

模糊自组织神经网络及其在 信息融合目标识别中的应用*

黎 湘 庄钊文 郭桂蓉

(国防科技大学 ATR 国家重点实验室 长沙 410073)

摘 要 本文重点研究了在目标识别领域中信息融合技术的神经网络模型, 针对特征层融合的高维数、量纲不统一、信息表达方式差异等特点, 利用模糊自映射神经网络来实现特征间的有效融合。经实验仿真证实, 这一融合方法较单源识别正确识别率提高 7 个百分点左右。

关键词 神经网络, 信息融合, KOHONEN 网络, 模糊集, 目标识别
分类号 959.17

Fuzzy Self-organizing Neural Network and Its Application in Data Fusion Target Recognition

Li Xiang Zhuang Zhaowen Guo Guirong
(ATR Lab. NUDT, Changsha, 410073)

Abstract A fuzzy self-organizing neural network (FSNN) model for data fusion in the target recognition field is presented in this paper. The FSNN include the fuzzy C-mean algorithm and KOHONEN neural network algorithm. We can get more correct recognition rate about 7% from the fusion algorithm than from any single sensor.

Key words neural network, information, fusion Kohonen network, fuzzy set, target recognition

信息融合是 80 年代发展起来的一门新的理论与技术。在各种面向复杂背景的传感器信息系统中, 信息表达形式的种类、信息的容量以及信息的处理速度等要求已大大超出

* 国家自然科学基金资助项目
1996 年 8 月 15 日收稿

人脑的信息综合能力，信息融合技术便应运而生。在目标识别领域，它能将来自某一目标的多源信息加以智能化合成，产生比单一信源更精确、更完全的估计和判决^[1]。信息融合目标识别算法不断出现。泛化能力强、稳定性高、容错性好、快速有效的融合算法对于研究目标识别具有重要性的意义。

人工神经网络本质上是一连续分布式数值计算过程^[2]。对于信息融合目标识别系统来说，它较适合于特征层融合处理。其原因是，多源特征所构成的特征空间一般将是高维数的，常规特征分类识别技术往往难以进行有效的整合处理，而人工神经网络解决这些问题则具有较大的潜力。

自组织映射模型是由 Kohonen 提出的^[3]，该模型在特征数据压缩、保序映射等方面有其优越性。本文介绍一种将模糊 C 均值聚类算法(Fuzzy C-Mean, 简称 FCM) 与 Kohonen 网络相结合的模糊聚类网络(Fuzzy Kohonen Clustering Network, 简称 FKCN)，最后给出基于 FKCN 的信息融合目标识别结果。

1 模糊 Kohonen (FKCN) 模型算法

Kohonen 提出的自组织聚类网络，简称 KCN，是由输入层和输出层两层神经网络组成的。它具有 M 个输入节点。输入层中的每一个神经元，通过权与输出层的每一个神经元相连，输出层中的神经元一般是以二维形式排列的，它们中每个神经元是输入样本的代表。

KCN 模型算法存在以下一些主要局限:

(1) 聚类结果与输入序列的顺序有关，这是因为权值的初值随机给定，而修改权值只在局部进行，从而不同顺序输入将导致输出空间拓扑结构的变化。

(2) 收敛需要人为控制，KCN 模型没有一个目标函数，因而它的误差减小非常缓慢，学习终止往往是人为的。这些局限性，是因为 KCN 本身模型结构造成的。本文结合模糊 C 均值算法，克服了这两点局限性。

模糊 C 均值算法(Fuzzy C Means, 简称 FCM 算法)^[4]是通过目标函数 $J(u, v)$ 的迭代优化来获取对数据集的模糊分类。设 $X \in R^p$, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为数据集， n 为数据项数，整数 C 为类别数 $2 < C < n$; 隶属度矩阵 $U = [u_{ik}]_{c \times n}$ 满足 $u_{ik} \in [0, 1]$ 和

$$u_{ik} = 1, \forall k; V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\} \text{ 为 } C \text{ 个聚类中心集合, } v_i \in R^p, \text{ FCM 算法如下:}$$

1) 确定聚类类别数 C , $1 < C < (n + 1)$, n 是数据个数; 确定加权数 m , $1 < m < \infty$, 确定矩阵 $A_{p \times p}$ 。

2) 任意置定模糊分类矩阵 $U^{(0)}$ 。

3) 依次取 $b = 0, 1, 2, \dots$ 。

4) 根据 $U^{(b)}$ 和下式计算 $v_i^{(b)}$ 。

$$v_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{(u_{ik})^{m*}}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^{m*}} x_k \quad (1)$$

5) 按如下方法更新 $U^{(b)}$ 为 $U^{(b+1)}$ 。对 $k = 1, 2, \dots, n$ 。

(1) 计算 I_k 和 T_k : $I_k = \{i \mid 1 \leq i \leq C, d_{ik} = \|X_k - v_i\| = 0\}$

$$I_k = \{1, 2, 3, \dots, C\} - I_k \quad (2)$$

(2) 计算数据 X_k 的新的隶属度值:

$$1 \text{ 若 } I_k = \emptyset \text{ 计算 } u_{ik}: \quad u_{ik} = 1 \setminus \prod_{l=1}^C \left(\frac{d_{ik}}{d_{lk}} \right)^{2/(m-1)} \quad (3)$$

④否则, 对所有 $i \in I_k$ 置 $u_{ik} = 0$, 且取 $u_{ik} = 1, k = k + 1$;

6) 以一个合适的矩阵范数来比较 $U^{(b)}$ 和 $U^{(b+1)}$ 。若 $\|U^{(b)} - U^{(b+1)}\| < \epsilon$, 停止; 否则置 $b = b + 1$, 并返回 (4)。

$J(u, v)$ 的值越小, 表示各类中样本依附它们的聚类中心越紧密。但必须注意距离函数对聚类结果的影响, 欧氏距离的等距离点是一个球面, 当聚类结果未接近于球形分布时, 应采用其它准则。加权指数 m 取得越大, 则所得的分类矩阵模糊程度越大。当 $m \rightarrow \infty$, U 中所有元接近 $1/C$ 。

上述分析可以看出, FCM 算法与 KCN 模型有极其相似的地方, 将 FCM 与 KCN 结合的一种新算法, 称之为模糊 KOHONEN 算法, 简称 FKCN 算法。

将 KCN 中的要值学习策略变为:

$$\omega_{k,t} = \omega_{k,t-1} + \mu_{ik,t}(X_k - \omega_{k,t-1}) \quad (4)$$

通过下式求得 $\mu_{ik,t}$:

$$\mu_{ik,t} = \left[\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|X_k - \omega_{k,t}\|}{\|X_k - \omega_{k,t}\|} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}, \quad \text{对所有的 } i, k$$

$$\text{令:} \quad \alpha_{k,t} = (\mu_{ik,t})^{m_t}$$

$$\text{其中} \quad m_t = (m_0 - 1) / t_{\max}$$

这里, $m = m_t = (m_0 - 1) / t_{\max}$, $m_0 > 1$, 正数。当 $t \rightarrow \infty$, 实际上, t 不可能趋于无穷大, 所以本文设置 $\Delta m = (m_0 - 1) / t_{\max}$, 其中 t_{\max} 为 FKCN 的计算阶段时间。其具体算法如下:

1) 选定 C 的大小, $\epsilon > 0$;

2) 初始化, $V_0 = (v_{1,0}, v_{2,0}, \dots, v_{c,0}) \in R^C$, 选择 $m_0 > 1$, 设置 $t_{\max} = N$;

3) 计算 $\alpha_{k,t}$;

$$4) \text{ 更新权值:} \quad \omega_{k,t} = \omega_{k,t-1} + \left[\sum_{k=1}^n \alpha_{k,t}(X_k - \omega_{k,t-1}) \right] / \sum_{s=1}^n \alpha_{s,t} \quad (5)$$

$$5) \text{ 计算: } E_t = \sum_i (\omega_i - \omega_{i-1})^2 = \sum_i (\omega_i - \omega_{i-1})^2$$

6) 如果 $E_t < \epsilon$, 则停止; 否则, 进入一个时刻 $t = t + 1$ 。

从以上算法可以看出, FKCN 的特点是利用了 FCM 的性能函数来修改权值的。这样的做法使得 KCN 模型的权值修改是在全局进行的, 从而避免了 KCN 的结果依赖于输入序列的问题。同时, 由于

$$(a) \lim_{m_t \rightarrow \infty} \{\alpha_{k,t}\} = \frac{1}{C} \quad \text{对于所有的 } i, k;$$

$$(b) \lim_{m_t \rightarrow 1} \{\alpha_{k,t}\} = 1, 0 \quad \text{对于所有的 } i, k;$$

FKCN 没有邻域的修改, “Winner” 完全取决于 m_t 的变化。由于

$$\left[\sum_{k=1}^n \alpha_{k,t}(X_k - \omega_{k,t-1}) \right] / \sum_{s=1}^n \alpha_{s,t} = \sum_{k=1}^n \alpha_{k,t} X_k / \sum_{s=1}^n \alpha_{s,t} - \omega_{k,t-1} \sum_{k=1}^n \alpha_{k,t} / \sum_{s=1}^n \alpha_{s,t}$$

可将 FKCN 的权值更新规则变换如下:

$$\omega_{s,t} = (\omega_{s,t-1} - \omega_{s,t-1}) + \sum_{k=1}^n \alpha_{k,t} * X_k / \sum_{s=1}^n \alpha_{s,t} = \sum_{k=1}^n (\mu_{ik,t})^{m_t} * X_k / \sum_{s=1}^n (\mu_{is,t})^{m_t} \quad (6)$$

从式(6)中看出, 当 $m_t = m$, $\Delta m = 0$ 时, FKCM 变为 FCM ($m = m_0$), FCM 是 FKCN 的特例。

2 FKCN 实验及应用结果

本文实际用于特征层识别的信息源有两类: 一是低分辨率雷达目标回波信息, 二是图像源目标信息。低分辨率雷达的回波是从非相参雷达上实地录取的视频回波, 目标图像是由缩比模型得到的结构轮廓像。对两类信息的预处理均采用 FFT 变换的方法, 对低分辨率雷达取前 4 维的 FFT 结果, 而对图像源取前 10 维 FFT 结果; 由于量纲上的差异, 实际中对两组特征分别进行归一化处理。待识别的样本有三类目标, 分别采用 FKCN 算法和 KCN 算法对样本融合处理, 单源也采用同样算法识别, 最后结果示于表 1 和表 2。融合识别结果表明, 融合识别率要比单源识别率高 6 到 7 个百分点。直接采用 Kohonen 网络融合特征, 其识别结果如表 2 所示。与 FKCN 算法相比较发现, 在特征层融合上 FKCN 要优于 KCN 算法。

表 1 FKCN 算法与单源识别算法识别概率率比较

	低分辨识别率	图像源识别率	FKCN 融合识别率
目标 A	81%	87%	93%
目标 B	79%	84%	91%
目标 C	85%	89%	95%

表 2 KCN 算法与单源识别算法识别概率率比较

	低分辨识别率	图像源识别率	KCN 融合识别率
目标 A	81%	87%	89%
目标 B	79%	84%	86%
目标 C	85%	89%	91%

3 小 结

本文介绍了一种将 KOHONEN 算法与模糊 C 均值算法相结合的 FUZZY KOHONEN 模型, 将其应用到融合多传感器的特征信息融合识别中, 实验结果表明这种模糊神经网络的有效性。

参 考 文 献

- 1 Perlovsky L I. Multiple sensor fusion and neural networks. DARPA Neural Network Study, MIT/Lincoln Laboratory, Lexington, MA, 1987
- 2 Gordon M, Shepherd. 神经生物学. 上海: 复旦大学出版社
- 3 Kohonen T. Self-organization formation of topologically correct feature maps. Biol Cybern. 1982, 43
- 4 郭桂蓉, 庄钊文. 信息处理中的模糊技术. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993

(责任编辑 潘 生)