omega_{ji}(t) & 0 \leq y_j \leq 0.5 \\ \epsilon \frac{1}{\ln\left(\frac{y_j}{1-y_j}\right)} \frac{dy_j}{dx_j} y_i + \alpha\Delta\omega_{ji}(t) & 0.5 \leq y_j \leq 1 \end{cases} \quad (15)$$

对于输出信息的模糊指数熵测度有:

$$E = g(H) = H = \frac{1}{n(\sqrt{e}-1)} \sum_{i=1}^n [y_j e^{1-y_j} + (1-y_j) e^{y_j} - 1] \quad (16)$$

利用(14)式同样取 $q=2$ 有:

$$\Delta\omega_{ji}(t+1) = \begin{cases} -\epsilon \frac{1}{(1-y_j)e^{1-y_j} - y_j e^{y_j}} \frac{dy_j}{dx_j} y_i + \alpha\Delta\omega_{ji}(t) & 0 \leq y_j \leq 0.5 \\ \epsilon \frac{1}{(1-y_j)e^{1-y_j} - y_j e^{y_j}} \frac{dy_j}{dx_j} y_i + \alpha\Delta\omega_{ji}(t) & 0.5 < y_j \leq 1 \end{cases} \quad (17)$$

3 实验结果与分析

下面的实验过程用于验证 FMSOM 方法自动目标检测和目标提取的有效性。输入原图像为一光学遥感图像,以及该图像附加方差分别为 0.1 和 0.2 的高斯白噪声的图像。在图像数据输入网络之前,首先对数据进行正则化处理,使输入数据处于 $[0, 1]$ 区间。

实验过程中,除了输入层和输出层外,网络使用三层中间层。算法中的参数 $\epsilon = 0.1$, $\alpha = 0.1$ 。实验结果如图 3 所示,从图中可以看出 FMSOM 方法能够有效地检测出图像中的目标,为进一步自动目标识别打下基础。该算法还具有良好的噪声免疫力,在较恶劣的噪声干扰下仍然具有较好的检测效果。

从图 3 中还可以得出结论,在四种模糊测度中,采用模糊指数熵测度作为目标函数校正权值具有最好的抗噪能力,而且具有最好的目标形状保持能力。

下面对上述实验结果进行定量评估分析。设目标标准面积为 $Area_{ST}$,检测目标面积为 $Area_{DT}$,它们可以通过在相应的图像中使用目标边缘提取方法提取目标轮廓后人工分析获取。于是定义以下检测指标:

正确检测面积 $Area_{AD}$:标准目标与检测结果目标重叠区域的面积;

$$\text{检测正确率:} \quad \gamma = \frac{Area_{AD}}{Area_{ST}} \quad (18)$$

$$\text{误检率:} \quad \xi = \frac{|Area_{DT} - Area_{AD}|}{Area_{ST}} \quad (19)$$

$$\text{漏检率:} \quad \zeta = \frac{|Area_{ST} - Area_{AD}|}{Area_{ST}} \quad (20)$$

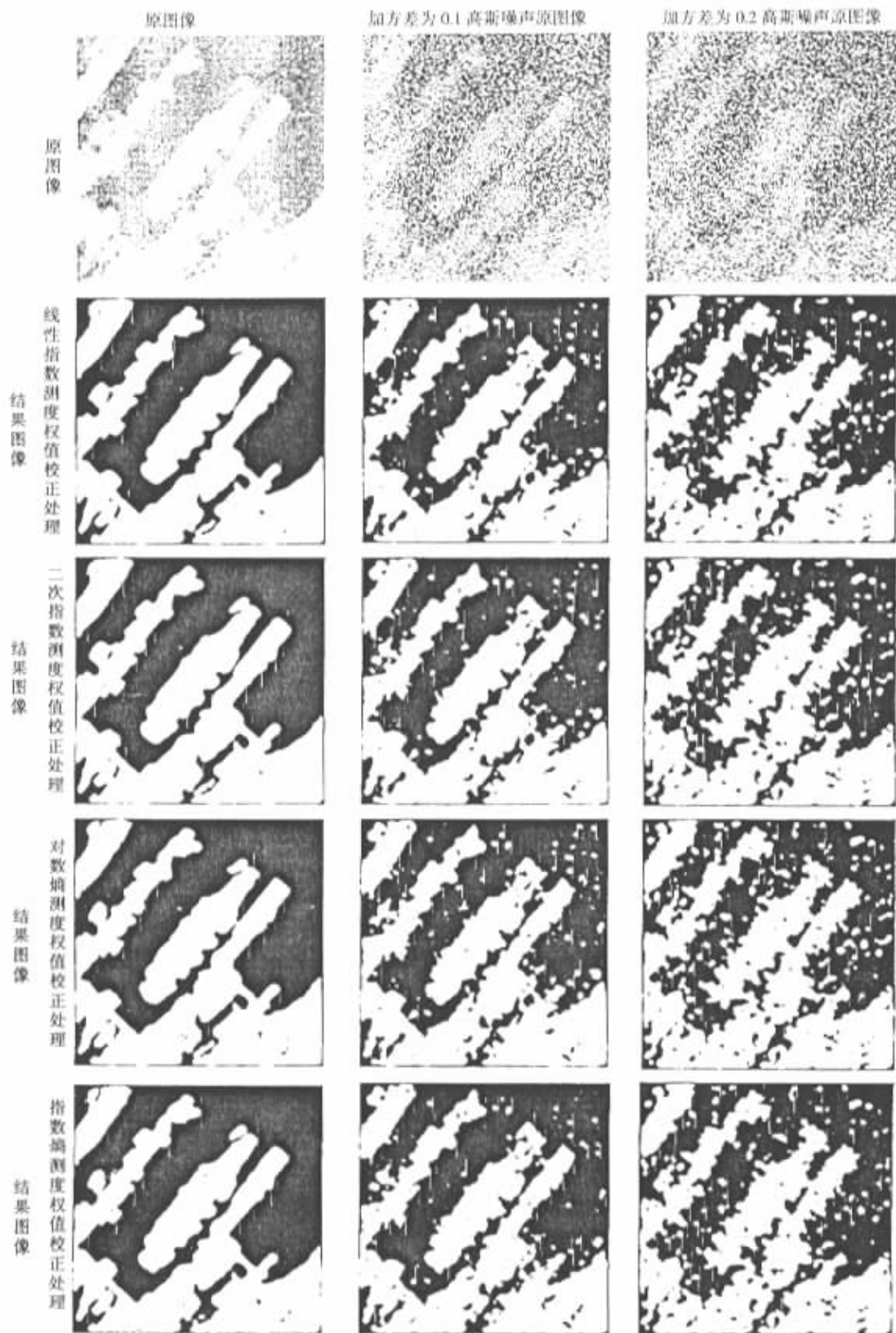


图 3 FMSOM 方法目标检测处理结果

Fig. 3 Results of target detection by FMSOM approach

表 1 给出了 FMSOM 方法目标检测结果的定量评估。由于神经网络处理过程中对局部邻域信息进行了加权处理,因此检测目标的区域面积均大于目标的标准面积,这将在一定程度上导致目标边缘信息的失真。从表中可以看出,线性指数测度、二次指数测度和对数熵测度作为目标函数具有相近的性能结果,而指数熵测度作为目标函数的误检率比前三种测度要小,然而漏检率却略大于前三者。事实上,误检率和漏检率在一定程度上是互斥的评估指标。

表 1 图 3 中 FMSOM 方法处理结果定量分析

(Area_{ST} = 3005)

Tab.1 Analyze to the results of FMSOM approach in Fig.3

(Area_{ST} = 3005)

评估指标 目标函数	Area _{DT}	Area _{AD}	γ	ξ	ζ
线性指数测度	3036	2853	94.94%	6.09%	5.06%
二次指数测度	3056	2866	95.37%	6.32%	4.63%
对数熵测度	3023	2844	94.64%	5.96%	5.36%
指数熵测度	2958	2809	93.48%	4.96%	5.52%

4 结论

本文结合图像处理中神经网络方法和模糊集理论方法的优点,提出了一种模糊多层自组织神经网络方法用于目标检测与提取,该方法不需要监督学习过程,因而非常适合于自动目标检测,为进一步自动目标识别打下了基础。

FMSOM 方法每一层中的神经元之间不存在互连关系,除输入层外,任一神经元只与其前一层对应的神经元及其邻域进行连接,从而使该网络具有良好的并行处理能力和较好的噪声免疫力。该方法使用模糊测度作为网络的目标函数,并通过使目标函数达到最小来调节权值。实验结果表明该方法能够有效地检测图像中的目标。在线性指数、二次指数、对数熵、指数熵四种测度用于 FMSOM 网络权值校正时,指数熵测度具有最好的噪声免疫力和目标形状保持能力。

参考文献:

- [1] Pal N R, Pal S K. A Review on Image Segmentation Techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9):1277-1294.
- [2] Basak J, Murthy C A, Pal S K. Self-organizing Network for Mixed Category Perception[J]. Neurocomputing, 1996, 10:341-358.
- [3] Widrow B, Winter R. Neural Network for Adaptive Filtering and Adaptive Pattern Recognition[J]. IEEE Computer, 1988, 25-39.
- [4] Carpenter C A, Grossberg S. The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self Organizing Neural Network[J]. IEEE Computer, 1988:77-88.
- [5] Huntsberger T L, Ajjimarangsee P. Parallel Self-organizing Feature Maps for Unsupervised Pattern Recognition[J]. International Journal of General Systems, 1990, 16:357-372.
- [6] 桑农, 张天序. 基于 Hopfield 神经网络的 FLIR 图像分割[J]. 自动化学报, 2001, 27(3).
- [7] Pal S K, Mitra S. Neuro-fuzzy Pattern Recognition—Methods in Soft Computing[M]. John Wiley & Sons, Inc., 1999.
- [8] Takagi H. Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Network—Survey and Future Direction[C]. Proceedings of the 1990 International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks, Iizuka(Japan), 1990:13-26.
- [9] Tsao E, Bezdek J C, Pal N R. Fuzzy Kohonen Clustering Networks[J]. Pattern Recognition, 1992, 27:757-764.
- [10] Carpenter G A, Grossberg S. The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-organizing Neural Network[J]. IEEE Computer, 1988:77-78.
- [11] Pal S K, Mitra S. Multilayer perception, Fuzzy Sets and Classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3:683-697.
- [12] Pal S K, Ghosh A. Neuro-fuzzy Computing for Image Processing and Pattern Recognition[J]. International Journal of Systems Science, 1996, 27:1179-1193.
- [13] Mitra S, Pal S K. Self-organizing Neural Network as a Fuzzy Classifier[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(3):385-399.
- [14] Ghosh A, Pal N R, Pal S K. Self-organization for Object Extraction Using Multilayer Neural Network and Fuzziness Measures[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1:54-68.
- [15] Pedrycz W. Fuzzy Sets in Pattern Recognition: Methodology and methods[J]. Pattern Recognition, 1990, 23:121-146.

