

# 图像滤波的形态学开、闭型神经网络算法<sup>1</sup>

余 农 李吉成 王润生

(国防科技大学 ATR 国家重点实验室 长沙 410073)

**摘 要** 该文设计完成了一种具有实用意义的形态学开、闭滤波的神经网络模型及其滤波参数的优化训练算法。实验结果表明该方法设计简便, 实用性强且易于推广, 对提高形态滤波性能效果明显。分析表明, 形态滤波器可分解为形态滤波运算和结构元素选择两个基本问题。形态滤波运算规则已由定义本身确定, 于是形态滤波器的最终滤波性能就仅仅取决于结构元素的选择。进行自适应优化训练的目的正是使结构元素具有图像目标的形态结构特征, 从而使形态滤波器对复杂变化的图像具有良好的滤波性能和稳健的适应能力。

**关键词** 图像处理, 形态滤波器, 神经网络, 参数设计

**中图分类号** TN713, TN-052

## 1 引言

形态结构的多样性是图像景物的突出特征之一, 就图像所反映的两类基本特性——结构和属性来说, 形态结构和目标属性是相互依存的对应关系。数学形态学对信号的处理具有直观上的简明性和数学上的严谨性, 在定量描述图像的形态特征上具有独特的优势, 为基于形状细节对图像进行准确分析提供了强有力的手段。它主要通过腐蚀、膨胀、开、闭 4 种基本形态变换并选择相应的“结构元”来处理和分析图像的。一旦选定了所用的形态滤波算子(形态变换组合), 则结构元素便成为形态滤波运算的关键, 选择不同的结构元素会导致运算对不同几何结构信息的分析和处理, 因此如何自适应地优化确定结构元素, 就成为形态学领域中人们长期关注的研究热点和技术难点<sup>[1,2]</sup>。近年来, 许多国外学者都在致力于这方面的研究与探索<sup>[3-5]</sup>。国内方面, 本文作者及合作者已初步设计出腐蚀和膨胀运算的神经网络模型及其训练算法<sup>[6,7]</sup>, 但与实用化的开、闭形态滤波网络模型尚有一段差距。

本文在文献 [6, 7] 的基础上, 继续完成了开、闭运算神经网络的模型设计。网络权值即形态滤波参数——结构元素, 它在空间上的数值分布构成一个特定的曲面。滤波参数的设计过程实际上是这一特定曲面不断优化和完善的过程, 其实质就是解决设计过程中知识获取和知识精炼的机器学习问题。结合实用要求, 我们采用了从实例集(训练样本空间)中进行优化训练的概念学习方法。网络在对实例的学习(参与对外环境的交互)过程中, 各神经元通过相互竞争与协作, 不断调整其权值并分布式地存贮于各神经元中, 从而完成知识的自动获取, 将外部环境(图像)的特征规律反映到自身结构上来, 赋予网络某种特定的智能, 进而实现图像形态的优化滤波与目标检测功能。

## 2 开、闭运算的神经网络模型

在文献 [6, 7] 的基础上, 利用腐蚀和膨胀运算的组合逻辑可进一步设计出形态学开、闭运算的三层前馈 BP 神经网络模型, 如图 1 所示。当隐含层为腐蚀运算网络而输出层为膨胀运算网络时, 该 BP 网络为灰度开运算神经网络。反之, 当隐含层为膨胀运算网络而输出层为腐蚀运算网络时, BP 网络为灰度闭运算神经网络。

结构元素  $B$  作为一种特定的模板窗在整个图像平面上进行一次滑动滤波(此时参与运算的只是模板窗内的图像数据)便可完成图像的膨胀或腐蚀运算。而开、闭运算时则需要结构元素  $B$  在图像平面上分别进行两次滑动滤波, 因而在输出层的每个节点上参与运算的输入层图像数据已经超出了模板窗  $B$  的范围。为了保证模板窗对每层输入数据的严格约束, 便是在开、闭运算的神经网络结构中引入了二值化的限定权矢量  $W$ 。即

<sup>1</sup> 1999-12-17 收到, 2000-10-10 定稿

对腐蚀运算网络有

$$W(x, m) = \begin{cases} 1, & x + m \in P, m \in S \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

对膨胀运算网络有

$$W(x, m) = \begin{cases} 1, & x - m \in P, m \in S \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

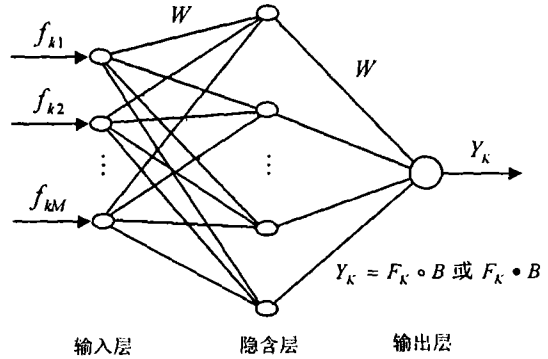


图 1 形态学开、闭运算神经网络模型

其中，图像  $F = \{(x, f(x)) | x \in P, P \subseteq E^2\}$ ，结构元素  $B = \{(x, b(x)) | x \in S, S \subseteq E^2\}$ 。

本文采用的概念学习方法实质上是对概念描述空间的一种启发式搜索，概念描述空间是对原始图像数据（训练样本集）使用一定的学习规则得到的。学习规则中需要引入相关的先验知识加以约束，并提供优选标准（代价函数）以引导求解过程。本文中对于滤波参数的优化训练而言，最关键的乃是形态滤波器的非线性映射输出要尽量地逼近训练样本的期望值，即要求最优解同所有示例保持一致且为最短的描述。设模式样本矢量的维数为  $M$ （对应网络输入的节点数），训练样本数为  $L$ ，模式样本为  $F_K \in R^M$ ，连接权值矩阵（结构元素）为  $B \in R^M$ 。网络在第  $k$  个训练样本输入后，输出节点的输出值为  $Y_k$ ，其期望信号为  $d_k$ 。则开、闭型形态滤波器参数优化设计的神经网络学习算法可描述如下：

Algorithm

(1) Initialize the network weights  $b_m (1 \leq m \leq M)$  and set the end value  $\varepsilon$  of error cost function  $E$ , select the pertinent learning rate  $\eta$  and momentum  $\alpha (\varepsilon \ll 1, 0 < \eta < 1, 0 < \alpha < 1)$ .

(2) Generate the initial training and delimit the maximal epoch  $T_{\max}$ ,  $t = 1$ .

(3) WHILE ( $E > \varepsilon$  and  $t < T_{\max}$ ) DO

    Calculate gradient:  $\delta_m = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k) \times g(Y_k, b_m), (1 \leq m \leq M)$ .

    Calculate network weights:  $b_m(t+1) = b_m(t) - \eta \delta_m + \alpha [b_m(t) - b_m(t-1)]$ .

$t = t + 1$ .

    Calculate the error cost function  $E$  at these nodes of output layer for input

        Training mode  $k : E = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^L e_k^2 = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k)^2$ .

    ENDWHILE.

该学习算法的推导过程可以参见文献 [6, 7]。上式中

对开运算网络有

$$g(Y_k, b_m) = \begin{cases} -1, & Y_k = f_{km} - b_m + b_j, j \neq m \\ 1, & Y_k = f_{km} - b_i + b_m, i \neq m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

对闭运算网络有

$$g(Y_k, b_m) = \begin{cases} -1, & Y_k = f_{km} + b_i - b_m, i \neq m \\ 1, & Y_k = f_{km} + b_m - b_j, j \neq m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中  $f_{km}$ ,  $b_m$  是利用权矢量  $W(x, m)$  在隐含层的神经元上通过与前述相同的扫描方式将输入层的二维图像数据  $f(x)$  和结构函数  $b(x)$  转化成一组  $M$  维的矢量数据结果, 而  $b_i, b_j (1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq M)$  则是指在隐含层和输出层神经元上的对应转换结果。

### 3 图像滤波算法

本文采用的图像滤波算法主要分为三个层次环节: (1) 并行区域感知与背景抑制; (2) 自适应优化聚类与目标特征提取; (3) 形状分析与结构特征判定。第一层的背景感知和第三层的

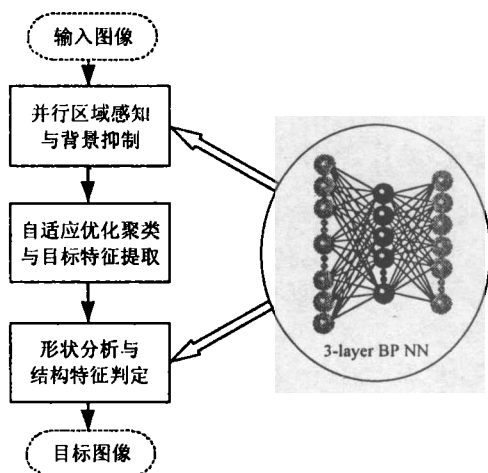


图2 图像目标检测算法框架

形状分析主要运用形态滤波的开、闭组合运算, 其中自然涉及到结构元素的优化训练问题。该检测算法的处理框架如图2所示。由于形态滤波算是开、闭组合, 因而对于训练样本空间的具体构造(典型实例的选取与集成)较为便利。样本的选取可针对实际的图像数据直接进行, 操作时可在实景图像中对所需检测的目标景物  $A$  加以标识(在目标处用光标点击一下), 于是程序将提供背景抑制后通过优化聚类与特征提取处理得到的拓扑连通分量  $A$  在灰度层上的视觉反差特征。求出  $A$  在其连通域内的特征量均值  $\mu_A$ , 则连通域内特征值大于  $\mu_A$  的像点集  $S$  及其邻域的图像数据均可作为训练样本, 而期望信号则为像点集  $S$  上的特征值本身。

### 4 实验结果

利用图2所示的图像目标检测算法, 从前视红外仪(FLIR)拍摄的云层图像中提取飞机目标的实验结果如图3所示。其中选取的学习常数  $\eta = 0.25$ , 动量因子  $\alpha = 0.3$ , 误差指标  $\epsilon = 0.01$ 。对于从航空图片中检测出海上舰船目标的实验结果则如图4所示。

从图3(b)和图4(c)中都取上一个固定的结构元素  $B$ , 形状为  $R = \sqrt{5}$  的圆盘, 分量值均为 0.5。由于没有经过学习训练,  $B$  无法反映目标所特有的形态结构特征, 因而滤波时就不能有效地抑制背景并突出目标, 致使处理结果中除目标外还包含有许多背景杂波。在图3(c)和图4(d)中  $B$  的初始形状设为  $R = \sqrt{10}$  的圆盘, 分量初值均置为 0.5, 优化后的分量终值将通过神经网络训练算法获得。从处理结果可以明显看出, 经过优化训练的结构元素在滤波运算过程中对目标结构特征一致的灰度分布变化具有良好的响应特性, 进而明显地提高了形态滤波性能。特别值得一提的是, 利用优化训练的结构元素还可从检测出的飞机目标中准确地鉴别出飞机的各个部位, 如机翼、机身和尾翼(见图3(d))。图4(d)中对检测出的每只舰船还特意用外轮廓线进行了勾画和标识。

### 5 结论和探讨

形态学开、闭运算神经网络中采用的误差反传 BP 和概念学习算法至少在三个方面还有待进一步改进和完善: 一是学习率和初始权值的优化问题。加快学习算法的一个有效途径是优化初始权值并自适应调整学习率。一般说来初始权值的优化选取较为困难, 但有研究表明<sup>[8]</sup>, 将生物视觉感受野特性用于初始化 BP 网络权值颇见成效。而学习率的调整目前已有多种较成熟的优化算法。二是 BP 算法从理论上讲只要迭代次数足够多总是可以收敛到某个极小值, 但是却无法保证它就是全局最小值, 于是往往会陷入局部极值的陷阱。对此, 人们常应用遗传算法、

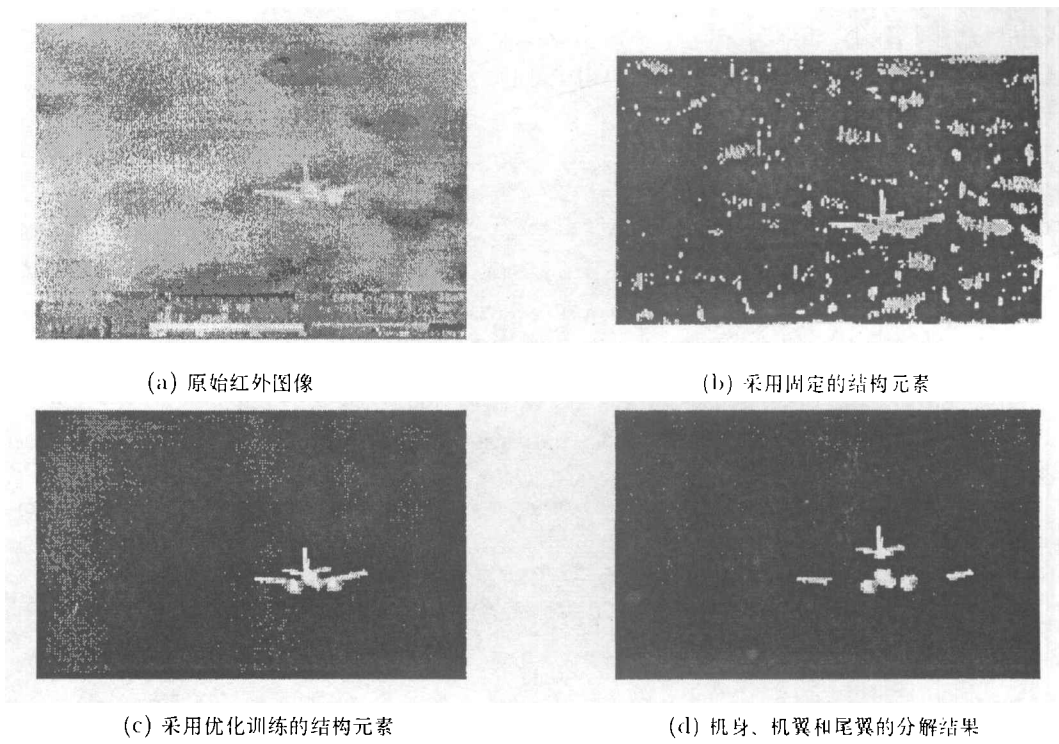


图 3 从拍摄的红外图像中提取飞机目标的实验结果

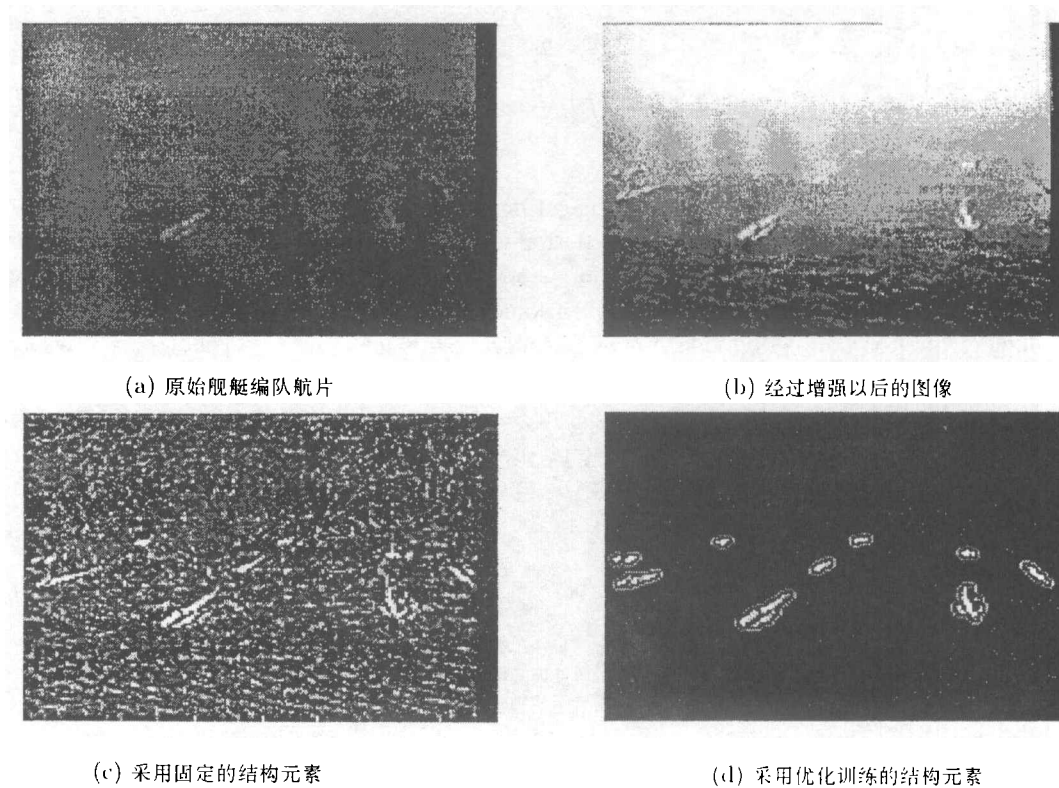


图 4 从拍摄的海上舰队航片中提取舰艇目标的实验结果

模拟退火等方法。三是采用从实例集中进行优化训练的概念学习算法本质上和具有隐变量的参数估计法是类似的,因此,EM(Estimation Maximum)算法、Markov Monte Carlo、MAP(Maximum A Posterior)估计法等应用于此也必有可为。

### 参 考 文 献

- [1] E. R. Dougherty, *et al.*, Digital Image Processing Methods, New York, Marcel Dekker, 1994, 110-138.
- [2] 龚 炜, 石青云, 程民德, 数字空间中的数学形态学, 北京, 科学出版社, 1997, 137-162.
- [3] C. P. Suarez-Araujo, Novel neural-network models for computing homothetic invariances: An image algebra notation, *J. Math. Imaging and Vision*, 1997, 7(1), 69-83.
- [4] Yonggwan Won, *et al.*, Morphological shared-weight networks with applications to automatic target recognition, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1997, NN-8(5), 1195-1203.
- [5] Gerhard X. Ritter, Morphological associatiative memories, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1998, NN-9(2), 281-292.
- [6] 余 农, 李吉成, 一种自适应训练形态滤波参数的神经网络方法, 中国电子学会第四届青年学术年会文集, 北京, 电子工业出版社, 1998, 537-540.
- [7] 李吉成, 李 飏, 灰度形态滤波器的神经网络实现方法, *系统工程与电子技术*, 1999, 21(3), 56-59.
- [8] 汪云九, 崔 霁, 齐翔林, BP 学习网络中权值的感受野型初始化研究, *自然科学进展*, 1996, 6(3), 346-350.

## MORPHOLOGICAL OPENING AND CLOSING NEURAL NETWORKS FOR IMAGE FILTERING

Yu Nong    Li Jicheng    Wang Runsheng

(ATR Key Lab., National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** This paper presents morphological neural networks of opening and closing operation for pratical use, and the algorithm to design optimal parameters of a morphological filter. Experimental results show that this method is good in practice and easy to extend. It has better filtering properties than that of the conventional morphological ones. The task of creating a morphological filter can be divided into two basic problems, selecting a morphological operation and Structuring Element (SE). The set of morphological operations is predefined so the filter's properties depend merely on the selection of an SE. Structuring elements are formed by means of an adaptive algorithm that adjust the shape of the SE to match characteristics of the image targets. Morphological filters formed using this method are capable of responding complicated patterns in images.

**Key words** Image processing, Morphological filters, Neural network, Parameter design

余 农: 男, 1961 年生, 副教授, 现正攻读博士学位, 主要从事航空电子和图像处理的研究。  
 李吉成: 男, 1971 年生, 讲师, 博士, 现从事图像处理和图像自动目标识别的教学与研究。  
 王润生: 男, 1941 年生, 教授, 博士生导师, 从事图像理解及信息融合的教学与科研工作。