

基于神经网络的元胞自动机支持下的干旱区 LUCC 模拟研究

——以新疆于田绿洲为例

赵睿¹, 塔西甫拉提·特依拜¹, 丁建丽^{1,2}, 张飞¹

(1. 新疆大学资源与环境科学学院 绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046;

2. 新疆大学理论经济学博士后流动站, 乌鲁木齐 830046)

摘要:元胞自动机已被广泛应用于城市发展变化的模拟研究中,但多数应用局限于两类土地利用类型的转变。借助神经网络中的 BP 算法,以遥感和 GIS 技术为依托,在对 TM 影像分类的基础上,应用 GIS 技术提取一系列 LUCC 空间影响因子,建立了模拟土地单元转变概率的 BP 神经网络模型。并以模拟的概率值代替 CA 模型的若干规则,对于于田绿洲 LUCC 做了动态模拟。结果显示,该方法在干旱区复杂土地利用动态变化模拟中具有一定精度,能够对土地资源的可持续利用规划提供有用信息。

关键词:遥感; GIS; 神经网络; 元胞自动机; 干旱区 LUCC

中图分类号: F301.24

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2007)01-0151-04

LUCC Simulation in Arid Area Based on ANN- CA Model

——Take Xinjiang Yutian Oasis as an Example

ZHAO Rui¹, Tashpolat · tiyip¹, DING Jian-li^{1,2}, ZHANG Fei¹

(1. Key Laboratory of Oasis Ecology of Education Ministry, Xinjiang University, Urumqi 830046;

2. Postdoctoral Flow Station of Theoretical Economics, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: CA has already been extensively applied in the emulation research of the city development. But the most application limit at two types of land use change. The authors use the BP algorithm of the neural network and GIS technique, in the foundation of the TM classification result, extract many factors from these images by GIS, set up a ANN model by which we can simulate land use change. Also, the probability used as function of many rules in CA model. Finally the LUCC of Yutian oasis is simulated. The result manifests that this method can be used in complex land use change simulation and can give some useful information in sustainable land use programming.

Key words: RS; GIS; ANN; CA; LUCC in arid area

1 引言

了解土地利用的动态过程是地理学的一个重要领域。土地利用及其变化对全球的环境有着明显的影响^[1-5],这一点已经为很多土地科学研究者证实。土地利用变化是复杂的动态系统,并且具有变化不连续性、景观镶嵌、土地利用类别混合、变化不可逆等特点^[6]。同时,日益增长的人口及经济活动和人类需求,给土地资源的可持续利用带来了压力。土地利用的矛盾与城市化、经济发展、人口等要素密切相关^[7]。因此模拟土地利用的动态变化可以帮助检验区域土地利用方面的理论和假设,尤其是新疆于田这样极端干旱的区域,对其空间的未来发展状态做出科学的模拟和解释有着十分重要的意义。只有科学、合理的做出未来的资源配置,合理的做出未来土地利用规划,才有可能实现未来干旱区区域的可持续发展,而这种科学的规划,正是来源于对未来用地的科学预测。

近年来,国际上许多学者利用元胞自动机(Cellular Automata,简称 CA)开展了关于城市增长的模拟研究^[8-10]。国内也有

学者做了类似的 LUCC 研究,如对珠江三角洲的城市演化及优化进行的系统的 CA 模拟研究^[11-14]。这些研究表明,利用简单的局部规则能够模拟出城市系统的复杂结构。但这些模型往往局限于模拟从非城市用地到城市用地的转变,所涉及到的 LUCC 关系相对简单。因此,有必要建立应用于多种土地利用类型之间转变的模拟模型,从而拓宽该类模型的应用范围。

由于 CA 模型固有的特点,在建立 CA 模型过程中必须定义一系列规则,空间单元则在这些邻域规则限定下发生转变。因此,在实际建模中,模拟多种土地利用类型的复杂变化要比模拟两种用地类别间的转换复杂得多。本文将以模拟干旱区复杂土地利用转变为目标,以 BP 神经网络模拟的单元转变概率代替 CA 模型的一系列单元转变规则,建立一般意义上的 CA 模型,对干旱区绿洲 LUCC 做一空间转变单元的模拟分析,并对该区域未来用地状态做一预测。

2 干旱区 LUCC 模拟的 ANN- CA 模型

分层前向网络是神经网络的一种典型结构,这种网络一般由输入层、隐含层和输出层顺序连接形成。当信息输入网

* 收稿日期: 2006-02-28

基金项目: 中科院西部之光项目自治区重点实验室开放课题(040079); (XJEDU2004S03, XJEDU2005107); 新疆大学博士启动基金项目资助

作者简介: 赵睿(1980-),男,甘肃天水人,硕士研究生,研究方向为 RS 与 GIS; 通讯作者: 丁建丽(1974-),男,山东人,副教授,博士。

络后,严格的按照从输入层进,经过隐含层,再从输出层出的顺序流动。基于 BP 算法的 BP 网络就是一种典型的分层前向网络,国内外已经有不少学者对该类网络进行了研究^[15-18],试图提高该算法的收敛速度和输出精度。BP 网络训练算法为梯度下降法,利用数学上的优化方法在沿权梯度方向反复修正各联接权的强度,最终使得实际输出与期望输出趋于一致^[19]。BP 网络在地质实际应用中十分广泛,如遥感影像分类^[20]、盐渍地反演^[21]、荒漠化信息提取^[22]等。

鉴于神经网络强大的非线性映射能力,本文采用该方法,结合 IDL 语言,建立干旱区土地利用模拟模型。过程如图 1 所示。通过 BP 算法,利用 JAVANNNS 平台,构建一个 LUCC 单元转变概率预测的神经网络模型。通过给定若干随机选取的输入单元,将整体数据集分为训练数据和检验数据,结果将得到每一个像元位置将来的用地转变概率,通过适当编码,就能够具体到所转变的类别,从而在知道目前土地利用的基础上,预测未来土地利用。本质上,该模型属于 CA 模型,只不过本文未采用 CA 模型设计的一般步骤,而是采用简单的概率替代复杂的规则。模型采用对矩阵处理十分方便的 IDL 语言完成。这样做有两点好处:第一,基于 IDL 开发,可以免去地理坐标的提取,对每个像元只需要有一个 ID 就可以确认其位置;第二,避免了 CA 模型建立过程中的复杂编程以及规则设计工作。

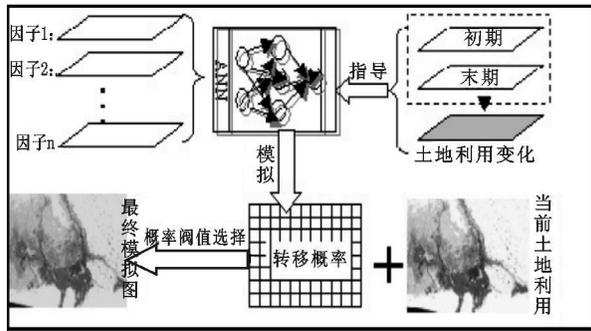


图 1 土地利用图的 ANN 预测模型过程

3 应用及模拟结果

3.1 空间变量及训练数据

土地利用变化的概率往往取决于一系列的距离变量、密度变量、单元的自然属性和人文属性等。例如,某一模拟单元越接近农田,其转变为该类用地的概率就越高,其原因可能是该位置范围内土地适合作为农田,也可能是该范围内灌溉条件适宜,也可能是经济学中的羊群效应等等。

通过对于田绿洲 LUCC 时空特征的分析,结合实地考察经验,笔者以 1989~1999 年 10 年间的变化为规则提取依据。应用 GIS 选择和提取出 8 种空间变量,作为 LUCC 空间影响因子。这 8 种因子分别为:农田密度;高覆盖草地密度;中覆盖草地密度;低覆盖草地密度;距荒漠距离远近;距水体距离远近;人口密度+ 道路网+ 灌溉水渠;盐渍地密度。(提取方法见表 1)

通过 GIS 空间分析功能生成一系列 LUCC 空间影响因子后,首先以随机函数在一个空间变量栅格图上选取训练点集 10 000 点,并以同样位置作为模板,在其余 7 个空间变量中选择同样位置的点。以此作为神经网络训练和检验的数据集。

3.2 神经网络的结构

对于神经网络模型的设计,结构是十分关键的。不同的结构之间在收敛精度和速度上均存在很大的差别。因此,对于神经网络模型的结构应该经过反复实验来决定。Wang. F

于 1994 年就在关于神经网络和地理信息系统用于农地稳定性评估一文中对结构做了实验性的验证^[23],最后指出:对于 3 层的神经网络,其隐藏层的神经元数目至少要为 $2n/3$ 个 (n 为输入层神经元的数目,本文为 8 个)。根据这个结论,本文神经网络模型的隐含层单元理论上应大于 6 个。结合本文的输入和输出,通过反复试验,最终确定为 8-30-30-13 结构的网络(输入层 8 个单元;两个隐藏层各 30 个单元;输出层 13 个单元)。

表 1 LUCC 空间影响因子

空间变量	生成方法	原始数据范围	标准化后范围
1 综合输入因子			
人口密度	土地利用图	0~16 个像元(30x30)	0~1
道路网	—路网—		
灌溉水渠	buffer 分析		
2 单元密度变量			
农田密度		0~20 个像元(30x30)	0~1
高覆盖草地密度		0~20 个像元(30x30)	0~1
中覆盖草地密度	分类影像—	0~20 个像元(30x30)	0~1
低覆盖草地密度	buffer 分析	0~30 个像元(30x30)	0~1
盐渍地密度		0~20 个像元(30x30)	0~1
3 距离变量			
距荒漠距离远近	分类影像—	0~60 个像元(30x30)	0~1
距水体距离远近	buffer 分析	0~30 个像元(30x30)	0~1

3.3 神经网络的训练

本文使用德国慕尼黑大学基于 JAVA 开发的 JAVANNNS 神经网络平台。该平台允许用户自行搭建任何结构的神经网络模型,然后由输入和输出构成的模式文件对网络进行训练,便可得到所需的神经网络模型。

对于本文研究区的分类体系,不忽略任何一种变化类型的情况下,将存在多达 42 种的转化关系,若不忽略其中任何一种,对于 BP 网络来说,如此多的输出将很难得到理想的结果,根据以上分析,模型的输出最终采用表 2 的编码设计。

表 2 LUCC 编码表

初始类 最终类	农田	高草	中草	低草	荒漠	水体	盐渍地
农田	0	-1	-2	-3	-4	-5	-6
高草	1	0	-1	-2	-3	-4	-5
中草	2	1	0	-1	-2	-3	-4
低草	3	2	1	0	-1	-2	-3
荒漠	4	3	2	1	0	-1	-2
水体	5	4	3	2	1	0	-1
盐渍地	6	5	4	3	2	1	0

依据分类影像重编码后的数据库,以及任意两类间的编码差值,按照获取变化因果关系的 1989 年和 1999 年分类结果,用最终类减初始类,获得表 2 的编码结果。由该表可以看出,原来 49 种相互间的变化结果,被简化为 13 种编码。当然,在实际中,神经网络模型的设计必须具体到每一个神经元,因此,需要考虑每一个神经元的输出编码。为便于模式文件的生成,分别将 1~6、-6~-1 和 0 做如下编码:

- 1—0000000000001
- 2—0000000000010
- 3—00000000000100
- 4—00000000001000
- 5—00000000010000
- 6—00000001000000
- 0—00000010000000
- 1—00000100000000

- 2——0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
 - 3——0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
 - 4——0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 - 5——0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 - 6——1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

根据 BP 网络的建立原理以及基本结构, 输出层单元为 13 个, 以 1——0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 为例, 则前 12 个单元输出均为 0, 最后一个单元为 1, 其它类似。用来代表 13 种不同的转换状态, 转变为 1, 不转变则为 0, 联合起来的数据序列代表某一类到它类的具体转变。

为利于 BP 网络的收敛, 在模式文件生成时对数据进行优化: 引入随机量 R , 并将所有样本同时加一个很小的数, 可以按照不同的输入调整这个数, 这里为 0.001, 则最后输入神经元的样本值变为:

$$S = S_0 + 0.001R \quad (1)$$

式中: S_0 ——原始值, S ——优化后的数值, $R \in [0, 1]$ 。

这样处理后一方面消除太多的 0 值输入带来的影响, 另一方面也使得模式数据更接近实际情况。例如在实际中, 由于农户的经济实力存在差异, 导致对同样地理位置和条件的用地, 施肥量以及种植方式等存在一定差异, 则该单元未来转变的概率就会截然不同。

按照以上设计, 在 IDL 平台中生成模式文件后输入网络进行训练。在训练开始阶段, 误差收敛十分明显, 但大约在 4 000 次以后, 误差减少曲线很快趋于平缓(图 2), 在迭代运算接近 8 000 次时, 误差减少几乎为 0, 在继续训练 2 000 次, 误差平稳, 停止训练。由此得到训练好的 BP 网络模型。

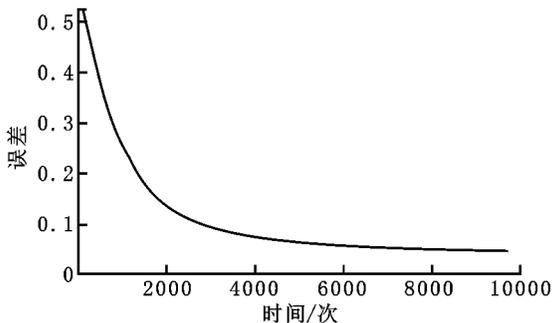


图 2 误差随训练时间的减少

3.4 土地利用变化的动态模拟及预测

依前所述, 以神经网络输出的每个单元转变概率为 CA 模型单元转变规则, 建立简单的干旱区 LUCC 模拟的 CA 模型。除了通过训练步骤在 JAVANNIS 上获取各单元权重外, 本模型其它处理部分均在 IDL 环境下使用 IDL 语言写成。使用 IDL 开发 CA 模型有这样的优点: 可以直接使用 ARC/INFO 或 ENVI 等软件输出的 ASCII_GRID 格式的文本矩阵, 避免了大量格式转换工作; 系统面向矩阵的处理函数以及数据可视化功能使得转换程序相对简单。例如可以在程序中直接使用 IMPORT_ASCII/IMAGE() 等函数, 大大简化模型的程序。

(1) 模型检验。为对模型精度做一检验, 以 TM 图像获取的 1989 年土地利用作为初始状态, 根据各个单元转变概率, 给定一临界值(通常为 0.5 到 1 之间的一个数), 用来控制变化规模。取每个单元概率最大者作为转移类别, 通过本模型模拟来获得 1999 年的土地利用, 并与真实的土地利用做一对比(图 3)。对比模拟的结果与实际土地利用, 从而验证模型的精度。表 3 是对比结果所获得的混淆矩阵, 总的精度为 88.57%, 模拟结果较理想。表 4 为模拟的土地利用与

实际的土地利用数量。

表 3 1999 年模拟与实际的混淆矩阵 %

用地类别	模拟结果						
	高草	低草	荒漠	水体	盐渍地	中草	农田
高草	80.95	0.00	0.00	0.48	0.37	1.63	3.85
低草	0.00	89.03	1.24	0.59	3.04	2.83	0.00
荒漠	0.00	0.64	98.58	0.26	3.56	0.15	0.00
实际 水体	1.13	0.00	0.00	82.07	0.31	0.08	0.06
盐渍地	0.46	0.08	0.16	6.76	79.90	0.45	0.05
中草	11.87	10.24	0.02	7.96	12.78	94.50	1.05
农田	5.58	0.00	0.00	1.88	0.05	0.36	94.99

表 4 1999 年模拟与实际的土地利用

用地类别	1999 实际(km ² , %)	1999 模拟(km ² , %)
农田	322.11	0.0726
高草	232.46	0.0524
中草	465.39	0.1049
低草	812.54	0.1831
荒漠	2298.66	0.5181
水体	135.7	0.0306
盐碱地	169.98	0.0383
Σ	4436.84	1

进一步考察模型在空间上的预测精度。对 1989- 1999 真实和 1989- 1999 模拟两个状态段进行了二值图的提取(是否转变)。在此基础上, 对两个二值图做如下的 IDL 编码运算:

编码 0: 预测未变实际未变 ((B1 EQ 0) AND (B2 EQ 0)) * 0

编码 1: 预测未变实际变 ((B1 EQ 0) AND (B2 EQ 1)) * 1

编码 2: 预测变真实未变 ((B1 EQ 1) AND (B2 EQ 0)) * 2

编码 3: 预测变实际亦变 ((B1 EQ 1) AND (B2 EQ 1)) * 3

通过以上编码, 获得四种状态类型, 其中两种编码为 1 和 2 的类型作为预测模型而言是不期望出现的, 这是影响两种空间预测准确度的典型错误。对空间位置的准确性依据下式进行计算:

$$P = P_0 + P_3 / P_0 + P_1 + P_2 + P_3 \quad (2)$$

式中: P ——空间位置预测的精度, P_0, P_1, P_2, P_3 分别代表编码 0、编码 1、编码 2、编码 3 四种状态类型。经计算 P 为 87.39%。需要注意的是, 这里的 P 只能在一定程度上说明模型的整体相对精度, 因为编码为 1 和 2 的两种类型错误的发生是有空间自相关倾向性的, 也就是说, 同类错误容易发生在多像元斑块中^[24]。

(2) 未来土地利用模拟。通过模型的校正和检验, 假设短期内各种 LUCC 影响因子不发生大的变化。通过已经获得的神经网络模型以及 IDL 开发的土地单元转变模块, 以 1999 年真实土地利用为初始年, 单元转变概率作为限制条件, 对 2009 年土地利用进行空间上的模拟, 结果见图 3。在转变过程中, 模型引入一个遮罩层, 对部分水体的转移加以限制, 如克里亚河河道以及水库边界。这样做与实际情况更相符, 因为通过对历史年的研究, 这些区域基本没有发生太大变化。模型结果表明: 与初始年相比, 2009 年的土地利用空间上在局部发生了一些变化, 外围的绿洲-荒漠交错带有微小的扩展趋势, 而交错带本身在有些区域也发生着较大变化, 表现为中密度草地减少, 而高密度草地和低密度草地增加, 尤其是低密度草的增加和中密度草地面积的减少更为明显; 同时, 荒漠因为绿洲外围低密度草地的扩展而有所减少; 农田有明显增加, 但仔细观察模拟结果就会发现, 这些农

田增加的区域基本上都处于绿洲边缘与交错带内边缘的交 接区域。

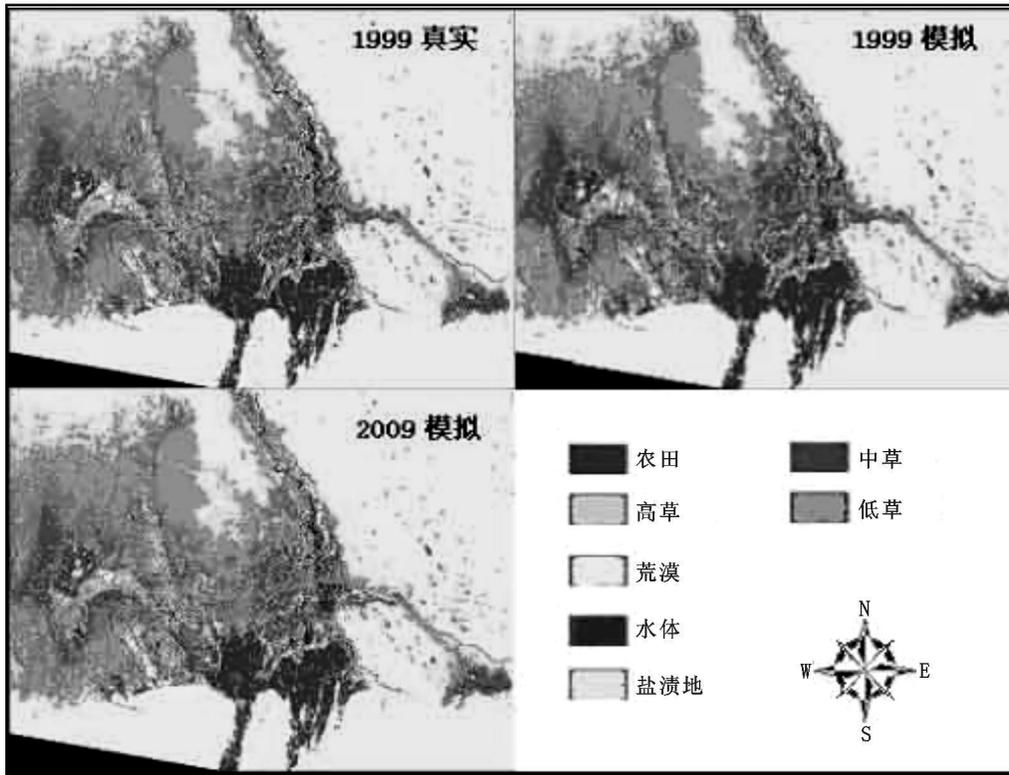


图 3 真实与模拟的土地利用

4 结 论

本文以多个 LUCC 空间影响因子作为输入, 通过历史年(1989~1999 年)获得土地利用动态转变的基本规则。经过多次实验和调整 BP 网络的结构, 建立了干旱区绿洲土地利用动态转变的 BP 神经网络模型, 并使用 IDL 建立了单元转变模块, 结合两者建立了干旱区绿洲土地利用动态转变的参考文献:

CA 模型, 预测了 2009 年土地利用。通过对模型精度在数量和空间上的综合考察, 表明所建模型在数量和空间上均有较高精度, 数量精度和空间位置精度分别达到 88.57% 和 87.39%。说明应用神经网络模型和 CA 方法建立的干旱区土地利用模拟模型, 在一定程度上能够给实际中的土地利用规划提供合理性依据, 同时也是实现为可持续发展做出科学决策的有效工具。

[1] 李锐, 杨勤科等. 区域土地利用变化环境效应研究综述[J]. 水土保持通报, 2002, 22(2): 65- 70.
[2] 旭东, 陈利顶. 土地利用/ 土地覆被变化对区域生态环境的影响[J]. 环境科学进展, 1999, 7(6): 66- 75.
[3] 王礼先, 张志强. 森林植被变化的水文生态效应研究进展[J]. 世界林业研究, 1998(6): 14- 23.
[4] 葛全胜, 赵名茶, 等. 20 世纪中国土地利用变化研究[J]. 地理学报, 2000, 55(6): 698- 706.
[5] 史培军, 等. 深圳市土地利用/ 覆盖变化与生态环境安全分析[J]. 自然资源学报, 2002, 14(4): 293- 299.
[6] Mertens B, Lambin E F. Land- cover- change trajectories in Southern Cameroon[J]. Annals of the Association of American Geographers, 2000, 93(3): 467- 494.
[7] Clarke K C, Hoppen S, Oyados I. A self modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 1997, 24: 247- 261.
[8] Batty M Xie Y. From cells to cities[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 1994, 21: 531- 548.
[9] White R, Engelen G, Ujje I. The use of constrained cellular automata for high- resolution modelling of urban land use dynamics[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 1997, 24: 323- 343.
[10] Wu F, Webster C J. Simulation of land development through the integration of cellular automata and multicriteria evaluation[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 1998, 25: 103- 126.
[11] I X, Yeh A G O. Modelling sustainable urban development by the integration of constrained cellular automata and GIS [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2000, 14(2): 131- 152.
[12] 黎夏, 叶嘉安. 约束性单元自动演化 CA 模型及可持续城市发展形态的模拟[J]. 地理学报, 1999, 54(4): 289- 298.
[13] Ii X, Yeh A G O. Zoning for agricultural land protection by the integration of remote sensing, GIS and cellular automata [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2001, 67(4): 471- 477.
[14] 黎夏, 叶嘉安. 主成分分析与 Cellular Automata 在空间决策与城市模拟中的应用[J]. 中国科学, 2001, 31(8): 683- 690.
[15] 张洪, 邹乐君, 沈晓华. BP 神经网络在测井岩性识别中的应用[J]. 地质与勘探, 2002, 38(6): 63- 65.
[16] 郑浩, 王全凤. BP 神经网络在高层结构体系选择中的应用[J]. 华侨大学学报, 2003, 24(1): 47- 55.
[17] 李晓峰, 刘光中. 人工神经网络 BP 算法的改进及其应用[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2000, 32(2): 105- 109.

多,说明了其占据空间的能力相当。温带多汁盐生矮半灌木荒漠植被的分维值最大(接近于 2),说明了其占据能力最弱,所占的面积也是最小的,这和实际情形也是一致的。

4.3 新疆温带半乔木荒漠植被主要树种的空间分布格局

由于从上面的分析中可以看到温带半乔木荒漠植被在新疆的荒漠植被中占据最主要的部分,因此我们选择温带半乔木荒漠植被作为我们进一步的研究对象。

表 4 温带半乔木荒漠植被主要树种在不同方向的整体分维

温带半乔木荒漠植被类型	采样方式			
	横向	纵向	西北-东南	东北-西南
梭梭沙漠(温带半乔木荒漠)	1.83965	1.86975	1.76535	1.90385
梭梭柴、琵琶柴壤漠(温带半乔木荒漠)	1.86845	1.9207	1.76435	1.93905
梭梭砾漠(温带半乔木荒漠)	1.918	1.8772	1.767	1.8908

纵向和东北-西南方向的半方差客观反映了实际的情形。梭梭沙漠和梭梭砾漠植被占据了温带半乔木荒漠的主要部分,梭梭柴、琵琶柴壤漠所占的面积较小。

5 结论与讨论

由于双对数半方差图的所有线性区域中最小的 D 值反映出植被的空间相关性最强,异质性最高,说明该尺度环境因素(或干扰)对植被的作用是最主要的,这对于揭示植被的结构、成因及演替规律具有重要的意义^[10]。我们从上面的实例中就可以得到结论:

(1) 在新疆自然植被的景观格局中,我们根据最小的 D 值,可以确定荒漠植被和草原和稀疏灌木草原在此格局中占据了最主要的部分。

(2) 在新疆荒漠植被的景观格局中,根据最小的 D 值,我们得到了温带半乔木荒漠植被是此格局中占主导地位植被参考文献:

[1] 邬建国. 景观生态学-格局、过程、尺度与等级[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.

[2] Jianguo Wu, Dennis E, Jelinski Matt Luck, et al. Tueller, Multiscale Analysis of Landscape Heterogeneity: Scale Variance and Pattern Metrics[J]. Geographic Information Sciences, 2000, 6(1): 6- 19.

[3] 傅伯杰, 陈利顶, 马克明, 等. 景观生态学原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.

[4] 孙丹峰. IKONOS 影像景观格局特征尺度的小波与半方差分析[J]. 生态学报, 2003, 23(3): 406- 413.

[5] Mandelbrot, Benoit B. The Fractal Geometry of Nature. [M]. Freeman, 1981.

[6] Milne B T. Lessons from applying fractal methods to landscape patterns[A]. In: Quantitative methods in landscape ecology[M]. New York: Springer- Verlag, 1991.

[7] Matheron G. Principles of geostatistics[J]. Economic Geology, 1963, 58: 1246- 1266.

[8] Burrough P A. Fractal dimensions of landscapes and other environmental data[J]. Nature, 1981, 240- 242.

[9] 唐涛, 蔡庆华, 潘文斌. 地统计学在淡水生态学中的应用[J]. 湖泊科学, 2000, 12(3): 280- 288.

[10] 王政权. 地统计学及在生态学中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.

[11] 马克明, 祖元刚. 植被格局的分形特征[J]. 植物生态学报, 2000, 24(1): 111- 117.

[12] 李后强, 汪富泉. Fractal theory and its application in molecular sciences[M]. Beijing: Science Press, 1993.

(上接第 154 页)

[18] 张文鸽, 吴泽宁, 逯洪波. BP 神经网络的改进及其应用[J]. 河南科学, 2003, 21(2): 202- 206.

[19] 何耀华, 夏志忠. BP 网络的快速自适应学习算法[J]. 系统工程理论与实践, 2000, (1): 22- 25.

[20] 张友水等. 基于 GIS 的 BP 神经网络遥感影像分类研究[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2003, 39(6): 807- 813.

[21] 王静. 基于 BP 神经网络的盐碱土盐分遥感反演模型[D]. 长春: 东北师范大学, 2005. 30- 40.

[22] 乔平林, 等. 基于神经网络的土地荒漠化信息提取方法研究[J]. 测绘学报, 2004, 33(1): 58- 62.

[23] Wang F. The use of artificial neural networks in a geographical information system for agricultural land suitability assessment[J]. Environment and Planning A, 1994, 26: 265- 284.

[24] Bryan C Pijanowski. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land Transformation Model[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2002, 26: 553- 575.

被的结论。

(3) 在温带半乔木荒漠植被主要树种在不同方向的整体分维中,我们也根据最小的 D 值确定了梭梭沙漠和梭梭砾漠植被占据了温带半乔木荒漠的主要部分。

以上得到的结论都是和新疆植被分布的实际情况一致的。

6 评价与展望

用分形分析方法研究植被的空间异质性可以明显地揭示出植被存在格局地尺度及层次性,不同尺度范围植被的空间相关性即空间异质性规律以及对植被空间异质性影响最大的环境因素或干扰的尺度,从而为认识植被格局提供了丰富的新信息。应用分形分析方法揭示出不同尺度上植被空间异质性得相关规律,这是该方法较其它格局分析方法的优越之处^[11]。

当在一定间隔范围内,样方间的差异性符合一定的规律时,双对数半方差图表现为线性。当双对数半方差图出现拐点时,说明样方间的差异性在拐点之前和之后的尺度上空间相关规律发生显著变化,拐点处是小于拐点的尺度和大于拐点的尺度植被异质性规律的转折点,故可以断定拐点处是植被格局发生变化的尺度。

分形理论是一个活跃而前景广阔的新兴领域,为人类探索自然奥秘带来了新角度、新思想和新工具,揭示了部分与整体之间的内在联系,架起了从部分到整体的桥梁与媒介,说明了部分与整体之间的信息“同构”^[12]。分形理论的优越性和普适性使得人们能够从局部认知整体,从有限中认知无限,从不规则中认知规则,从混沌中认知有序,因而它必将对人类的科学进步产生积极而深远的影响。