第25卷 第5期 自 动 化 学 报 Vol. 25, No. 5
1999年9月 ACTA AUTOMATICA SINICA Sep., 1999

广义 LVQ 神经网络的性能分析及其改进[1)]

张志华 郑南宁 王天树
(西安交通大学人工智能与机器人研究所 西安 710049)

摘 要 首先从理论上分析了广义学习矢量量化(GLVQ)网络的 GLVQ-F 算法的性能，GLVQ-F 算法在一定程度上克服了 GLVQ 算法存在的问题. 然而，它对获胜表现型的学习具有好的性能，对于其它的表现型，性能却十分不稳定. 分析了产生这个问题的原因，直接从表现型的学习率出发，提出了选取学习率的准则，并给出了两种改进的算法. 最后，使用 IRIS 数据验证了算法的性能，改进算法较之 GLVQ-F 算法具有明显的稳定性和有效性.

关键词 亏损因子，模糊度因子，学习率，IRIS 数据.

BEHAVIORAL ANALYSIS AND IMPROVING OF GENERALIZED LVQ NEURAL NETWORK

ZHANG Zhihua ZHENG Nanning WANG Tianshu
(*Institute of AI and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an* 710049)

Abstract In this paper, the performance of GLVQ-F algorithm of GLVQ network is theoretically analyzed. The GLVQ-F algorithm, to some extent, has overcome the shortcomings that GLVQ algorithm possesses. But, there are some problems in GLVQ-F algorithm, for example, the algorithm has good performance on the winning prototype, and on other prototypes, its performance is very unstable. In this paper, the reasons of the problem are discussed. The rules of choosing the learning rates are proposed, and two modified algorithms are developed therefrom. Finally, the performance of the modified algorithms is verified with IRIS data, which shows the modified algorithms are more stable and effective than GLVQ-F algorithm.

Key words Loss factor, fuzzy degree factor, learning rate, IRIS data.

1 引 言

近几年，由于理论上和网络结构上表现出广泛的活力，Kohonen 关于聚类算法[1,2]的研究工作变得十分流行. Kohonen 的工作[2]主要集中在两方面：一是学习矢量量化

1) 国家自然科学基金重点资助项目(No. 69735010).
收稿日期 1998-07-03 收修改稿日期 1998-12-10

(LVQ)算法,二是他的自组织特征映射(SOFM)网络.但是 LVQ 存在神经元未被充分利用以及输入样本和竞争单元之间的信息被浪费等两个主要问题[3].SOFM 同样也存在两大缺点[4]:一是哪些节点应被考虑;二是每个非获胜节点应怎样发挥影响.Huntsberger 和 Hjjimarangsee[5]首次把 SOFM 同 LVQ 相结合,为试图克服两者上述各自的问题提出了一种新的思路.Pal 等[6]在这个思想上提出了一种广义的学习矢量量化(GLVQ)网络.Gonzalez 等[8]对 GLVQ 进行了性能分析,发现它仍然存在一些问题.Karayiannis 等[9]修正了 GLVQ,提出了 GLVQ-F 算法.GLVQ-F 算法在一定程度上解决了 GLVQ 算法存在的问题.但同时 GLVQ-F 算法对于不同的模糊度因子聚类性能不稳定.本文从数学上分析了 GLVQ-F 算法的性能,并提出了两种改进的算法.

2 广义学习矢量量化(GLVQ)网络和 GLVQ-F 算法

记 $X=\{\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_p\}\subset R^n$ 为输入样本集合,设 X 中的类数(表现型的个数)为 c.GLVQ 网络的学习规则是从最优化一个目标函数导出的.该目标函数定义为输入样本 $\boldsymbol{x}$ 的一个亏损函数 L_x

$$L_x = L(\boldsymbol{x},\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_c) = \sum_{r=1}^{c} g_r \|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^2, \tag{1}$$

其中表现型 $\nu=\{\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_c\}\subset R^n$ 是我们要寻找的矢量量化器,g_r 是 $\boldsymbol{x}$ 相对表现型的亏损因子,其不同的定义就会导出不同的学习算法.在 GLVQ 算法中,由下式定义:

$$g_r = \begin{cases} 1, \text{if } r = i = \arg\min\limits_j \|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2, \\ \dfrac{1}{\sum_{j=1}^{c}\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|}, & \text{otherwise}. \end{cases} \tag{2}$$

由于 GLVQ 算法定义 g_r 为式(2),在实际应用中,使得算法背离了初衷[7,8].为此,文献[8]引入模糊 C-均值中的隶属度公式[1]来定义 g_r,即

$$g_r = \left(\sum_{j=1}^{c}\left(\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{\frac{2}{m-1}}}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^{\frac{2}{m-1}}}\right)\right)^{-1}, \quad r=1,2,\cdots,c, \tag{3}$$

其中 $m\in(0,1)$是一个常数,表示模糊度因子.此时,用梯度下降法求解目标函数 L_x 的最小值,导出了 GLVQ-F 算法,对于输入 $\boldsymbol{x}$,第 t 次的学习规则是

$$\boldsymbol{v}_j(t) = \boldsymbol{v}_j(t-1) + 2\alpha(t)\cdot h(j,m)\cdot(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}(t-1)), j=1,\cdots,c, \tag{4}$$

这里把 $h(j,m)$称为学习率 $h(j,m)=g_j+F(j,m),j=1,2,\cdots,c,$ (5)

$$F(j,m) = \frac{\sum_{r=1}^{c}(\delta_{jr}^{-1}-1)\delta_{jr}^{\frac{1}{m-1}}}{(m-1)\cdot\left(\sum_{r=1}^{c}\delta_{jr}^{\frac{1}{m-1}}\right)^2}, j=1,\cdots,c, \tag{6}$$

$$\delta_{jr} = \left(\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|}\right)^2. \tag{7}$$

3 GLVQ-F 算法的性能分析

为了方便起见,令 $\boldsymbol{v}_i$ 是相对于输入向量 $\boldsymbol{x}$ 的获胜表现型,即 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_i\|^2=\min\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^2$,$\boldsymbol{v}_i$

是相对于输入向量 $\boldsymbol{x}$ 的竞争最小的表现型,即 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_l\|^2=\max\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^2$. 本文其余部分都作这样假设. 现在分析 GLVQ-F 的性能. 首先

因为 $\delta_{ir}\leqslant 1,\delta_{ir}^{-1}-1\geqslant 0,r=1,2,\cdots,c$,所以 $F(i,m)\geqslant 0$,于是有 $g_i+F(i,m)\geqslant g_i$. 又 $\delta_{lk}\geqslant 1,\delta_{lk}^{-1}-1\leqslant 0,F(l,m)\leqslant 0$,所以 $g_l+F(l,m)\leqslant g_l$.

可以看出 $F(k,m)$ 是个扰动参数($k=1,2,\cdots,c$),对于获胜节点,它加大了学习步长,而对竞争最小节点,它减弱了学习步长. 进一步比较 $h(i,m),h(k,m)(k=1,2,\cdots,c;k\neq i)$ 的大小. 首先由式(3),(4)经过简单计算,有

$$h(k,m)=g_k+F(k,m)=\frac{m-2}{m-1}\cdot\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{-\frac{2}{m-1}}}+\frac{1}{m-1}\cdot\frac{\sum\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{2-\frac{2}{m-1}}}{\left(\sum\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{-\frac{2}{m-1}}\right)^2}\cdot\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^{-2-\frac{2}{m-1}}.\tag{8}$$

定理1. 1) $h(k,m)\leqslant h(i,m),(k=1,2,\cdots,c;k\neq i)$;2) $F(k,m)\leqslant F(i,m),(k=1,2,\cdots,c,k\neq i)$.

从直观上看,作者希望当 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2\geqslant\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2$ 时,算法也能满足 $h(k,m)\leqslant h(j,m)$. 然而,遗憾的是该结论即使对于竞争最小的表现型也不能成立. 举例说明

例. 设 $m=\frac{3}{2},c=3$. 令 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_1\|^2=\frac{1}{2},\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_2\|^2=3,\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_3\|^2=4$.

经过简单计算有 $h(1,\frac{3}{2})=\frac{576\times 887}{601^2},h(2,\frac{2}{3})=\frac{5\ 648}{601^2},h(3,\frac{3}{2})=-\frac{3\ 735}{601^2}$.

显然 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_2\|^2<\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_3\|^2$,而 $h\left(2,\frac{3}{2}\right)<h\left(3,\frac{3}{2}\right)$. 由此例还可见 $h(k,m)$ 不一定大于零($k\neq i$). 但当 $m\geqslant 2$时,有下述结论成立:

定理2. 设 $m\geqslant 2$,如果 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2\geqslant\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2$,则 $0<h(k,m)\leqslant h(j,m)$.

证明. 因为 $m\geqslant 2$,$\therefore\frac{m-2}{m-1}\geqslant 0,\frac{2}{m-1}>0$. 因而当 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2\geqslant\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2$,有

$$\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^{-\frac{2}{m-1}}\leqslant\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^{-\frac{2}{m-1}},\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^{-\frac{2m}{m-1}}\leqslant\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^{-\frac{2m}{m-1}}.$$

又

$$h(k,m)-h(j,m)=\frac{m-2}{m-1}\cdot\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^{-\frac{2}{m-1}}-\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{-\frac{2}{m-1}}}+\frac{1}{m-1}\cdot\frac{\sum\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{2-\frac{2}{m-1}}}{\left(\sum\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^{-\frac{2}{m-1}}\right)^2}\cdot\left(\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^{-\frac{2m}{m-1}}-\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^{-\frac{2m}{m-1}}\right),$$

所以 $h(k,m)-h(j,m)\leqslant 0$. 于是定理得证.

从另一个角度来分析 GLVQ-F 算法,即固定 δ_{kr},把 $h(k,m)=g_k+F(k,m)$ 当作 m 的函数进行分析. 首先给出一个引理.

引理1[7]. 1) $\lim\limits_{m\to+\infty}h(k,m)=\frac{1}{c}$; 2) $\lim\limits_{m\to+1}h(k,m)=\begin{cases}1, & k=i\\ 0, & k\neq i\end{cases}$;

3) $\lim\limits_{m\to+\infty}F(k,m)=\lim\limits_{m\to+1}F(k,m)=0$.

这里给出 $h(k,m)$，$g_k(k=1,2,\cdots,c)$关于 m 的导数：

$$h'(k,m)=\frac{1}{(m-1)^3\left(\sum_r \delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}\right)^2}\left((m-1)\sum_r(\ln\delta_{kr}-\delta_{kr}^{-1}+1)\cdot\delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}+\right.$$

$$\left.2\cdot\frac{\sum_r \delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}\cdot\ln\delta_{kr}\cdot\sum_r(\delta_{kr}^{-1}-1)\cdot\delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_r \delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}}-\sum_r(\delta_{kr}^{-1}-1)\ln\delta_{kr}\cdot\delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}\right), \tag{9}$$

$$g'_k=\frac{\sum_r \ln\cdot\delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}\cdot\delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}}{(m-1)^2\left(\sum_r \delta_{kr}^{\frac{1}{m-1}}\right)^2}. \tag{10}$$

根据上述两式、引理1和文献[1]，很容易得到下面几个定理：

定理3. g_i 为 m 在区间$(1,\infty)$的递减函数，并且 $\lim\limits_{m\to+1} g_i=1$，$\lim\limits_{m\to+\infty} g_i=\frac{1}{c}$.

定理4. g_l 为 m 在区间$(1,\infty)$的递增函数，并且 $\lim\limits_{m\to+1} g_l=0$，$\lim\limits_{m\to+\infty} g_l=\frac{1}{c}$.

定理5. $h(i,m)$为 m 在区间$(1,\infty)$的递减函数，并且 $\lim\limits_{m\to+1} h(i,m)=1$，$\lim\limits_{m\to+\infty} h(i,m)=\frac{1}{c}$.

定理5表明 $h(i,m)$有类似定理3的结果，但遗憾的是本文不能证明 $h(l,m)$有类似定理4的结论成立. 作者的目标是希望找到满足下述两个条件的 $h(k,m)$：

1)当$\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_i\|^2=\min\limits_r\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^2$，$h(i,m)$为 m 的递减函数，且 $\lim\limits_{m\to+\infty} h(i,m)=\frac{1}{c}$，$\lim\limits_{m\to+\infty} h(i,m)=1$；

2)当 $k\neq i$，$h(k,m)$为 m 的递增函数，且 $\lim\limits_{m\to+\infty} h(k,m)=\frac{1}{c}$，$\lim\limits_{m\to+\infty} h(k,m)=0$.

这样就可以采用类似于文献[9]中的方法，随着学习次数的增加，m 由大逐渐减小，即开始时，所有表现型的学习步长都均等，而最后，只有获胜表现型激活，其它表现型逐渐抑制. 从直观上看，这是合理的.

4 GLVQ-F 的改进算法

作者的目的是构造满足上述条件的 $h(k,m)(k=1,2,\cdots,c)$. 文献[8]$h(k,m)$的构造是从 g_k 着手的. 其实在学习时，只需要 $h(k,m)$，因而可直接从 $h(k,m)$着手，而不考虑 g_k.

$h(k,m)$是 g_k 加上了一个扰动项 $F(k,m)$，对于获胜表现型它增大了其激活程度；而对于竞争最小的表现型它增大了其抑制程度；但对其它的表现型，$F(k,m)$这个扰动量有时会产生很差人意的效果(正如上节的例子所分析的). 略去 $F(k,m)$，直接令

$$h(k,m)=g_k, \tag{11}$$

对于获胜表现型和竞争最小的表现型来说，降低了它们的激活或抑制程度，但对于其它表现型，稳定了其效果，故整个算法相对而言要稳定些. 由定理3和定理4，可知 $h(k,m)$满足上面的条件1)，但条件2)只是对竞争最小的表现型成立. 我们把基于式(11)导出的算法简称改进算法1.

下面讨论另一种改进(简称改进算法2). 令

$$h(k,m)=\begin{cases} g_i, \text{if } k=i=\arg\min\limits_{r}\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_r\|^2; \\ \left[\sum\limits_j\left(1+\dfrac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}}\right]^{-1}, \quad k=1,2,\cdots,c;k\neq i. \end{cases} \tag{12}$$

由上式首先可得　　$h(k,m)<g_k(k=1,2,\cdots,c)$.

$$\text{因为}\left(1+\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)>\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2},$$

$$\text{所以}\quad \sum_j\left(1+\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}}>\sum_j\left(\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}},$$

$$\text{所以}\left[\sum_j\left(1+\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}}\right]^{-1}<\left[\sum_j\left(\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}}\right]^{-1}.$$

由式(13)可得$0<h(k,m)<g_k<g_i=h(i,m)=1(k=1,2,\cdots,c;k\neq i)$. 再根据式(12)，显然有$\lim\limits_{m\to+\infty}h(k,m)=\dfrac{1}{c}$，$\lim\limits_{m\to+1}h(k,m)=0$，$(k=1,2,\cdots,c;k\neq i)$.

又由于

$$\frac{\partial h(k,m)}{\partial m}=\frac{1}{(m-1)^2}\cdot\frac{\sum\limits_j\ln\left(1+\dfrac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)\cdot\left(1+\dfrac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}}}{\left[\sum\limits_j\left(1+\dfrac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_k\|^2}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{v}_j\|^2}\right)^{\frac{1}{m-1}}\right]^2}>0,$$

$$(k=1,2,\cdots,c;k\neq i),$$

所以　$h(k,m)(k=1,2,\cdots,c;k\neq i)$是 m 在区间$(0,\infty)$上的递增函数. 于是两个条件满足.

5　数值实验及结果分析

这里用著名的 IRIS 数据[9]来验证上述改进算法的性能. IRIS 数据经常被用来检验聚类(无监督)或分类(有监督)模式识别方法的性能，它总共有150个数据，每个数据又由4个分量组成. IRIS 数据分为3类，每类有50个数据. 对有监督设计标准的错误个数为0—5，而无监督设计标准的个数在15左右. 这里作者用 GLVQ-F 算法，改进算法1，2分别对 IRIS 数据进行聚类. 为了更好地比较这三个算法的性能，分别取不同的 m 值进行实验，其结果见表2. 表1给出了表现型的初始值，实验都是根据这个初始值进行的. 为了有一个比较准则，用1-NP(最近邻)算法直接对样本进行聚类，结果也见表1.

表 1　数值实验中表现型的初试值及最近邻算法实验结果

初始质心	最后质心	混淆矩阵			错误率
5.006， 3.428， 1.462， 0.246	5.006， 3.428， 1.462， 0.246	50	0	0	
5.936， 2.770， 4.260， 1.326	5.936， 2.770， 4.260， 1.326	0	46	4	7.3%
6.588， 2.974， 5.552， 2.026	6.588， 2.974， 5.552， 2.026	0	7	43	

表 2 三种学习算法实验结果比较

m	5.0	3.0	2.0	1.5	1.2	1.1	1.01
GLVQ-F 算法	0 0 50	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	溢 出
	0 0 50	49 1 0	2 46 2	0 46 4	0 43 7	0 40 10	无 法
	8 32 10	7 40 3	0 11 39	0 2 48	0 1 49	0 1 49	聚 类
	93.3%	64.0%	10.0%	4.0%	5.3%	7.3%	
改进算法1	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	溢 出
	29 21 0	5 45 0	1 46 3	0 46 4	0 45 5	0 44 6	无 法
	1 11 38	0 10 40	0 5 45	0 2 48	0 1 49	0 1 49	聚 类
	27.3%	10.0%	6.0%	4.0%	4.0%	4.7%	
改进算法2	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0	50 0 0
	3 44 3	3 44 3	0 46 4	0 44 6	0 43 7	0 43 7	0 43 7
	0 5 45	0 5 45	0 2 48	0 1 49	0 1 49	0 1 49	0 1 49
	7.3%	7.3%	4.0%	4.7%	5.3%	5.3%	5.3%

在表2中每一行上部代表聚类的混淆(Confusion)矩阵,下部表示聚类的错误率.从表2可以看到,GLVQ-F 算法在 $m>2$时,聚类的误差很大,在 m 值趋近1时算法溢出,以至于不能进行聚类.改进算法1比 GLVQ-F 算法聚类效果有一定的提高,但相应的问题同样存在.其原因正如第三节所分析的,是由于式(5),(11)定义的学习率 $h(j,m)(j=1,2,\cdots,c)$随着 m 取不同的值,其性能不稳定,从而严重破坏了算法的聚类效果.改进算法2完全满足两个条件,该算法在 $m=5$以及 $m=3$时聚类的错误个数为11,低于15,而此时 GLVQ-F 算法和改进算法1的错误数都很高.当 m 的值趋近1时,比如 $m=1.01$,其它两种算法已经无法进行聚类,而改进算法2仍然能有效地对数据样本进行聚类,这表明该算法的聚类性能是十分稳定,所以它是十分有效的.

该实验的结果与前文的理论分析是吻合的.它进一步验证了基于两个条件选取学习率 $h(k,m)(k=1,2,\cdots,c)$而导出的学习算法是有效的.

6 结论

GLVQ 算法是从最优化一个目标函数而导出的,该算法构造新颖,为克服学习矢量量化算法存在的问题提供了一个新的思路.Karayiannis 等通过引入模糊 c-均值的隶属度函数,修正了 GLVQ 算法,提出一类新的学习算法 GLVQ-F.本文的工作为 GLVQ-F 算法提供一定的数学理论基础.完善学习矢量量化算法的理论,以及基于这些理论设计出更高效的聚类算法并把算法应用于图象处理中将是作者进一步研究的课题.

参 考 文 献

1 Bezdek J. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Pelnum, 1981

2 Kohonen T. Self-organization maps. Berlin: Springer-Verlag, 1995

3 Chung F L, Lee T. Fuzzy competitive learning. *Neural Networks*, 1994, **7**(3): 539-551

4 Tsao E C K, Bezdek J C , Pal N R. Fuzzy Kohonen clustering networks. *Pattern Recognition*, 1994, **27**(5): 757-764

5 Huntsberger T, Ajjimarangsee P. Parallel self-organizing feature maps for unsupervised pattern recognition. *Int. J. General Systems*, 1989, **16**(2): 357-372

6 Pal N R, Bezdek J C, Tsao E C K. Generalized clustering networks and Kohonen's self-organizing scheme. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1993, **4**(4): 549－558

7 Gonzalez A Z, Grana M, Anjar A D. An analysis of the GLVQ algorithm. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1995, **6**(4): 1012－1016

8 Karayiannis N B, Bezdek J C, Pal N R, Hatharay R J. Repair to GLVQ: a new family of competitive learning schemes. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1996, **7**(5): 1062－1071

9 Bezdek J C, Pal N R. Two soft relatives of learning vector quantization. *Neural Networks*, 1995, **8**(5): 729－743

张志华　讲师,现在西安交通大学攻读博士学位.主要从事模式识别,图象处理,模糊逻辑系统及神经计算智能等领域的研究.

郑南宁　博士,博士生导师.主要从事模式识别,图象处理及计算机视觉等领域的理论与应用研究,现已在国内外重要学术期刊及会议上发表论文一百余篇.

学术活动

中国2000年机器人学大会(CCR′2000)
——中国第六届机器人学术大会暨中国第四届智能机器人学术研讨会
征 文 通 知

主办单位:中国自动化学会、中国机械工程学会、中国电子学会、中国汽车工程学会、中国宇航学会、中国人工智能学会、中国机器人工程协会、国家863计划智能机器人专家组、国家863计划空间机器人专家组。

承办单位:中国人工智能学会智能机器人学会

协办单位:中南工业大学

时　　间:2000年10月

地　　点:湖南长沙

一、征文范围:

- 机器人技术发展趋势及社会经济论题
- 机器人新型机构及运动学、动力学
- 机器人控制技术及智能控制
- 人工智能在机器人中的应用
- 机电一体化系统与机器人应用工程
- 机器人视觉及非视觉传感技术
- 人—机器人—机器交互技术及接口
- 机器人语言编程及仿真
- 遗传算法、进化计算及软计算在机器人中的应用
- 机器人学的教育与培训
- 面向二十一世纪的智能机器人体系结构及系统技术
- 神经网络、多智能体、模拟现实等技术在机器人系统中的应用
- 机器人规划与导航
- 先进制造技术与机器人
- 多媒体技术和多传感融合集成技术
- 机器人装配
- 工业机器人的新设计方法和新应用
- 机器人及自动化的其它内容

(下转第605页)