

文章编号: 1005-0523(2003)01-0035-03

# 自组织径向基神经网络在数据融合中的应用

李灏荃, 王宝树

(西安电子科技大学, 西安 710071)

**摘要:** 径向基神经网络是一种基于数值计算方法插值逼近原理构造的人工神经网络, 学习速度快且可以避免局部极小问题. 文中提出了使用一种自组织径向基人工神经网络来构造雷达功能推理机的方法, 此网络采用非监督自组织和监督学习相结合的混合学习算法. 实验结果表明, 径向基神经网络只需要用比模糊神经网络少很多的学习时间即可达到相同的识别结果.

**关键词:** 径向基网络; 监督学习; 非监督学习

中图分类号: TP183

文献标识码: A

## 0 引言

1985 年 Powell 提出了多变量插值的径向基函数(Radial Basis Function, RBF)<sup>[1]</sup>. 1998 年 Broomhead 和 Lowe 将 RBF 应用于人工神经网络设计, 构造了径向基人工神经网络(Radial Basis Function Network, RBFN)<sup>[2]</sup>. RBFN 是由输入层、隐含层、输出层三层神经元构成的前向型人工神经网络, 其基本思想是: 用 RBF 作为隐单元的基本构成隐含层空间, 将输入矢量直接映射到隐空间. 而隐含层空间到输出空间的映射是线性的, 即输出是隐单元输出的线性加权和<sup>[3]</sup>. RBFN 隐单元的中心矢量的选取是 RBFN 学习算法研究的重要方面. 文献<sup>[4]</sup>中提出的自组织径向基人工神经网络采用非监督自组织与监督学习同时进行的混合学习算法, 非监督自组织对隐含层中心矢量进行调节, 监督学习对隐含层至输出层连接系数进行调节.

## 1 自组织径向基网络的拓扑结构

径向基网络的拓扑结构如图 1 所示.

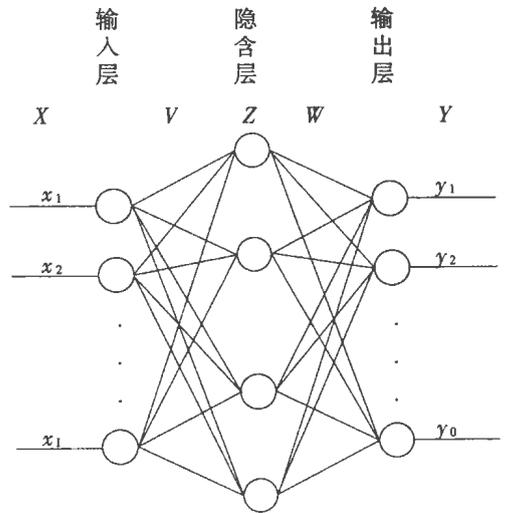


图 1 自组织 RBFN 网络拓扑结构

该网络各层含义如下:

● 第一层为输入层 输入层神经元只起连接作用, 不进行信号变换.

● 第二层为隐含层 设输入层第  $i$  个神经元至隐含层第  $j$  个神经元的连接系数为  $v_{ij}$  ( $1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq H$ ), 输入层神经元至隐含层第  $j$  个神经元的连接系数矢量, 也即隐含层第  $j$  个神经元中心矢量为  $V_j = (v_{1j}, v_{2j}, \dots, v_{ij})^t$  ( $1 \leq j \leq H$ ), 隐含层神经元的变换函数为高斯核, 隐含层第  $j$  个神经元对应输入

收稿日期: 2002-08-29

作者简介: 李灏荃(1974-), 女, 江西省靖安县人, IT 工程师.

X 的状态为:

$$Z_j = k(\|X - V_j\|) = \exp(-\sum(x_i - v_{ij})^2 / (2\sigma_j^2))$$

其中,  $\sigma_j(1 \leq j \leq H)$  为隐含层第  $j$  个神经元的控制参数.

● 第三层为输出层 设隐含层第  $j$  个神经元至输出层第  $k$  个联结系数为  $w_{jk}(1 \leq j \leq H; 1 \leq k \leq O)$ ; 隐含层神经元至输出层第  $k$  个神经元的连接系数矢量为  $W_k = (w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{Hk})^t(1 \leq k \leq O)$ ; 则输出为:

$$Y_k = \sum_{j=1}^H w_{jk} Z_j - \theta_k = W_k^t Z - \theta_k$$

### 2 自组织径向基网络的混合学习算法

设网络每进行一次输入输出训练为一个学习时刻, 记作  $t_0$ . 设学习样本总数为  $N$ ,  $r$  为学习轮次, 每一轮次完成  $N$  个样本的学习, 将第  $r$  轮第  $s$  个学习样本对应的第  $t = (r-1)N + s$  个学习时刻的网络输入记作  $X(t)$  或  $X(r, s)$ .

#### 2.1 中心矢量的学习

中心矢量的学习采用非监督自组织学习.

每一个学习时刻对隐含层中心矢量按下式进行调节:

$$V_j(t+1) = \begin{cases} V_j(t) & d(V_j(t) - X(t+a)) \geq \gamma_j \\ \beta V_j(t) + \alpha X(t+a) & d(V_j(t) - X(t+1)) \leq \gamma_j \end{cases}$$

( $\alpha > 0, \beta > 0, j = 1, 2, \dots, H$ )

其中,  $d(V_j(t) - X(t+1))$  为隐含层第  $j$  个神经元中心矢量  $V_j(t)$  与第  $t+1$  个学习时刻的输入矢量  $X(t+1)$  的欧氏距离:

$\gamma_j$  为隐含层第  $j$  个神经元中心矢量  $V_j(t)$  的聚纳半径:

$$d(V_j(t) - X(t+1)) = \sqrt{\sum_{i=1}^I (V_{ij}(t) - x_i(t+1))^2}$$

$\alpha$  和  $\beta$  按下式确定:  $\alpha = 1/N_j(t+1)$   $\beta = N_j(t)/N_j(t+1)$ ,  $N_j(t)$  为  $t$  时刻隐含层第  $j$  个神经元的中心矢量聚纳的输入样本数.

#### 2.2 权值的学习

隐含层神经元与输出层的权值的学习采用监督学习.

每一轮次学习后对连接权值进行修改, 使用基于梯度下降的学习算法. 设第  $r$  轮次学习后连接系数矩阵为  $W(r)$ , 则第  $r+1$  轮次学习后连接系数矩

阵依下式:

$$W(r+1) = W(r) + \eta \sum_{s=1}^N (y_{dk}(r, s) - y_k(r, s))$$

$$Z_j(r, s) \quad (j = 1, 2, \dots, H; k = 1, 2, \dots, O)$$

$Y_d(r, s)$  为第  $r$  轮第  $s$  个学习样本的期望输出, 而  $Y(t)$  为此时刻的实际输出.

### 3 应用示例

通过分析目标实体的特征参数进而识别出目标实体的属性和身份是数据融合的研究内容之一, 下面是一个把自组织径向基神经网络推理机用于数据融合中进行雷达分类的例子.

程序运行环境:

Pentium 550 Mhz PC 机, 128 MB 内存, 10 GB 硬盘, Windows NT4.0 平台, Visual C++ 6.0 编程工具.

根据雷达特征参数之间关系的规则, 并将这些规则转换成神经网络的形式<sup>[5]</sup>, 可以得到如图 2 所示的雷达功能分类器.

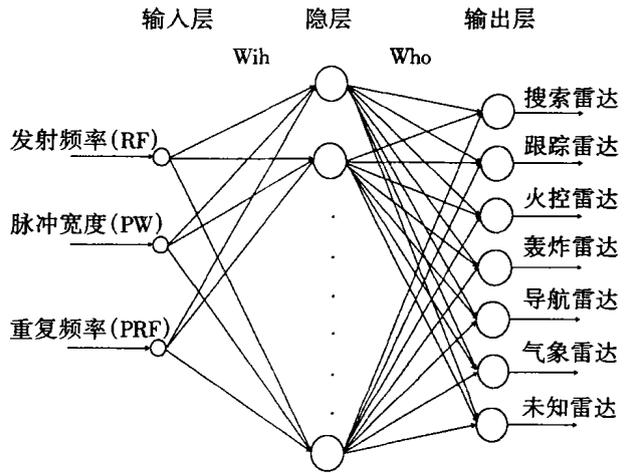


图 2 雷达功能分类器

用 75 个样本对网络进行训练, 算法只需运行二十几分钟, 而使用模糊神经网络推理机或 BP 网推理机则需要十几个小时, 学习速度大大地加快了. 然后用 140 个测试样本测试, 与模糊神经网络推理机对比结果如下表 1 所示:

表1 雷达测试样本识别对比结果

| 雷达种类 | 测试样本数 | 径向基神经网络<br>识别结果 | 径向基神经网络<br>识别率% | 模糊神经网络<br>识别结果 | 模糊神经网络<br>识别率% |
|------|-------|-----------------|-----------------|----------------|----------------|
| 搜索雷达 | 45    | 38              | 84.4            | 35             | 77.8%          |
| 跟踪雷达 | 15    | 11              | 73.3            | 12             | 80             |
| 火控雷达 | 15    | 14              | 93.3            | 14             | 93.3           |
| 轰炸雷达 | 15    | 8               | 53.3            | 8              | 53.3           |
| 导航雷达 | 15    | 11              | 73.3            | 11             | 73.3           |
| 气象雷达 | 35    | 28              | 80              | 31             | 88.6           |
| 总计   | 140   | 110             | 78.58           | 111            | 79.28          |

而后选择 62 个训练样本加上 10% 的偏差, 识别结果如表 2 所示:

表2 训练样本加偏差后的识别对比结果

| 雷达种类 | 加(减)偏差后样本数 | 径向基神经网络<br>识别结果 | 径向基神经网络<br>识别率% | 模糊神经网络<br>识别结果 | 模糊神经网络<br>识别率% |
|------|------------|-----------------|-----------------|----------------|----------------|
| 搜索雷达 | 96         | 96              | 100             | 88             | 91.6           |
| 跟踪雷达 | 80         | 80              | 100             | 74             | 92.5           |
| 火控雷达 | 80         | 80              | 100             | 76             | 95             |
| 轰炸雷达 | 80         | 79              | 98.7            | 61             | 76.2           |
| 导航雷达 | 80         | 73              | 91.2            | 63             | 78.75          |
| 气象雷达 | 80         | 80              | 100             | 80             | 100            |
| 总计   | 496        | 488             | 98.3            | 446            | 89.9           |

## 4 结论

从上面两个表可以看出, 径向基神经网络只需要比模糊神经网络少很多的时间即可以达到相同的识别结果. 同时, 径向基神经网络的训练结果抗干扰性更强, 在训练样本加(减)上 10% 的偏差后识别结果仍然能达到 98.3% 的识别率.

### 参考文献:

[1] M J D Powell. Radial basis function for multivariable interpolation; a review. Proceedings of IMA conference on algorithmw for the approximation of function and data[J]. Shivenham UK. 1985, 143~167.

- [2] D S Broomhead, D Lowe. Multivariable function interpolation and adaptive networks. complex system [J]. 1988, (2): 321~355.
- [3] 王永骥, 涂健. 神经网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.
- [4] 阮晓钢. 自组织径向基网络及其混合学习算法[J]. 北京工业大学学报, 1999, 6(2), 31~37.
- [5] 李芳社, 王宝树. 神经网络技术在数据融合中的应用[J]. 西安电子科技大学学报, 1998, 12(6), 790~793.

## The Application of the Radial Basis Function Network in Data Fusion

LI Hao-Quan, WANG Bao-Shu

(School of Computer Science and Technology, Xidian Univ., Xi'an, 710071 China)

**Abstract:** Radial Basis Function Network is a kind of neural network, which based on interpolation-approximation theory in numeration. It has high learning speed and can avoid getting in local extremum. An organizing radial basis function network, which holds both non-supervised organizing function and supervised learning function, is used to construct a radar's function reasoning mechanism. The experiment indicates that it spends much less time in training than fuzzy neural network does with the same result.

**Key words:** radial basis function network; supervised learning; non-supervised