

自组织竞争人工神经网络在土壤分类中的应用

付强, 王志良, 梁川

(四川大学 水电学院, 四川 成都 610065)

摘要: 利用自组织特征映射网络 (SOM 网络) 的聚类功能, 应用 MATLAB 5.3 软件编程, 对三江平原地区的 21 个土壤采样进行了分类, 并与有关文献的模糊聚类分析结果进行了比较, 指出 SOM 网络可以很好地反映、提取土壤样本间复杂的信息, 分类效果较好, 可以在土壤分类中应用。

关键词: SOM 网络; 土壤分类

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2002)01-0039-05

中图分类号: S155; TP

Application of Self-Organizing Competition Artificial Neural Networks in Soil Classification

FU Qiang, WANG Zhi-liang, LIANG Chuan

(Water and Electricity College, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China)

Abstract Through applying the clustering function of SOM (Self-Organizing Mapping) network, MATLAB 5.3 software is used to classify 21 kinds of soil stylebooks in Sanjiang plain. Through comparing the result with reference No. 1 which using the method of fuzzy clustering, it is concluded that the SOM network can reflect the complicated information among each soil stylebooks. The effect of classification is good, and it can be applied on soil classification.

Keywords SOM network; soil classification

土壤分类是土壤科学的基础,也是土壤科学发展水平的综合指标。不同时期所拟定的土壤分析系统反映了该时期人们对土壤的认识水平和土壤本身的发展阶段。目前土壤分类研究已经由单纯的形态描述向指标化和数量化方向发展^[1,2]。模糊聚类分析由于为土壤分类提供了科学的方法而得到广泛的应用。但是在模糊聚类分析中,在进行数据标定时(建立模糊相似矩阵)不同人可以采用不同的方法,例如相关系数法、距离法等。因此建立的模糊相似矩阵是不同的,最后分类结果存在局部差异。这说明不同的标定方法所利用、提取的土壤样本间的信息不同,从而影响到最后的结果。另外,在最后确定最佳分类结果即最佳阈值时,通常通过数学统计方法,构造统计量来确定最佳阈值,但该阈值是否合适还需要根据实际问题做进一步分析与判断。这些都说明某种分类方法仅仅提供一种工具和思路,对于具体问题还要结合实际情况才能作出正确的判断。基于此,本文提出一种具有聚类功能的人工神经网络——自组织特征映射网络(SOM),为土壤分类提供一种新的思路与方法。

1 自组织竞争人工神经网络

1.1 自组织竞争人工神经网络

自组织竞争人工神经网络是一种以无教师示教的方式进行网络训练,具有自组织功能的神经网络,网络通过自身训练,自动对输入模式进行分类^[3]。自组织竞争人工神经网络的基本思想是网络竞争层各神经元竞争对输入模式的响应机会,最后仅一个神经元成为竞争的胜者,并对那些与获胜神经元有关的各连接权朝着更有利于它竞争的方向调整。因此,自组织竞争人工神经网络自组织自适应的学习能力进一步拓宽了神经网络在分类、模式识别方面的应用。

1.2 自组织特征映射网络(SOM 网络)

自组织特征映射网络(Self-Organizing Feature Map,简称 SOM)是由芬兰赫尔辛基大学神经网络专家 Kohonen 教授在 1981 年提出的^[3]。在大脑皮层中,神经元的输入信号一部分来自感觉组织或其它区域的外部输入信号,另一部分来自同一区域的反馈信号。神经元之间的信息交互具有的共同特征是,最邻

收稿日期: 2001-08-09

资助项目: 中国博士后科学基金; 四川大学青年基金资助(432028)

作者简介: 付强(1973-),男(汉族),辽宁锦州,博士后,副教授,主要从事农业水资源、节水灌溉及农业系统工程建模与优化研究。电话(028) 5408810, E-mail fuqiang@mail.neau.edu.cn

近的 2 个神经元互相刺激而兴奋,较远的相互抑制,更远的又是弱刺激,这种局部作用交互关系见图 1

Kohonen网络结构如图 2 所示。输入层神经元数为 n ,竞争层由 $M = m^2$ 个神经元组成,且构成一个二维平面阵列。输入层与竞争层之间实行全互连接,有时竞争层各神经元之间还实行侧抑制连接。网络中有 2 种连接权值,一种是神经元对外部输入反应的连接权值,另一种是神经元之间的连接权值,它的大小控制着神经元之间交互作用的大小

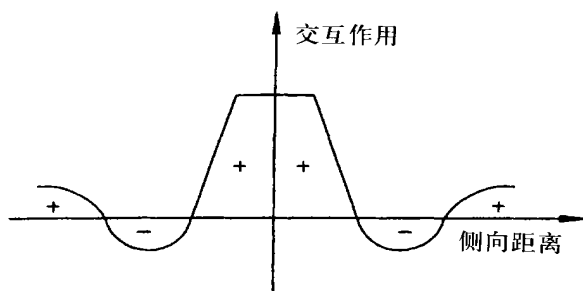


图 1 侧向交互作用关系

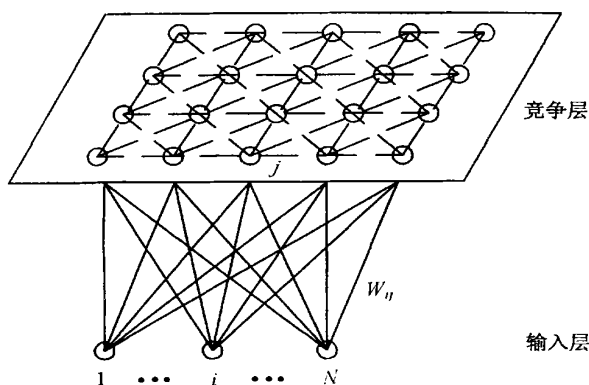


图 2 自组织特征映射网络结构

1.3 自组织特征映射网络的学习及工作规则^[3,4]

如图 2 所示,设网络的输入模式为:

$$P_k = (P_k^1, P_k^2, \dots, P_k^n), k = 1, 2, \dots, q$$

竞争层神经元矢量为 $A_j(a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jm})$, $j = 1, 2, \dots, m$

式中: P_k ——连续值; A_j ——数字量

竞争层神经元 j 与输入层神经元之间连接权为:

$$W_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}, \dots, w_{jN})$$

$$i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$$

(1) 初始化 将网络的连接权 $\{w_{ij}\}$ 赋予 $[0, 1]$ 区间内的随机值, $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$ 。确定学习率 $Z(t)$ 的初始值 $Z(0)$ ($0 < Z < 1$); 确定邻域 $N_g(t)$ 的初始值 $N_g(0)$ 。邻域 $N_g(t)$ 是指以步骤 (4) 确定的获胜神经元 g 为中心,且包含若干神经元的区域范围。这个区域一般是均匀对称的,最典型的是正方

形或圆形区域,如图 3 所示。 $N_g(t)$ 的值表示在第 t 次学习过程中邻域中所包含的神经元个数;确定总的学习次数 T

(2) 任选 q 个学习模式中的一个模式 P_k 提供给网络的输入层,并进行归一化处理。

$$\bar{P}_k = \frac{P_k}{\|P_k\|} = \frac{(P_k^1, P_k^2, \dots, P_k^n)}{[(P_k^1)^2 + (P_k^2)^2 + \dots + (P_k^n)^2]^{1/2}}$$

(3) 对连接权矢量 $W_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{ji}, w_{jn})$ 进行归一化处理,计算 W_j 与 \bar{P}_k 间欧氏距离:

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{\|w_j\|} = \frac{(w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})}{[(w_{j1})^2 + (w_{j2})^2 + \dots + (w_{jn})^2]^{1/2}}$$

$$d_j = \left[\sum_{i=1}^N (\bar{p}_i^k - \bar{w}_{ji})^2 \right]^{1/2}, j = 1, 2, \dots, M$$

(4) 找出最小距离 d_g ,确定获胜神经元 g

$$d_g = \min[d_j], j = 1, 2, \dots, M$$

(5) 进行连接权的调整,对竞争层邻域 $N_g(t)$ 内所有神经元与输入层神经元之间的连接权进行修正

$$\overline{w_{ji}(t+1)} = \overline{w_{ji}(t)} + Z(t) \cdot [\bar{p}_i^k - \overline{w_{ji}(t)}]$$

$$j \in N_g(t), j = 1, 2, \dots, M, [0 < Z(0) < 1]$$

(6) 选取另一个学习模式提供给网络的输入层,返回步骤 (3),直至 q 个学习模式全部提供给网络。

(7) 更新学习率 $Z(t)$ 和 $N_g(t)$

$$Z(t) = Z(0) \left(1 - \frac{t}{T}\right)$$

式中: $Z(0)$ ——初始学习率; t ——学习次数; T ——总的学习次数。

设竞争层某神经元 g 在二维阵列中的坐标值为 (x_g, y_g) ,则邻域的范围是以点 $[x_g + N_g(t), y_g + N_g(t)]$ 和点 $[x_g - N_g(t), y_g - N_g(t)]$ 为右上角和左下角的正方形,其修正公式为:

$$N_g(t) = \text{int}[N_g(0)(1 - t/T)]$$

式中: $\text{int}[x]$ ——取整符号; $N_g(0)$ —— $N_g(t)$ 的初始值。

(8) 令 $t = t + 1$,返回步骤 (2),直至 $t = T$ 为止

2 基于 SOM 网络的土壤分类

利用文献 [1] 的资料,在松花江地区采集的 21 个土壤样本,每个样本用 9 个理化指标表示其性状,原始数据见表 1,分类结果见表 2

确定网络的输入模式为

$$P_k = (P_k^1, P_k^2, \dots, P_k^9)$$

$$k = 1, 2, \dots, q, (q = 21, N = 9)$$

即共计有 21 组土壤样本矢量,每个土壤样本矢量包含 9 个元素。利用 MATLAB 5.3 软件编制程序计算。

表 1 土壤样本及其性状指标

样本号	土壤名称	全氮 %	全磷 %	有机质 / %	pH	代换量 (Me/100)	耕层厚 / cm	物理黏粒含量 %	容量 / (g·cm ⁻³)	田间持水量 %
1	薄层黏底白浆化黑土	0.270	0.142	6.46	5.5	35.8	21	45.3	1.03	29.3
2	厚层黏底黑土	0.171	0.115	3.46	6.3	33.0	60	45.3	0.78	38.9
3	薄层黏底黑土	0.114	0.101	2.43	6.4	26.5	25	51.0	1.13	31.6
4	厚层黏底黑土	0.173	0.123	3.30	5.8	28.9	65	45.6	1.09	36.1
5	薄层黏底黑土	0.145	0.131	3.28	6.0	28.5	25	51.0	1.03	30.5
6	厚层草甸黑土	0.173	0.140	3.45	5.8	33.4	60	49.0	0.98	35.2
7	中层草甸黑土	0.250	0.177	5.51	7.2	42.5	45	46.6	0.93	29.8
8	薄层草甸黑土	0.237	0.189	5.37	6.1	32.9	27	45.0	1.00	33.0
9	薄层沟谷地草甸黑土	0.319	0.227	7.04	5.8	35.9	24	39.3	1.03	28.8
10	厚层平地草甸土	0.163	0.124	3.73	6.2	30.6	61	48.1	1.28	26.0
11	中层平地草甸土	0.194	0.201	4.50	5.7	30.9	35	47.4	1.25	43.9
12	厚层沟谷地草甸土	0.142	0.185	3.79	6.4	32.5	55	51.0	1.10	22.8
13	厚层沟谷地潜育草甸土	0.240	0.217	4.92	6.5	37.3	41	63.6	1.17	35.5
14	薄层沟谷地潜育草甸土	0.253	0.172	4.63	6.8	35.7	20	44.1	1.15	33.0
15	厚层平地碳酸盐草甸土	0.357	0.289	7.21	7.5	42.1	40	48.3	0.80	33.0
16	中层沟谷碳酸盐草甸土	0.280	0.204	10.68	6.7	42.5	31	41.5	1.05	41.0
17	中层泛滥地草甸土	0.164	0.141	3.05	4.8	19.7	30	30.9	1.22	29.0
18	砂质泛滥地草甸土	0.095	0.099	1.51	6.0	16.0	20	26.4	1.27	26.0
19	侵蚀性暗棕壤	0.392	0.240	6.62	5.3	37.3	14	34.7	1.10	26.7
20	薄层白浆土	0.267	0.208	6.25	5.8	39.5	19	42.4	1.10	28.0
21	破皮黄白浆土	0.137	0.111	3.04	5.1	23.7	18	43.1	1.37	34.0
	平均值	0.216	0.168	4.773	6.1	32.6	35	44.7	1.09	32.0

表 2 基于 SOM 网络土壤分类结果 (训练 5000 次)

网络维数	分类数	样本序号 x_i
[1 1]	1	(1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21)
[2 1]	2	(2 4 6 7 10 11 12 13 15 16) (1 3 5 8 9 14 17 18 19 20 21)
[3 1]	3	(2 4 6 10 12) (7 11 13 15 16) (1 3 5 8 9 14 17 18 19 20 21)
[4 1]	4	(2 4 6 10 12) (7 11 13 15 16) (1 3 5 8 9 14 20) (17 18 19 21)
[5 1]	5	(2 4 6 10 12) (7 13 15) (11 16) (1 3 5 8 9 14 20) (17 18 19 21)
[6 1]	6	(2 4 6 10 12) (7 13 15) (11 16) (17 18) (19 21) (1 3 5 8 9 14 20)
[7 1]	7	(2 4 6 10) (12) (7 13 15) (11 16) (1 3 5 8 9 14 20) (19 21) (17 18)
[8 1]	8	(2 4 6 10) (12) (7 13 15) (11 16) (3 5 8) (1 9 14 20) (19 21) (17 18)
[9 1]	9	(2 4 6 10) (12) (7) (13 15) (11 16) (3 5 8) (1 9 14 20) (19 21) (17 18)
[10 1]	10	(2 4 6 10) (12) (7) (13 15) (11 16) (3 5 8) (1 14) (9 19 20) (21) (17 18)
[11 1]	11	(2 4 6 10) (12) (7) (13 15) (11 16) (3 5) (8) (1 14) (9 19 20) (21) (17 18)
[12 1]	12	(2 4 6 10) (12) (7) (13 15) (11 16) (3 5) (8) (1 14) (9 19 20) (21) (17 18)
[13 1]	13	(2 4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11 16) (3 5) (8) (1 14) (9 19 20) (21) (17 18)
[14 1]	14	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11 16) (3 5) (8) (1 14) (9 19 20) (21) (17 18)
[15 1]	15	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3 5) (8) (1 14) (9 19 20) (21) (17 18)
[16 1]	16	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3 5) (8) (1 14) (9 19 20) (21) (17) (18)
[17 1]	17	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3 5) (8) (1) (14) (9 19 20) (21) (17) (18)
[18 1]	18	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3 5) (8) (1) (14) (9 20) (19) (21) (17) (18)
[19 1]	19	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3) (5) (8) (1) (14) (9 20) (19) (21) (17) (18)
[20 1]	20	(2) (4 6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3) (5) (8) (1) (14) (9) (20) (19) (21) (17) (18)
[21 1]	21	(2) (4) (6) (10) (12) (7) (13) (15) (11) (16) (3) (5) (8) (1) (14) (9) (20) (19) (21) (17) (18)

(1) 利用 $newsom(P, [D_1, D_2, \dots, D_i])$ 函数创建一个自组织特征映射。该函数返回一个新的自组织特征映射。其中 P 为输入矢量,并需要指出每一个输入矢量的最大最小值范围; i 表示网络维数大小。例如

```
net= newsom([0 1; 0 1; 0 11; 0 10; 0 50; 0 70; 0 70; 0 2; 0 50], [6 1](可以人为调整));
```

(2) 利用函数 $train()$ 与函数 $sim()$ 进行训练与仿真。设定训练 5000 次,最后输出分类结果(表 2)。

从表 2 中可看出,样本(4 6)的性状极为相近,均属于厚层粘底黑土;样本(9 20)也始终分为一类,性状也很接近;样本(3 5)均属于薄层粘底黑土,性状也极为接近;若将总体样本分为 2 类,则可看出,大多数薄层土划分为一类,而厚层、中层土壤划分为另一类。由于 SOM 网络分类是根据网络维数的不同而进行分类的,故它聚类的结果视维数而定,而不象模糊聚类那样,通过阈值逐层筛选。每改变一次网络维数,就重新进行竞争,但是总体趋势变化不大。从表 2 中可见,分类结果可以反映实际情况。

3 土壤分类的模糊聚类法

对表 1 中数据进行模糊聚类分析。采用平移极差变换,得到样本标准化矩阵,并采用夹角余弦法得到相似矩阵 R 。用平方法求传递闭包 $t(R): R \rightarrow R^2 \rightarrow R^4 \rightarrow R^8 \rightarrow R^{16}$ 。 $R^{16} = R^{16}$, 得模糊等价矩阵 $t(R) = R^{16} = R^*$ 。最后得出动态聚类图见图 3。

用统计量确定最佳阈值 λ , 结果见表 3 从表 3 可

以看出,有 11 个 F 满足不等式:

$$F > F_{0.05}(r - 1, n - r)$$

考查差值 $(F - F_2)$, 差值大的有 $\lambda = 0.9470$ (8 类), $\lambda = 0.9260$ (5 类), 因此较好的分类为 5 或 8 类。

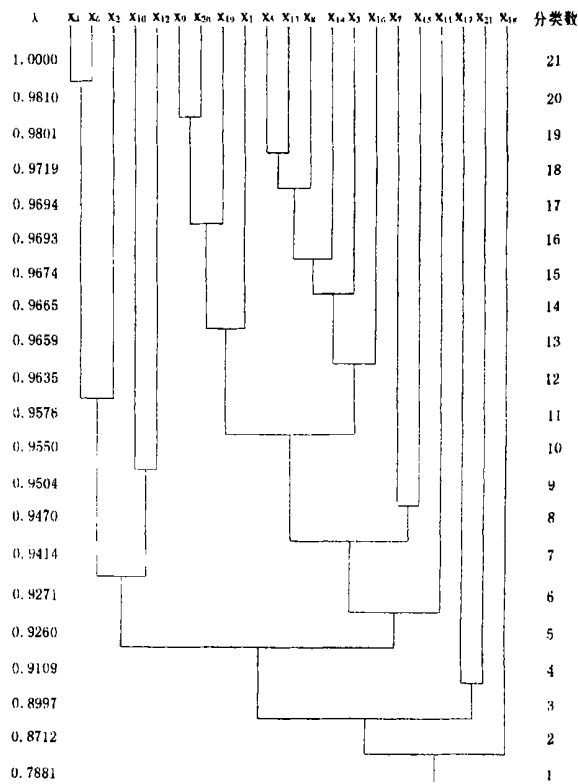


图 3 土壤模糊动态聚类图

表 3 土壤分类确定最佳阈值 λ 的 F- 统计量计算

λ 值	1.0000	0.9810	0.9801	0.9719	0.9694	0.9693	0.9674	0.9665	0.9659	0.9635	0.9576
V 类	21	20	19	18	17	16	15	14	13	12	11
F	0	15.1063	17.2141	4.4997	4.4751	5.1556	4.9366	5.6952	6.6561	5.8316	6.9994
$F_{0.05}(V - 1, n - r)$		247.5	19.4	8.68	5.84	4.62	3.96	3.55	3.28	3.10	2.98
差 $(F - F_T)$	0.5356	0.9766	2.1452	3.3761	2.7316	4.0194
λ 值	0.9550	0.9504	0.9470	0.9414	0.9271	0.9260	0.9109	0.8997	0.8712	0.7881	
V 类	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	
F	5.4332	6.6171	8.1403	6.5647	7.3600	8.6611	1.6738	2.4192	2.398	0	
$F_{0.05}(V - 1, n - r)$	2.90	2.85	2.83	2.85	2.90	3.01	3.20	3.55	4.38		
差 $(F - F_T)$	2.5332	3.7671	5.3103	3.7147	4.46	5.6511	

3.3 土壤分类成果分析

当 $\lambda = 0.8712$ 时,土壤分 2 类, $\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{17}, x_{19}, x_{20}, x_{21}\}$, $\{x_{18}\}$ 即砂质泛滥地草甸土属于一类,其它属一类。说明砂质泛滥地草甸土的全氮、全磷、代换

量、有机质物含量、物理黏粒含量等指标均比其它土壤低较多,因此将其与其它土壤划分开是符合实际情况的,较为合理。

取 $\lambda = 0.9260$, 分为 5 类, $\{x_2, x_4, x_6, x_{10}, x_{12}\}$ 为一类,说明多数厚层土壤性状较为相似, $\{x_1, x_3, x_5,$

$x_7, x_8, x_9, x_{11}, x_{13}, x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{19}, x_{20}$ 分为一类,说明多数薄层土壤性状很相似。 $\{x_{17}, x_{18}, x_{21}\}$ 为一类。

取 $\lambda = 0.9470$, 分为 8 类, $\{x_2, x_4, x_6\}$, $\{x_1, x_3, x_5, x_8, x_9, x_{13}, x_{14}, x_{16}, x_{19}, x_{20}\}$, $\{x_7, x_{15}\}$, $\{x_{10}, x_{12}\}$, $\{x_{11}\}$, $\{x_{17}, x_{18}, x_{21}\}$; 也基本上反映了分为 5 类时所包含的信息, 这些信息与实际情况是较为相符的。

4 成果分析与讨论

文献 [1] 中, 建立模糊相似矩阵采用的是距离法 (欧氏距离), 利用的是各个样本指标之间的距离信息, 得出的最佳分类结果为 12 类或 17 类; 本文建立模糊相似矩阵采用的相关系数法 (夹角余弦法), 得出最佳分类为 5 类或 8 类。SOM 网络中样本训练函数也采用的是距离法 (Linkdist(pos) 距离函数, 用于查找某一层神经网络中的所有神经元之间的距离), 因此, 结果与文献 [1] 更为接近。这说明采用不同的方法建立标定矩阵, 提取利用的原始数据中的信息是不同的, 分类结果也就存在局部差异。但上述 3 种方法从

具体情况看, 基本上都反映了实际问题, 总体分类框架结构很类似。

应用人工神经网络对土壤进行分类, 操作过程简便易行, 只要将有关数据提供给网络, 网络就会通过自身训练、学习、竞争, 最后根据人的意愿输出相应的分类数目及对应的分类结果。尤其是基于 MATLAB 5.3 软件的 SOM 网络工具箱, 更加使分类问题变得简化, 因此可以推广应用。但是无论怎样, 最后的分类结果还要结合实际情况作出正确的判断。

[参 考 文 献]

- [1] 刘兴久, 等. 模糊聚类分析在土壤分类中的应用 [J]. 哈尔滨: 东北农学院学报, 1988(2): 12-126.
- [2] 谢季坚, 刘承平. 模糊数学方法应用 (第二版) [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 2000(5): 81-106.
- [3] 闻新, 周露, 王丹力, 等. MATLAB 神经网络应用设计 [M]. 北京: 科学出版社, 2000(9): 271-285.
- [4] 王伟. 人工神经网络原理——入门与应用 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1995(10): 157-165.