

基于邻域统计特性的概率神经网络及其在自动目标识别中的应用

刘天溶 沈定刚 戚飞虎

(上海交通大学光纤技术研究所, 上海·200052)

摘要 在概率神经网络的一种改进模型——FDO网络的基础上, 提出在设计网络收敛域时进一步考虑每一像素点周围8邻域的影响, 对网络的作用函数加以修改, 使改进后的网络具有稳定性好且收敛速度快的优点. 通过实验对改进前后网络的识别性能加以比较, 证明改进后的网络特别适用于噪声图像的识别.

关键词 人工神经网络, 概率神经网络, 收敛域, 高斯噪声.

引言

概率神经网络(Probabilistic Neural Network)是 D. F. Specht 于 1988 年提出的一种人工神经网络模型. 这种基于统计原理的神经网络模型, 在分类功能上与最优 Bayes 分类器等价, 同时它不象传统的多层前向网络那样需要用 BP 算法进行反向误差传播的计算, 而是完全前向的计算过程. 因此与传统的 BP 网络相比, 它具有训练时间短且不易收敛到局部最小点的优点. 但概率神经网络也存在一个致命的弱点, 当训练样本增加时, 网络规模增大, 从而降低了网络的运行速度. 正是基于这一因素, FDO(Full Domain Optimum)网络提出将原概率神经网络中作用函数中的非参数估计法改为参数估计法, 并以样本点为收敛点, 由统计特性来设计网络的收敛域, 从而使网络的每个收敛点都是全局最优解, 这样不仅使网络具有较好的稳定性, 同时也在一定程度上提高了网络的运行速度.

而本文则是对于 FDO 网络的进一步改进. 既然 FDO 网络在设计收敛域时基于统计特性, 那么进一步考虑邻域的影响是有益的. 本文提出在设计网络收敛域时考虑到每一像素点周围 8 邻域的影响, 在网络的作用函数中运用邻域统计特性扩大网络收敛域, 从而使改进后的网络的收敛速度及其对低信噪比图像的识别能力大大提高. 实验证明, 该网络特别适用于噪声图像的识别.

1 FDO 网络及其改进

FDO 网络的模型结构如图 1 所示. 设有 M 个训练样本, 样本维数为 $N \times N$, FDO 网络

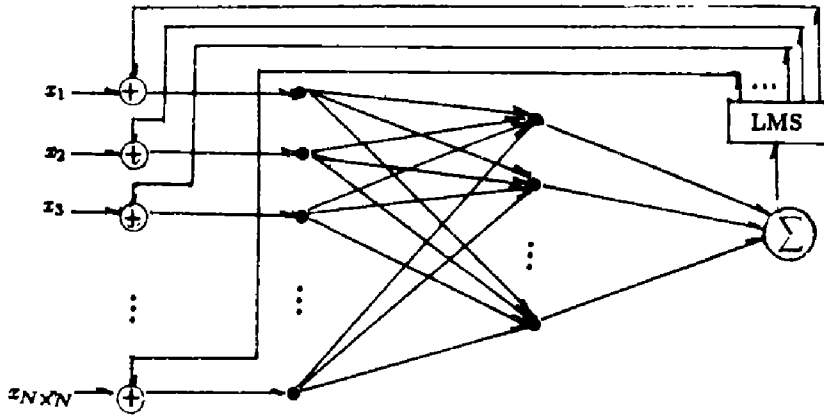


图 1 FDO 网络结构

Fig.1 Structure of FDO Neural Network

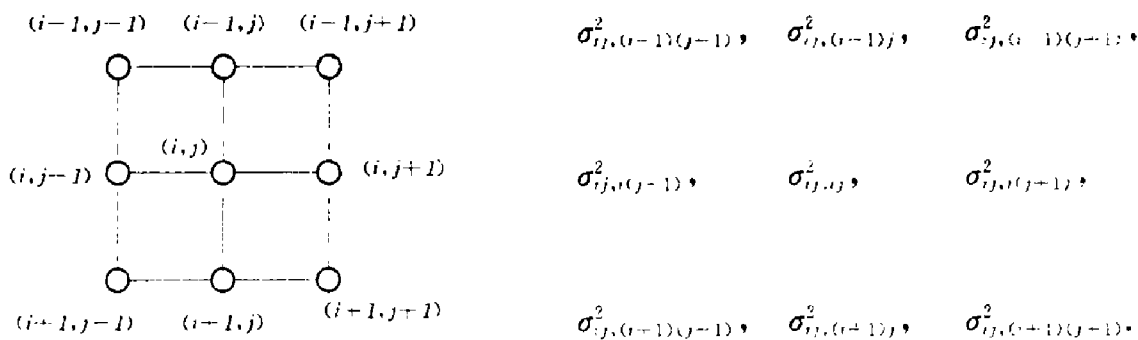
的运行规则可以概括成:待识别样本 x_i 中的各元素输入后,经网络的作用函数得到输出 O_k ($k=1,2,\dots,M$). 通过网络的动力系统使输出迭加 X 的误差分量来控制 X ,使 X 变成 X' , 这样不断循环,直至其中的某个输出值 O_j 远大于其余的 O_k 时停止反馈. 在 FDO 网络中,采用如下作用函数来表示神经元的响应:

$$O_k = \exp\left[-A_k \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (x_{ij} - C_{kij})^2 / \sigma_{ij}^2\right], \quad (1)$$

式中 A_k 是调节参数, C_{kij} 为第 k 个样本的第 (i, j) 位置像素点的值, σ_{ij}^2 为均方误差. 可用统计规则得到. 这里,把各样本组成一个随机过程,因而 σ_{ij}^2 定义为

$$\sigma_{ij}^2 = \sum_{l=1}^M \frac{(C_{kij} - C_{lij})^2}{M}. \quad (2)$$

由于 σ^2 决定了样本的收敛域,因此在计算上述均方误差 σ_{ij}^2 时,我们有必要考虑到每个象素点周围 8 点的互相关因素. 分析 3×3 邻域,对于每点 (i, j) ,其同 3×3 邻域中的互相关系数是以下 9 个非空值,依次为



这样得到的新的作用函数为

$$O_k = \exp \left[-A_k \sum_{i=1}^{N-k_1} \sum_{j=1}^{N-k_2} \sum_{k_1=-1}^1 \sum_{k_2=-1}^1 (x_{ij} - C_{ki}) (x_{(i+k_1)(j+k_2)} - \frac{C_{k(i-k_1)(j-k_2)}}{\sigma_{ij,(i+k_1),j+k_2}^2}) \right] \cdot \Phi(i+k_1, j+k_2) \quad (3)$$

其中

$$\Phi(i+k_1, j+k_2) = \begin{cases} 1, & 0 \leq i+k_1 \leq N-1 \text{ 且 } 0 \leq j+k_2 \leq N-1 \\ 0, & i+k_1 \leq -1 \text{ 或 } i+k_1 \geq N \\ & j+k_2 \leq -1 \text{ 或 } j+k_2 \geq N \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{而} \quad \sigma_{ij,(i+k_1),j+k_2}^2 = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (C_{ki} - C_{k(i+k_1)})(C_{(i-k_1)(j-k_2)} - C_{k(i-k_1)(j+k_2)}). \quad (5)$$

现在我们就来分析改进后网络的收敛域的情况. 我们先分析二维的情况, 多维情况可以此类推. 我们假定 x_1 和 x_2 是图象中两个处在 3×3 邻域中的点, 考察(3)中的指数项中与 x_1 和 x_2 相关的各项, 共有 4 项, 即

$$(x_1 - C_1)^2 + (x_2 - C_2)^2 + (x_1 - C_1)(x_2 - C_2) + (x_2 - C_2)(x_1 - C_1), \quad (6)$$

这里 C_1 和 C_2 分别是训练样本的值. 若在式(6)指数项中的 3×3 邻域上再作用一个模板

$$\text{mask} = \begin{bmatrix} a_{-1-1} & a_{-10} & a_{-11} \\ a_{0-1} & a_{00} & a_{01} \\ a_{1-1} & a_{10} & a_{11} \end{bmatrix},$$

其作用相当于在每一互相关项前再乘以一个系数 $a_{k_1 k_2}$ ($k_1 = -1, 0, 1; k_2 = -1, 0, 1$). 为分析方便, 令 $x_1 - C_1 = x, x_2 - C_2 = y$, 且假设模板中各元素对称, 即 $a_{k_1 k_2} = a_{k_2 k_1}$, 则式(6)变为

$$a_{00}x^2 + a_{00}y^2 + 2a_{-10}xy. \quad (7)$$

由二次曲线的判别式理论可知, 改变 a_{00} 和 a_{-10} 之间的大小也就改变了二次曲线的形状. 由于上式所表达的只是两个相邻元素之间的关系, 若考虑到周围 8 邻域的影响, 再应用二次曲线的判别式理论, 我们可以得到以下结论: 对于模板中的系数 $a_{k_1 k_2}$ ($k_1 + k_2 \neq 0$), 若 $a_{k_1 k_2} < \frac{1}{8} a_{00}$, 则作用函数在平面投影为双曲线; $a_{k_1 k_2} = \frac{1}{8} a_{00}$, 则作用函数在平面投影为抛物线; $a_{k_1 k_2} > \frac{1}{8} a_{00}$, 则作用函数在平面投影为椭圆. 图 2 为这 3 种不同情况下作用函数的示意图.

显然, 改进后的网络作用函数相当于在 3×3 邻域中作用了这样一个模板:

$$\text{mask} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

因此作用函数在空间投影即为双曲线, 而原 FDO 网络的作用函数则相当于作用了如下一

个模板:

$$mask = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

则 FDO 网络的作用函数在空间投影即为椭圆. 显然, 收敛域为双曲线或抛物线要比椭圆大得多. 这样, 考虑到邻域的影响后网络的收敛域扩大. 在模拟实验中可以看到, 由于网络收敛域的扩大, 网络的收敛速度及识别能力都有很大提高.

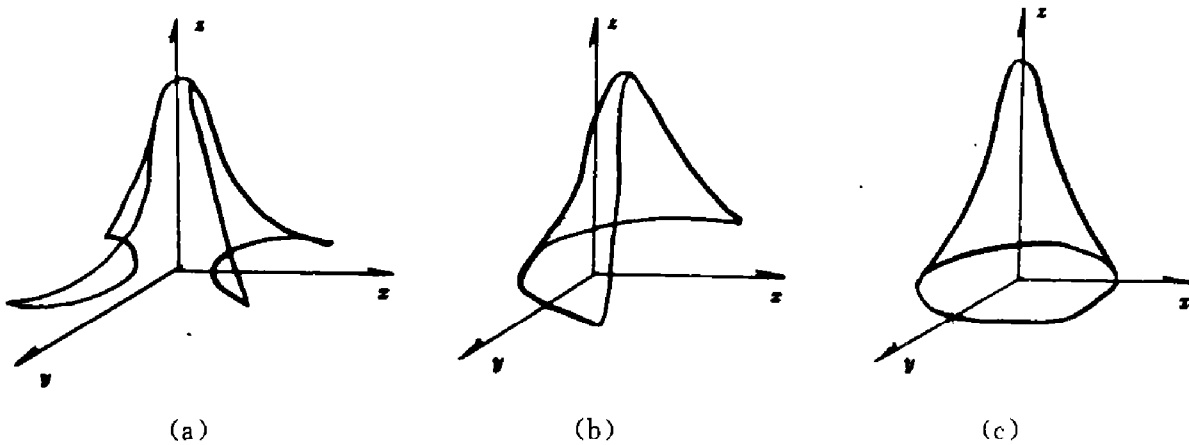


图 2 3 种不同投影的作用函数示意

(a)双曲线, (b)抛物线, (c)椭圆

Fig. 2 The activation function with 3 different projections

(a)hyperbola, (b)parabola, (c)ellipse

2 模拟实验

在我们的实验中, 待识别的目标是二值图, 用 6 种目标来训练网络, 网络的训练只要通过调整 $A_j (j=1, 2, \dots, 6)$ 即可. 在实验中我们取 $A_j = 0.25$. 我们通过计算机模拟实验, 分别测试改进前后的网络收敛速度及对噪声图像识别能力.

图 3 所示分别是训练样本和待识别的缺损目标. 两种网络对这些缺损目标均能正确识别, 但收敛速度有较大差别. 图 4 所示是原 FDO 网络和改进后的网络的收敛曲线, N 为迭代次数, S_{max} 为最大输出值. 图中改进后的网络只需 15 次迭代即从初值收敛至样本点, 而 FDO 网络的收敛速度则较缓慢, 经过 15 次迭代后的最大输出值只达到 0.145. 由此可见, 改进后网络的收敛速度有很大提高.

此外, 我们对非缺损图像使用加噪声(随机高斯噪声)的方法产生了噪声目标. 图 5 为能被 FDO 网络识别的噪声图像, 相应的信噪比如表 1 所示. 图 6 是能被改进后的网络识别的噪声图像, 相应的信噪比如表 2 所示. 由表 1 和表 2 中的数据可知, 改进后的网络对低信噪比图像的识别能力有很大提高, 而且改进后的网络对图 7 所示的缺损且加噪声的图像也均

能正确识别,而原 FDO 网络则不能全部正确识别.

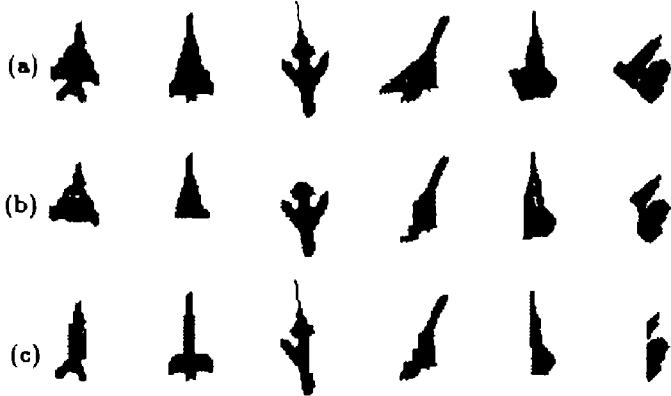


图 3 (a)训练样本,(b)、(c)待识别的缺损目标
Fig. 3 (a)training targets,
(b)and(c)defective targets

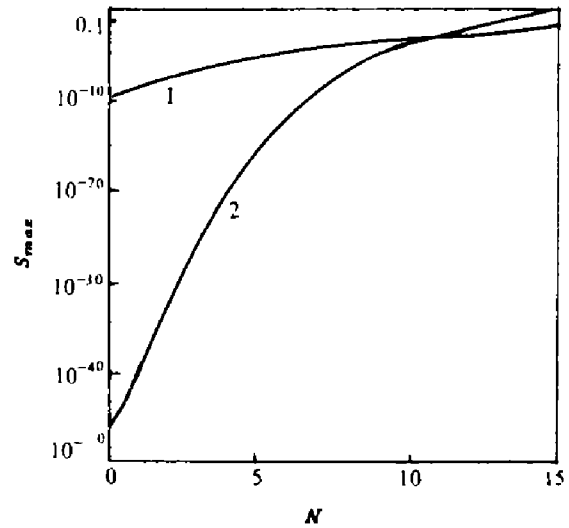


图 4 改进前后网络的收敛曲线
(a)FDO 网,(b)改进后的网络

Fig. 4 The convergent curves of FDO network and its improved version
(a)FDO network, (b)improved network

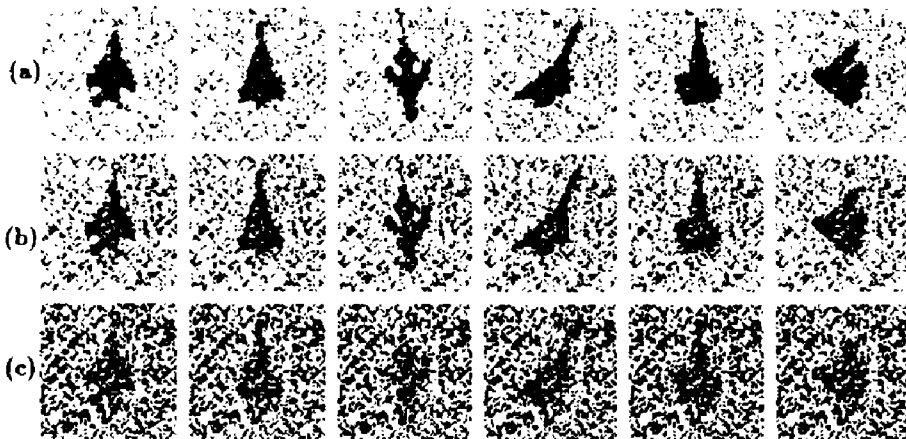


图 5 FDO 网络所能识别的噪声图像
Fig. 5 Targets with Gaussian noise that could be recognized by FDO neural network

表 1 相应于图 5 的信噪比

Table 1 SNR of Fig. 5

| SNR (dB) \ 目标 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| (a) | -0.3038 | -0.9126 | -0.8459 | -0.7385 | -0.8349 | -0.6497 |
| (b) | -3.0470 | -3.1746 | -3.2723 | -3.1253 | -3.2627 | -3.1770 |
| (c) | -5.2035 | -5.3313 | -5.5077 | -5.2457 | -5.3421 | -5.2563 |

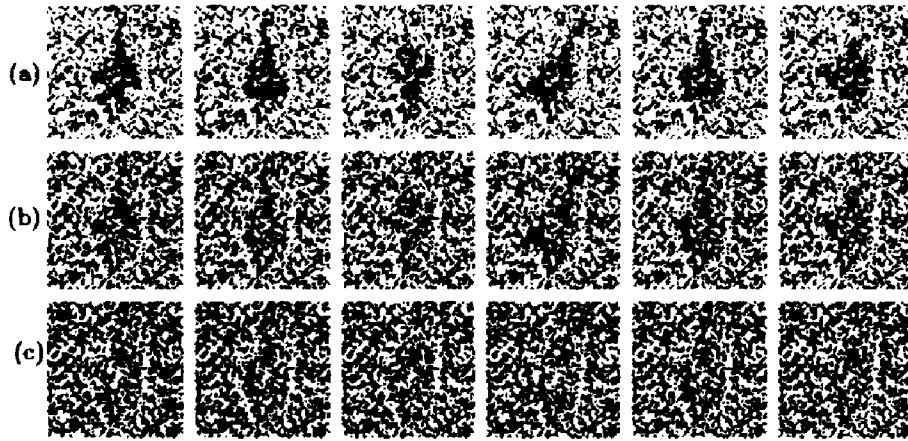


图 6 改进后网络所能识别的噪声图像

Fig. 6 Targets with gaussian noise that could be recognized by the improved network

表 2 相应于图 6 的信噪比

Table 2 SNR of Fig. 6

| SNR (dB) \ 目标 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| (a) | -4.6254 | -4.8391 | -4.8823 | -4.7179 | -4.7640 | -4.7641 |
| (b) | -5.7640 | -5.8918 | -6.0680 | -5.9242 | -5.9330 | -5.8473 |
| (c) | -6.3850 | -6.3881 | -6.5868 | -6.6184 | -6.3989 | -6.4379 |

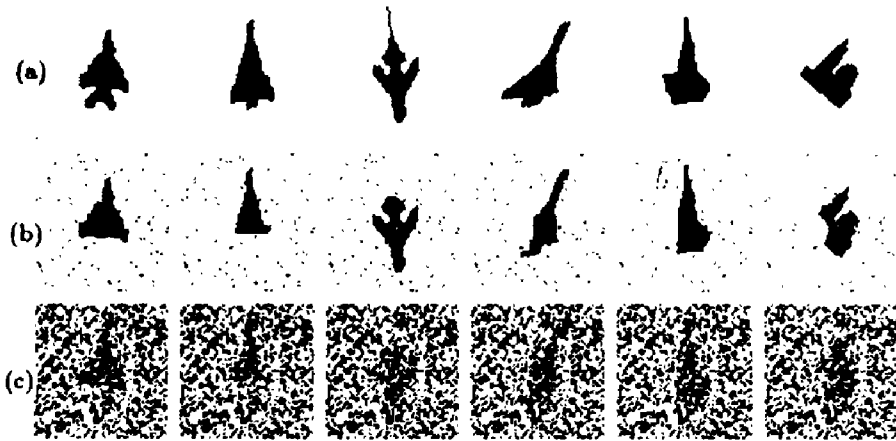


图 7 缺损加噪声的图像

FIG. 7 Defective targets with Gaussian noise

通过上述实验可以得出这样的结论:由于在设计网络收敛域时考虑到邻域的影响,扩大了网络收敛域,这样网络的收敛速度和对噪声图像的识别能力也都有很大提高,使得网络能在自动目标识别中得到更为有效的应用.

3 结论

在数字图像处理中,邻域处理和邻域统计是十分重要的概念.在我们的研究过程中,也

正是考虑到图像的邻域统计特性,从而对原概率神经网络的一种改进模型加以修改,扩大了网络的收敛域,提高网络的识别能力.实验证明这一思路是可行的,改进后网络对目标(尤其是噪声目标)的识别能力是很强的.

参考文献

- 1 Specht D F. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1990, **1**(1):111~121
- 2 Specht D F. *Neural Networks*, 1990, **3**(1):109~118
- 3 沈定刚. *人工神经网络用于自动目标识别*, 上海交通大学硕士论文, 1992
- 4 Shen Dinggang, Qi Feihu. *A Neural Network for Image Recognition. In: Proceeding of the International Conference on Neural Network*, Beijing. China, 1992
- 5 Narendra Kumpatti S, et al. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1991, **2**(2):252~262

PROBABILISTIC NEURAL NETWORK BASED ON THE NEIGHBOR STATISTIC CHARACTER AND ITS APPLICATION IN AUTOMATIC TARGET RECOGNITION*

Liu Tianrong Shen Dinggang Qi Feihu

(*Institute of Optical Fiber Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200052, China*)

Abstract Based on one of the improved probabilistic neural network models—FDO neural network, the paper presents an idea of taking the effect of the 8 neighbors of every pixel into consideration when designing the convergent domain of the network. The activation function of the network is modified, thus endowing the network with good stability and high running speed. The recognition capabilities of FDO network and its improved version are compared in the simulation experiment. The result proves that the improved network is especially suitable for the recognition of targets with Gaussian noise.

Key words artificial neural network, probabilistic neural network, convergent domain, Gaussian noise.

*The project supported by the Climbing Programme — National Key Project for Fundamental Research in China, Grant NSC 92097.