第32卷 第18期 计 算 机 工 程 2006年9月
Vol.32 № 18 Computer Engineering September 2006
·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2006)18—0206—02 文献标识码：A 中图分类号：TP311

基于自组织神经网络的城市功能分区研究

史玉峰[1,2]，王 艳[1]
(1. 山东理工大学建筑工程学院，淄博 255049；2. 武汉大学测绘学院地球空间环境与大地测量教育部重点实验室，武汉 430079)

摘 要：城市功能分区是指运用有关模型和方法，使城市空间形成明确的功能单元和有序的空间结构，空间聚类是城市功能分区的一种常用方法。基于自组织映射神经网络，该文提出了一种组合式的城市功能区聚类方法，根据位置-属性一体化思想，综合考虑了影响城市功能分区的位置数据和属性信息，对城市功能区进行空间聚类计算。该方法挖掘了空间位置数据和属性信息中隐含的空间聚集信息，保证了城市功能分区结果的可靠性。实例分析表明，该方法的聚类结果可以为城市功能分区提供准确、可靠的依据。
关键词：空间数据挖掘；聚类；自组织神经网络；城市功能分区

Study on Urban Function Partition Based on Self-organizing Neural Network

SHI Yufeng[1,2], WANG Yan[1]
(1. School of Architecture Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049;
2. Key Laboratory of Geospace Environment and Geodesy, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079)

【Abstract】 Urban function partitioning is one of the important tasks of urban land utilization and management. The goal of urban function partitioning is to make the urban land form a set of specific function units and regular spatial structures. Spatial clustering is the key process of urban function partitioning. Based on the principle of self-organizing neural network, this paper presents a combined-type of spatial clustering. That is to say, the attribute features and their spatial positions are processed by a unitive spatial clustering model. This method fully mines the connotative spatial clustering information in spatial attribute data and spatial positions. The experiment shows that the unitive spatial clustering method can provide a sufficient and reliable basis for urban function partitioning.
【Key words】 Spatial data mining; Clustering; Self-organizing neural network; Urban function partition

城市是一个复杂的聚合体，为实现城市土地利用的综合化和集聚效应，需要对城市土地进行功能区划分，即实行功能分区；将单独的工厂、商店、住宅、学校等转化为一定规模的工业区、商业区、住宅小区、文化教育区等，以节约土地和各类管线，改善环境，发挥城市集聚效应，使城市空间形成明确的功能单元和有序的空间结构。许多研究人员基于聚类和神经网络方法，研究了土地覆盖分类问题[1,4,5]；在这些研究中，空间数据的位置信息和属性信息多是分开研究的。由于空间对象本质上具有地理位置和属性特征双重特性，二者结合才能完整地描述空间特征和空间差异，因此在城市功能区划分时，需将地理位置和属性特征结合起来，这样才能实现对象的空间邻近性和属性相似性的统一。本文以济南市2002年土地利用类型现状图为例，采用上述方法，得到合理的城市功能分区结果。

1 自组织神经网络的基本结构和算法

Kohonen根据人脑的特点提出了自组织映射(Self-organizing Feature Map，SOFM)理论[3]。自组织神经网络一般是由输入层和竞争层(输出层)构成的两层网络，两层之间的各神经元实现双向全连接，而且网络中没有隐含层。Kohonen网络的工作原理[2,3]是：当网络接受外界输入模式时，将会分为不同的区域，各区域对输入模式具有不同的响应特征。也就是说，特征相近的输入模式靠得比较近，差异大的分得比较开。在各神经元联接权值的调整过程中，最邻近的神经元相互刺激，而较远的神经元相互抑制，更远一些则具有较弱的刺激作用。自组织特征映射网络是一种无监督分类方法，与传统的分类方法相比，它所形成的分类中心能映射到一个曲面或平面上，并且保持拓扑结构不变，网络单元间的拓扑关系即网络的拓扑结构的建立是这一模型的关键。SOFM的算法流程如图1所示，其中P是输入向量，w是权值矩阵，n表示邻域的大小，其激活函数为二值型函数；其算法步骤为：

(1)权值初始化并选定邻域的大小；

(2)提供一个新的输入模式；

(3)计算空间距离：

$$d_j=\sum_{i=1}^{N-1}[x_i(k)-w_{ij}(k)$$

其中，$x_i(k)$是k时刻i节点的输入，$w_{ij}(k)$是输入节点i与输出节点j的联接权，N为输入节点的数目；

(4)选择节点j^*，使其满足$\min\limits_i d_j$；

基金项目：山东理工大学科研基金资助项目(2004KJM10)；辽宁工程技术大学地理空间信息技术与应用实验室开放基金资助项目(2005004)
作者简介：史玉峰(1965—)，男，博士、教授；主研方向：空间数据分析处理理论与方法研究；王 艳，硕士
收稿日期：2005-09-20 **E-mail：**shyf@sdut.edu.cn

(5)按下式改变 j^* 和其邻域节点的联接权值：

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta(k)\{\ [x_i(k) - w_{ij}(k)]\ \}$$
$$j \in j* \qquad 0 \le i \le N-1$$

其中 $\eta(k)$ 称为衰减因子；

(6)返回到(2)，直至满足 $\left[x_i(k) - w_{ij}(k)\right]^2 < \varepsilon$，$\varepsilon$ 为给定误差。

通过这种无监督的学习，稳定后的网络输出就对输入模式生成自然的特征映射，从而达到自动聚类的目的。

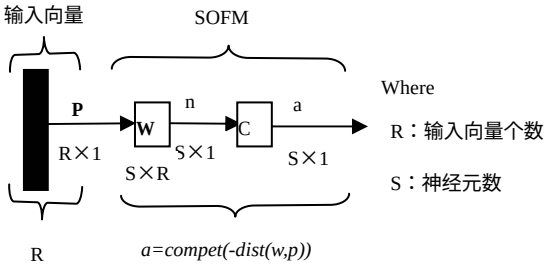


图 1 自组织映射神经网络算法流程

2 基于自组织神经网络的城市功能区划分

2.1 城市功能分区指标的选择与赋值

影响城市功能区划分的因素很多，但另外空间关系在城市功能区划分中起着重要的作用，这一点是没有考虑到的。本文在对济南市的某一个区域进行选择城市功能区划分指标时，既考虑有关属性指标也考虑了空间关系特征；同时，选取的指标还必须能够直接或间接地反映城市功能区划分的有效性。建立的城市功能分区指标体系如图 2 所示。采用济南市 2002 年土地利用类型现状图作为工作图。为保证功能分区结果的精度，也便于计算机的处理分析，在整个评价区内采用网格法划分评价单元，按 200m×200m 的单元尺寸划分研究区域，研究区共包含 7 149 个评价单元。

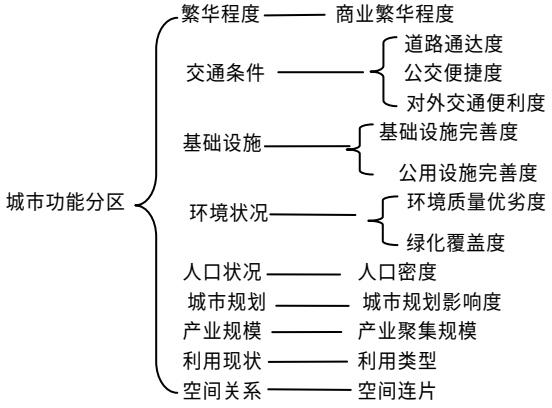


图 2 城市功能分区指标体系

2.2 基于自组织神经网络的空间聚类

根据研究区域的特性，本文构建了两个自组织神经网络。其一是将属性指标和空间坐标位置一体化，构建了 5×14 的网络；另一个是仅考虑属性指标，构建了 5×12 的网络。两个网络的设计参数为：网络初始权值为[0,1]之间的随机数，最大循环次数为 1 000 次，基本学习速率 Ir=0.2。输入层参数采用图 3 中的属性指标。属性指标和空间位置指标一体化的网络输入层有 14 个神经元，输出层有 5 个输出，层次间的联接权重见表 1；属性指标网络输入层有 12 个指标，输出层有 5 个输出，层次间的联接权重见表 2。

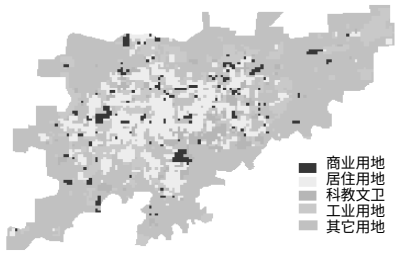


图 3 济南市 2002 年土地利用现状

表 1 图 4 中属性指标和空间指标一体化网络的连接权值W_{ij}

		输出神经元序号				
		1	2	3	4	5
指标序号	1	69.053 8	66.441 6	55.988 5	49.353 9	50.490 8
	2	87.026 3	88.822 1	92.020 3	79.176 6	58.357 9
	3	72.919 3	66.840 6	50.616 6	39.955 7	37.985 2
	4	64.166 7	62.500 0	44.830 3	21.050 7	9.239 3
	5	56.773 4	51.386 4	35.804 1	24.621 2	22.611 2
	6	81.003 3	78.443 4	71.374 1	61.826 8	54.198 2
	7	36.397 1	30.144 0	18.047 1	12.054 5	10.892 4
	8	81.969 3	79.070 4	71.436 9	62.483 1	55.995 3
	9	58.661 7	62.437 5	67.567 3	55.146 1	35.220 0
	10	46.009 3	48.010 1	53.112 2	47.291 6	33.909 2
	11	88.507 1	90.487 7	90.9557	88.848 1	89.781 0
	12	62.628 1	58.922 0	51.274 6	43.755 6	38.602 4
	13	141.381 0	93.769 8	48.563 2	44.872 2	46.447 1
	14	58.145 1	50.396 5	29.888 1	16.862 2	16.364 8

表 2 图 5 属性指标网络的连接权值W_{ij}

		输出神经元序号				
		1	2	3	4	5
指标序号	1	69.128 4	66.568 5	60.181 6	52.533 6	48.165 1
	2	87.071 2	87.995 0	87.552 5	77.339 6	65.622 0
	3	72.805 3	68.298 3	56.254 7	43.433 6	35.969 0
	4	64.019 5	64.127 5	50.426 5	25.593 2	9.3949 0
	5	56.787 4	52.794 5	42.287 5	29.007 8	19.638 6
	6	81.025 4	79.014 4	73.515 8	63.600 8	54.767 4
	7	36.397 1	31.164 0	20.673 4	13.596 2	10.610 6
	8	81.802 4	79.678 2	74.035 4	64.458 0	56.162 6
	9	88.125 0	90.414 6	94.389 6	92.083 0	86.678 6
	10	61.923 1	59.881 4	55.242 0	46.474 8	37.628 8
	11	149.907 5	101.238 9	52.099 7	45.110 2	45.528 4
	12	58.248 5	52.883 8	35.696 9	20.101 0	14.652 7

将数据输入到所构建的 SOM 网络，运算至满足要求；根据 SOM 网络给出的函数数值将 7 149 个单元格划分为 5 类并给其编码；在 MapInfo 系统中根据类别码创建专题地图。图 4 和图 5 分别是两种方法的运算结果。

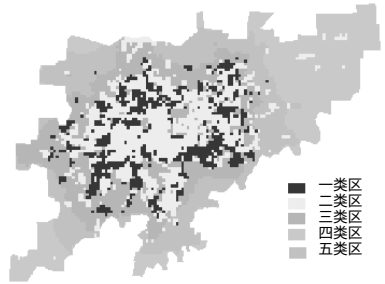


图 4 基于属性的聚类结果

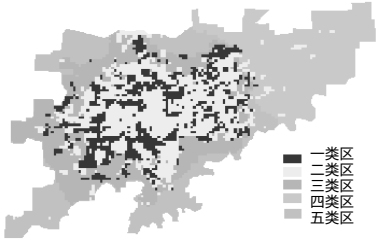


图 5 基于空间位置和其属性信息的聚类结果

(下转第 250 页)