

坡位渐变信息的模糊推理

秦承志¹, 朱阿兴¹, 施 迅², 李宝林¹, 裴 韬¹, 周成虎¹

(1 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2 达莫斯学院地理系, 汉诺威, NH 03755 美国)

摘要: 坡位的空间变化通常是渐变的, 定量的坡位空间渐变信息对于精细尺度上的坡面土壤侵蚀、预测性土壤制图等应用具有重要意义。现有基于栅格 DEM 的坡位模糊识别方法, 或是在属性域内模糊聚类, 忽略了空间信息; 或是需要繁琐的规则进行模糊分类, 实用性受限。本文建立了一种基于相似度的模糊推理方法, 根据各类坡位在空间上的典型位置, 计算其他位置与典型位置间的相似度, 从而对坡位空间渐变信息进行系统、定量的描述。应用表明本方法能够合理地描述山脊、坡肩、背坡、坡脚、沟谷等重要坡位类型的渐变信息, 所获得的坡位渐变信息也能够合理地解释土壤样点的 A 层土壤含砂量随坡位渐变的变化趋势。

关 键 词: 坡位; 空间渐变; 相似度; 模糊推理; 栅格 DEM

文章编号: 1000-0585(2007)06-1165-11

1 引言

在自然界中的坡面上, 不同的坡位 (例如坡肩、坡脚等) 由于其特殊的地形地貌特征而使土壤、水文、地貌等许多地理过程以及相关的人地系统呈现出不同的特征^[1,2], 因此, 坡位信息对于研究与地形相关的地理或生态过程具有重要的作用^[3]。例如, 在土壤学家所建立的土壤-景观模型中, 坡位信息就作为一个重要因素用于推测土壤类型的分布^[4-7]。但在传统方法中, 任何对坡位空间分布所进行的确定性划分都相对武断^[8], 这是因为坡位的一个重要特点就是不同坡位间的转变通常都是渐变、而非突变的。一方面, 坡位的渐变是地理过程空间上连续变化的结果; 同时, 坡位的渐变也使得许多与地形相关的地理过程在空间上呈现连续变化。因此, 定量的坡位渐变信息对于在精细尺度上的坡面土壤侵蚀、土壤调查和土壤制图、分布式水文模型等应用领域具有重要的意义。

对坡位的确定性分类通常是使用坡度、曲率等各种地形属性进行定义^[5,9], 但是对坡位渐变信息却不能直接用这些地形属性的渐变来进行描述。这是因为坡度、曲率等基本地形属性都是反映地表在其位置点上的几何形态特征, 只考虑局域上的属性信息; 而坡位则是边界模糊的面的概念, 除了几何形态信息外, 更多地反映了在区域中的相对位置信息。地形属性值相同的若干位置可能属于完全不同的坡位, 而同一坡位上的不同位置却有可能具有很大的地形属性差异。因此, 需要研究一套对坡位渐变信息的定量描述方法。

本文针对现有的坡位渐变信息模糊推理方法的不足之处, 建立了一种基于相似度的模

收稿日期: 2006-12-26; 修订日期: 2007-05-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40501056); 中国科学院地理科学与资源研究所三期创新项目“典型地貌形态特征提取研究”; 中国科学院“百人计划”项目; 中国科学院创新团队国际合作伙伴计划“人类活动与生态系统变化”(CXTD-Z2005-1)

作者简介: 秦承志(1977-), 男, 山东蒙阴人, 副研究员。主要从事数字地形分析研究。E-mail: qincz@reis.ac.cn

糊推理方法,通过计算坡面上任一位置与各类坡位的典型位置在属性域与空间域上的相似度,对坡位在空间上的渐变信息进行定量描述。本文首先简述了现有方法的主要不足,进而描述了一种基于相似度的模糊推理模型,之后介绍基于此模型建立的一套能够系统提取各类坡位渐变信息的方法及实现。该方法被实际应用于美国威斯康星州 Pleasant Valley 小流域,以系统描述各主要坡位类型的渐变信息,并结合土壤剖面样点的 A 层土壤含砂量数据来讨论所得坡位渐变信息的合理性。

2 坡位渐变信息的模糊表达方法

目前定量的坡位渐变信息主要是采用栅格 DEM 数据进行提取,并把坡位作为模糊对象进行模糊表达^[10],其理论基础是 Zadeh 所创立的模糊集理论^[11]。模糊集理论已经被应用于描述其他一些地学渐变现象^[12,13],并取得了较好的应用效果。

最初对坡位渐变信息的定量描述是通过设计某个指数来实现的,可将此指数值的空间分布视为对坡位渐变信息的模糊表达。例如,根据坡面上一点到最近的河道及山脊的欧氏距离所计算的相对位置指数(RPI)^[14],即反映出将该位置视为山脊或沟谷的一种模糊度表达。但这样的指数表达能力有限,通常只限于对少数地形部位的渐变信息进行描述。系统地提取各坡位的渐变信息所需的模型与方法显然要远远复杂于这种单一指数。

现有的系统提取坡位模糊信息的方法主要分为两类:

(1) 模糊聚类方法^[15~17]。通过对地形属性模糊聚类来获取坡位的空间渐变信息。这类方法仅在属性域内进行模糊聚类,忽视了空间位置信息,并且其结果通常难以用专家知识进行解释。此外,对于一些在区域中存在范围很小(即出现的频率很低)的坡位,利用这类方法难以提取出来。

(2) 基于模糊规则的推理方法^[7,10]。先对各类坡位按照所应具有的地形属性值给出定义,再根据地形属性空间分布进行模糊推理获得各类坡位的渐变信息^[7,10]。这类方法中,如何以地形属性全面、准确地描述各类坡位是一个关键问题,如何有效地选择地形属性并用来定量、准确地描述一个地形部位并不容易,而不够详细、周全的定义将直接影响推理结果的正确性^[18]。为此,文献[10]所建立的基于规则的推理方法需要用户计算至少 30 个确定或模糊的地形属性、设定 100 个以上的参数,这样大大限制了此方法的实用性。此外,这类方法仍然未能很好地考虑空间位置信息。

总体而言,目前对坡位渐变信息的模型和方法研究还比较薄弱。

3 基于相似度的模糊推理模型

3.1 基本思路

对于某一类坡位,以现有的自动算法、规则定义或是专家知识虽然难以提取该类坡位的空间渐变信息,但是该类坡位在空间上最典型的位置比较容易识别出来,这些典型位置几乎不会因为专家或是算法的不同而被归为其他类别,它们代表了区域中出现该类坡位的最典型的地形要素组合条件。如果建立一个相似度模型^[19],计算其他位置所处的地形要素组合条件与这些典型位置的地形要素组合条件之间的相似度,就可认为此相似度表征了其他位置对于此类坡位的模糊隶属度^[20]。

由于这种相似度的计算不但可以考虑地形要素的组合条件,而且可以同时考虑典型位置的空间信息,因此基于相似度的模糊推理过程是在属性域与空间域中进行的,克服了现

有的模糊聚类方法忽视空间位置信息的不足。此外，由于推理过程所使用的典型位置已经内含了大量关于坡位识别的规则信息，因此可以关注于如何利用最主要的地形要素以模糊推理模型来表达坡位的渐变信息，而不必像基于模糊规则的推理方法那样，需要指定大量繁琐的规则并相应提取大量的地形属性。这使得基于相似度的模糊推理模型较基于规则的推理方法具有更好的实用性。

因此，基于相似度的坡位渐变信息模糊推理包括两个主要步骤：（1）提取各类坡位在区域中出现的典型位置；（2）利用基于相似度的模糊推理模型计算其他位置相对于这些典型位置的相似度，即其他位置对于该类坡位的模糊隶属度。

对于坡位的典型位置，可通过许多现有的自动算法、规则定义或人为指定得到^[20]，基本的提取原则是选择各类坡位在研究区的空间上最具代表性、无二义性的位置，实质上这是一种基于案例（case-based）的思想^[21]。当采用人为指定方式时，所得的典型位置可以是一个多边形区域，但由于推理方法是基于栅格数据结构，因此典型位置最终都是以栅格形式进行表达和参与相似度计算的。典型位置的提取方法与相似度计算方法实质上是相互独立的过程，典型位置提取方法的选择并不影响相似度计算过程。下面主要介绍一种基于相似度的模糊推理模型，以计算其他位置与典型位置之间的地形要素组合条件相似度。

3 2 推理模型

计算一个待推理位置相对于某类坡位的模糊隶属度，首先需计算这个待推理位置相对于该类坡位中每一个典型位置的模糊隶属度，再将待推理位置相对于各典型位置的模糊隶属度加以综合。如前所述，某点属于某类坡位的隶属度可由该位置与此类坡位典型位置的相似度来替代。这一相似度的计算需考虑两个方面：（1）在参数空间中的相似度（此处，参数空间可定义为一个地形属性集合，主要包括坡度、曲率等与坡位类型密切相关的地形属性）；（2）在地理空间中的相似度。据此可建立推理模型，以如下三个步骤计算某一待推理位置相对于某类坡位的相似度（图 1）：

第一步，在某个地形属性上计算某点和某个典型位置之间的相似度。
为计算某个地形属性 $A_v(v = 1, \dots, m; m$ 为参与计算的地形属性个数) 上某点 P_{ij} （即待推理像素 (i, j) ）和某个典型位置 $T_t(t = 1, \dots, n; n$ 为当前计算的坡位类型 C 在区域中提取出的典型位置个数) 之间的相似度，采用如下公式^[20]：

$$\begin{cases} s_{ij,t}^v = e^{(1z_{ij}^v - z_t^v/w_1)^{r_1} \ln(k_1)}, & z_{ij}^v < z_t^v \\ s_{ij,t}^v = 1, & z_{ij}^v = z_t^v \\ s_{ij,t}^v = e^{f(z_{ij}^v - z_t^v/w_2)^{r_2} \ln(k_2)}, & z_{ij}^v > z_t^v \end{cases} \tag{1}$$

式中， $s_{ij,t}^v$ 是 P_{ij} 相对于典型位置 T_t 在地形属性 A_v 上的相似度； z_{ij}^v 是 P_{ij} 上 A_v 的值； z_t^v 是 T_t 上的 A_v 值； $w_1, k_1, r_1(w_2, k_2, r_2)$ 是用户设定参数，用于控制在 $z_{ij}^v < z_t^v(z_{ij}^v > z_t^v)$ 范围内的模型形状。由公式(1)可见，当 P_{ij} 与 T_t 之间的 A_v 差值等于 $w_1(w_2)$ 时，所得相似

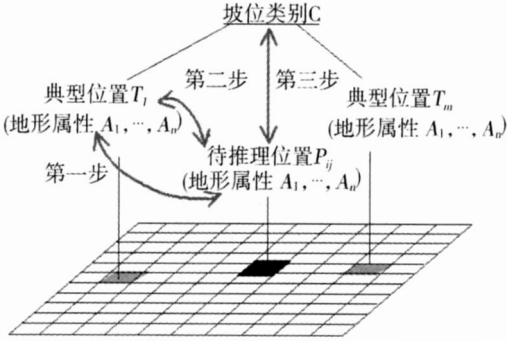


图 1 基于相似度的模糊推理模型示意图

Fig. 1 Framework of similarity-based model

度值为 $k_1(k_2)$ ，因此用户通过设置 $w_1, k_2(w_2, k_2)$ 参数，可控制模型所表达的曲线的左(右)侧变化程度。参数 r_1 和 r_2 用于控制模型所表达的曲线在顶部平坦部分的宽度和在左右两侧的陡峭程度。此模型可允许用户通过设定两组形状参数值来定义不对称的相似度曲线。本文暂使用图 2 所示的三种形态的曲线：当 $w_1 = w_2$ 、 $r_1 = r_2$ 、且 $k_1 = k_2$ 时，此时的模型为一条对称的曲线，称为钟形函数(图 2a)；当 w_1 或(和) k_1 增大时，称为 Z 形函数(图 2b)；当 w_2 或(和) k_2 增大时，称为 S 形函数(图 2c)。

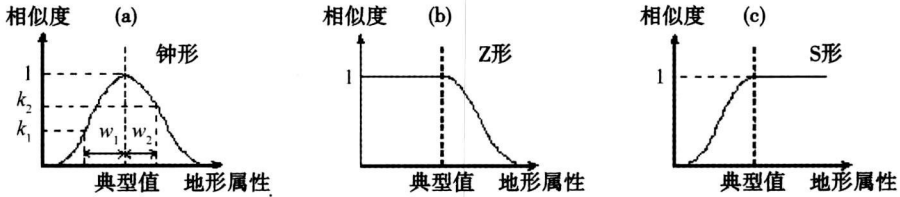


图 2 相似度曲线的类别示意图: (a) 钟形; (b) Z 形; (c) S 形

Fig 2 Three types of similarity curves (a) Bell shaped function; (b) ‘Z’-shaped function; (c) ‘S’-shaped function

第二步，综合该点与此典型位置在所有地形属性上的相似度，得出与此典型位置的相似度。

可用于相似度综合的方法较少，本文是基于生态学中的限制因子原则 (limiting factor principle)，使用最小值算子 (minimum operator) 来计算综合相似度^[22]：

$$s_{\bar{j},t} = \min(S_{\bar{j},t}^1, S_{\bar{j},t}^2, \dots, S_{\bar{j},t}^v, \dots, S_{\bar{j},t}^m) \quad (2)$$

式中， $s_{\bar{j},t}$ 是 $P_{\bar{j}}$ 相对于 T_t 的综合相似度； $S_{\bar{j},t}^v$ 同公式 (1) 中的定义。

第三步，综合该点与所有典型位置的相似度，得出该点与某类坡位的相似度。

对于每一类坡位在区域中识别出的若干典型位置而言，这些典型位置在待推理位置 P_{ij} 相对于该类坡位的模糊隶属度计算中显然具有不同的重要性。可以合理地假设：典型位置对于 P_{ij} 相似度计算的重要性是随着距离的增大而减弱的。因此，本文使用反距离函数对 P_{ij} 与各典型位置的相似度进行加权，获得 P_{ij} 相对于这一类坡位的模糊隶属度：

$$S_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^n (d_{\bar{j},t})^{-r} S_{\bar{j},t}}{\sum_{t=1}^n (d_{ij,t})^{-r}} \quad (3)$$

式中， $S_{ij,t}$ 是 P_{ij} 相对于某类坡位的模糊隶属度； $S_{\bar{j},t}^v$ 同公式 (1) 中的定义； $d_{\bar{j},t}$ 是 $P_{\bar{j}}$ 与 T_t 之间的欧氏距离； r 是距离衰减因子。

对每一个待推理象素相对于每一类坡位重复以上步骤，即可获得研究区中对于每一类坡位的相似度图。

4 坡位渐变信息的模糊推理——方法与实现

4.1 坡位类型的选择

本研究中，暂选择山脊 (ridge)、坡肩 (slope shoulder)、背坡 (backslope)、坡脚 (footslope) 和沟谷 (channel) 五类坡位，对其空间渐变信息进行模糊推理。此坡位类型的分类基本相当于 Ruhe 所划分的沿纵坡面的地形单元^[23]。通常这五类坡位构成了一个坡面上自坡顶向坡底逐渐过渡的完整序列，在传统的确定性坡位分类中覆盖了绝大多数的空

间范围, 并且与土壤性状密切相关^[24]。

4.2 地形属性的选取

通常与坡位类型和形态相关并被一些相关研究^[5, 7, 10]用于坡位分类或信息提取的地形属性可分为两类: (1) 局部地形属性 (local topographic attribute); 主要指根据指定大小的邻域窗口 (通常为 3×3 窗口) 计算得到的地形属性, 如坡度、剖面曲率 (profile curvature)、等高线曲率 (planform curvature) 等。局部地形属性可详细描述某一位置的局部地形条件, 但无法反映该位置在坡面上的相对位置特征。(2) 区域地形特征 (regional terrain feature) (如流路长度、相对位置指数 RPI^[14] 等)。相对局部地形属性而言, 关注地理含义多于几何含义。计算某一位置上区域地形特征所涉及的空间范围难以用固定的邻域窗口来界定, 但它能够更多地反映该位置在区域中的地形信息。

为进行坡位渐变信息的模糊推理, 本研究采用了坡度、剖面曲率、水平曲率 (horizontal curvature) 等局部地形属性, 以及一个区域地形特征——RPI。选择水平曲率取代常用的等高线曲率是因为两者的符号、作用相似, 并且水平曲率可有效避免等高线曲率的不合理极值问题^[25]。

坡面上任一点的 RPI 定义为该点到沟谷的最短欧氏距离比该点到山脊及沟谷的最短欧氏距离之和^[14]。本研究选用 RPI, 一方面其计算取决于所提取的山脊和沟谷位置, 而山脊和沟谷是一个区域中地形的“骨架”, 在地形分析中具有重要的意义^[14], 因此使用 RPI 可较好地反映区域地形中相对位置信息, 弥补单纯使用局部地形属性的不足。另一方面, 山脊、沟谷的提取不但可以充分利用现有比较成熟的自动算法, 而且关于研究区的一些专家知识也可以方便地融合进来并加以利用, 因此使用 RPI 有助于更全面、准确地反映局部地形特征。

对于 RPI 的计算需要先提取山脊和沟谷。本研究采用 Peucker 等的算法^[26]提取山脊, 以 O'Callaghan 等的算法^[27]提取沟谷。前者算法简便快捷, 是最常用的一种山脊提取算法。在实际应用时, 还可根据对研究区的认识设置一定的高程阈值, 作为山脊存在的下限, 可有效消除不合理的山脊提取结果。而后者通过计算每个像素的上游汇水面积, 之后将上游汇水面积大于给定阈值的像素识别为沟谷。该方法可以产生连续的、比较合理的河道, 并且允许用户设定具有水文学含义的上游汇水面积阈值, 生成不同级别的河网结果。

4.3 典型位置的提取

提取坡位典型位置可采用如下的三种方式或三种方式的综合: (1) 由用户人为地指定; (2) 采用自动算法; (3) 基于规则提取, 即根据地形属性的阈值提取典型位置。如前文所述, 不同的提取方式并不会对坡位渐变信息的模糊推理步骤产生影响。本研究采用基于规则提取典型位置的方法, 这是基于两方面的考虑: 一方面, 现有的坡位确定性分类算法^[5, 7]虽然无法描述坡位的渐变信息, 但通过加强对地形属性阈值的设置, 可有效地识别典型位置; 另一方面, 这种利用地形属性阈值提取典型位置的方式有助于在模糊推理过程中选择用于推理的地形属性、设置推理参数。

在基于规则提取典型位置时, 需要结合专家知识设定地形属性阈值, 强调所提取出的位置的典型性、无二义性, 而不要求所提取的典型位置集合的完整性。此外, 在设定地形属性阈值时还要适当考虑所提取的典型位置像素数目, 以兼顾后续的模糊推理过程中的计算量。例如, Pennock 等^[5]进行坡位确定性分类时, 认为沟谷坡度平缓、在 3° 以下, 本研究在提取沟谷的典型位置时, 则强化这一条规则, 要求坡度在 1° 以下 (表 1)。

4 4 坡位相似度的计算

根据实验, 本文式(3)中的距离衰减因子取 $r=8$ 。当采用Z形函数或钟形函数时, 公式(1)取 $r_2=2$ 、 $k_2=0.5$; 当采用S形函数或钟形函数时, 取 $r_1=2$ 、 $k_1=0.5$, 这样仅通过设定 w_1 、 w_2 两个参数即可比较简便地控制模型曲线形状, 同时又基本保证模型应用的灵活性(图2)。在推理过程中选择曲线类型和设定 w_1 、 w_2 两个参数时, 需考虑提取典型位置时所使用的地形属性阈值以及对研究区的认识。例如, 沟谷应比较平缓, 提取沟谷的典型位置时要求坡度在 1° 以下, 因此在坡度这一地形属性上计算某一位置相对于沟谷的相似度时应采用Z形函数, 进而参考文献[5]中以 3° 作为识别沟谷必要条件的专家知识, 采用 $w_2=3^\circ$ 的Z形函数来计算某一位置在坡度上相对于沟谷的相似度(表2)。

本研究中模糊推理所用的各种算法均以ArcInfo软件作为GIS平台开发实现。

5 应用与讨论

5 1 研究区

本文将所建立的方法应用于美国威斯康星州的Pleasant Valley小流域, 研究区面积约为 135.5 km^2 , 最大高程 1155.9 m , 高差约 390 m , 平均坡度 9.7° , DEM是一个 355×427 (行数 \times 列数)的矩阵, 分辨率为 30 m (图3)。

5 2 参数值的选取

5 2 1 计算RPI所需参数

在计算相对位置指数RPI时, 使用Peucker等的算法^[26]提取山脊, 并认为 950 m 的高程值是研究区中山脊存在的高程下限, 同时去除结果中大于 6° 之处。在以O'Callaghan等的算法^[27]提取河道时, 上游汇水面积的阈值设为 2 km^2 。

5 2 2 提取典型位置所需参数 综合前人对于坡位确定性分类算法的研究^[5,7], 以及对RPI值的限定, 可生成自动提取区域中各种坡位典型位置的规则(表1)。应用这些规则可提取出各种坡位的典型位置。

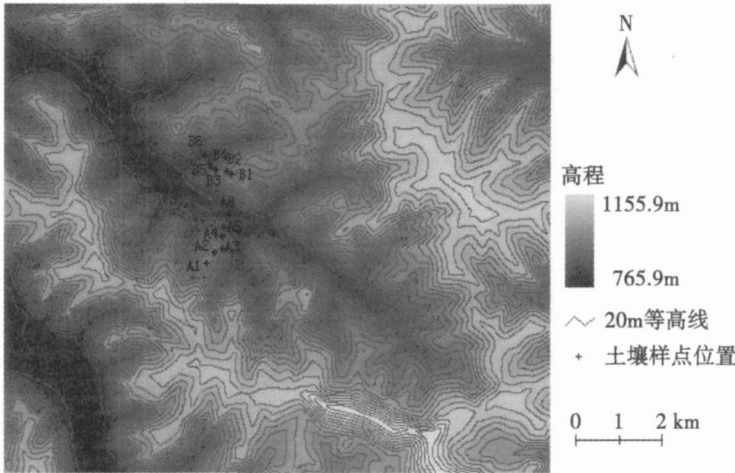


图3 研究区DEM

Fig 3 DEM of the study area

表1 提取坡位典型位置的参数设置

Tab 1 Parameter settings for extracting the typical locations of slope positions

	山脊	坡肩	背坡	坡脚	沟谷
RPI	≥ 0.99	$[0.9, 0.95]$	$[0.5, 0.7]$	$[0.2, 0.3]$	≤ 0.1
剖面曲率 ($\times 10^{-3}\text{ m}^{-1}$)	≥ 1	≥ 1	$[-0.1, 0.1]$	≤ -1	$[-0.5, 0.5]$
水平曲率 ($\times 10^{-3}\text{ m}^{-1}$)			$[-0.1, 0.1]$	≥ 0	
高程 (m)	≥ 950				
坡度 ($^\circ$)	≤ 1		≥ 6		≤ 1

5 2 3 推理过程所需参数 结合选取典型位置时所使用的参数以及对本研究区地形特征的认识, 表2列出了对不同坡位进行推理时所采用的参数值。

表 2 推理过程中的参数设置

Tab 2 Parameter settings for fuzzy inference

	山脊	坡肩	背坡	坡脚	沟谷
RPI	‘S’; $w_1 = 0.05$	‘Bell’; $w_1 = w_2 = 0.1$	‘Bell’; $w_1 = w_2 = 0.2$	‘Bell’; $w_1 = w_2 = 0.1$	‘Z’; $w_1 = 0.1$
剖面曲率($\times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$)	‘S’; $w_1 = 1$	‘S’; $w_1 = 1$	‘Bell’; $w_1 = w_2 = 1$	‘Z’; $w_2 = 1$	‘Bell’; $w_1 = w_2 = 1$
水平曲率($\times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$)			‘Bell’; $w_1 = w_2 = 1$	‘S’; $w_1 = 1$	
高程(m)	‘S’; $w_1 = 20$				
坡度($^{\circ}$)	‘Z’; $w_2 = 3$		‘S’; $w_1 = 3$		‘Z’; $w_2 = 3$

5.3 应用结果

推理结果对每一类坡位生成一个相似度图，定量地反映该类坡位的空间渐变信息。限于篇幅，图 4 仅显示了坡脚相似度图，同时还包括一个人为剖面上各坡位的相似度变化曲线。由图 4 可见，所提取出的坡位空间渐变信息符合这一区域的地形特征，沿剖面的坡位相似度变化曲线不但显示出每一种坡位沿剖面的空间渐变，而且不同坡位之间沿着剖面逐渐过渡的情况也得到了有效、合理的反映。

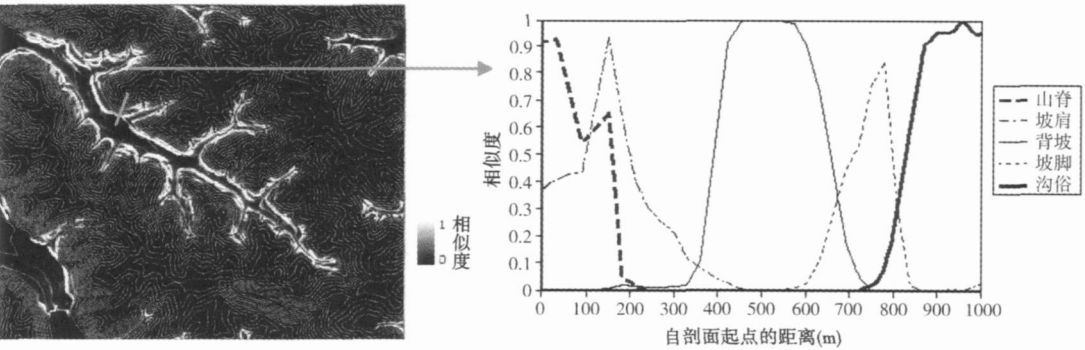


图 4 坡脚结果及沿剖面的坡位相似度变化曲线 (曲线图从左向右对应剖面位置的自上而下)

Fig. 4 Map of fuzzy footslope and the similarity of slope positions along an artificial transect

对各类坡位的相似度图按照最大相似度原则进行“硬化”分类，即可获得研究区中栅格形式的坡位确定性分类图 (图版 3, 图 5a)。与传统的确定性分类图不同的是，对应的最大相似度图 (图版 3, 图 5b) 同时可以定量地给出这种确定性分类的模糊程度地图。由图版 3 图 5 可见，硬化后的坡位分类结果总体上符合研究区的地形地貌特征，即使是局部出现的一些山脊与坡肩相间、沟谷与坡脚相间的现象也并不违背专家知识，并且其对应位置的最大相似度都较低，反映了在这些位置上进行硬化分类的不确定性。

5.4 结果评价

除了结合地学知识和对区域的认知，在视觉上判断本方法所获得的坡位渐变信息的合理性，本文还试图通过野外土壤样点的观测值，结合推理获得的坡位渐变信息进行讨论，进一步评价结果的合理性及可解释性。

在研究区中分别对自坡顶到沟谷的两个剖面进行了土壤采样，每个剖面土壤样点集合包括 6 个样点 (样点位置参见图 3)，将这些样点的土壤 A 层含砂量测量值与样点位置上模糊推理的各主要坡位相似度结果进行对照，结果如图 6。由图 6 可见，剖面 A 和剖面 B 呈现出类似的趋势：随着样点的高程值从 A1(B1) 到 A6(B6) 逐渐降低，各坡位类型的

相似度的最大值表明剖面样点所在的坡位序列自高位向低位过渡(剖面 A: 坡肩- 背坡- 背坡- 背坡- 坡脚- 沟谷; 剖面 B: 山脊- 坡肩- 背坡- 背坡- 坡脚- 沟谷), 对应的土壤 A 层含砂量由低变高(坡肩至背坡区段), 之后又由高转低(背坡至坡脚、沟谷区段)。

这种土壤样点 A 层含砂量与坡位相似度相互对照的变化趋势可用坡位对土壤属性的影响来解释。在山脊、坡肩位置, 由于坡位较高、且相对平缓, 侵蚀作用比较弱, 土壤 A 层中的细质部分(如粉砂、粘土)容易保留, 因此砂的含量就相对较低。随着坡位过渡到背坡, 地形较陡, 侵蚀作用较为强烈, 土壤 A 层中较细的颗粒更易于被冲刷掉, 因此 A 层含砂量较高。随着坡位进一步向低位变化, 逐渐过渡到坡脚直至沟谷, 由于地形趋缓, 侵蚀作用减弱, 同时上方被侵蚀、冲刷下来的物质到此逐渐沉积下来, 因此 A 层含砂量逐渐降至几乎最低的程度。由此可见, 本研究建立的模糊推理方法所获得的坡位空间渐变信息是合理、可解释的。

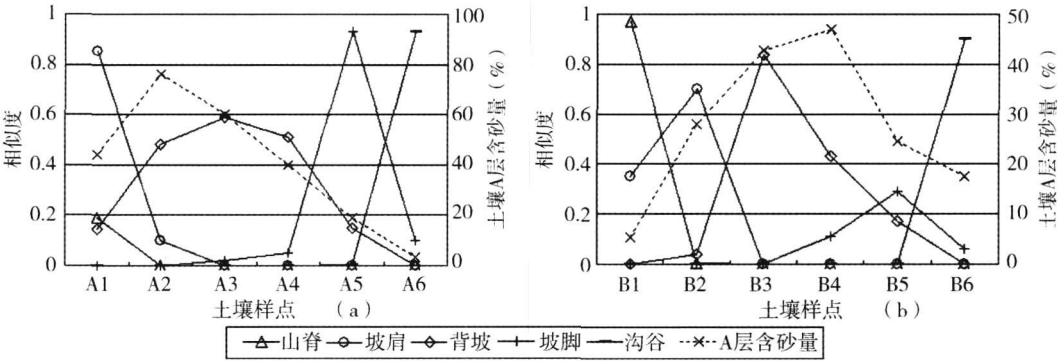


图 6 土壤样点 A 层含砂量与坡位相似度对照图: (a) 剖面 A; (b) 剖面 B
Fig 6 Sand percentages in the A horizon of soil samples along two transects vs similarity of slope positions (a) Transect A; (b) Transect B

6 结论与讨论

对坡位渐变信息的定量化能够为精细尺度下与地形相关的地理和生态过程模拟提供重要的地形参数。本文针对目前坡位渐变信息定量化研究的不足之处, 首先介绍了一个基于相似度的模糊推理模型, 该模型已被尝试应用于识别宽脊 (broad ridge)、窄脊 (narrow ridge) 等少数特殊地貌部位的渐变信息^[20], 初步验证了模型的可行性。本文利用该模型建立了一套基于典型位置相似度的坡位渐变信息定量描述方法, 在计算过程中同时考虑了属性域和空间域, 并且局部地形属性和区域地形特征都参与了模糊推理。较现有方法本方法在原理上更为合理。应用结果表明, 本方法能够系统地获取各类坡位的定量空间渐变信息, 所得结果不但在视觉上符合专家知识和区域特征, 并且也可与样点的土壤属性相互对应, 结果的合理性和可解释性得到一定的验证。

目前对于坡位定量渐变信息的精度评价主要是依靠大量样点的土壤属性^[7, 10]或植被类型^[17]进行讨论, 受样点数所限, 本文所建立的方法尚不足以定量评价所用参数的适宜性及其对算法结果的影响, 也还无法与现有的其他两类坡位渐变信息定量描述方法进行精度比较, 这也是下一步的研究工作之一。在未来的研究中, 作者还将尝试将所提取出的坡位渐变信息应用于地理和生态过程模型(如土壤推理模型、坡面土壤侵蚀量估算模型、流域

产沙估算模型等), 这样一方面有助于提高地理和生态过程模拟的效果, 另一方面也有助于全面检验所建立的坡位渐变信息定量描述方法。

致谢: 作者感谢两位审稿人对本文初稿提出详细、深入的意见和建议, 这些意见和建议对本文的进一步研究也多有启发。

参考文献:

- [1] 姚华荣, 杨志峰, 崔保山. GIS 支持下的澜沧江流域云南段土壤侵蚀空间分析. 地理研究, 2006, 25(3): 421~ 429
- [2] 李小建, 乔家君. 地形对山区农田人地系统投入产出影响的微观分析——河南省巩义市吴沟村的实证研究. 地理研究, 2004, 23(6): 717~ 726
- [3] 周启鸣, 刘学军. 数字地形分析. 北京: 科学出版社, 2006
- [4] Conacher A, Dalrymple J. The nine unit landsurface model: An approach to pedogeomorphic research. *Geoderma*, 1977, 18(1): 1~ 54
- [5] Pennock D J, Zebarth B J, De Jong E. Landform classification and soil distribution in hummocky terrain, Saskatchewan, Canada. *Geoderma*, 1987, 40(3-4): 297~ 315
- [6] Ventura S, Irvin B. Automated landform classification methods for soil-landscape studies. In: Wilson J, Gallant J. *Terrain Analysis: Principles and Applications*. New York: John Wiley & Son, 2000. 267~ 294.
- [7] Schmidt J, Hewitt A. Fuzzy land element classification from DTMs based on geometry and terrain position. *Geoderma*, 2004, 121: 243~ 256
- [8] Gerrard A. Soil variations on hillslopes in humid temperate climates. *Geomorphology*, 1990, 3: 225~ 244
- [9] 汤国安, 杨玮莹, 杨昕, 等. 对 DEM 地形定量因子挖掘中若干问题的探讨. 测绘科学, 2003, 28(1): 28~ 31
- [10] MacMillan R, Pettapiece W, Nolan S, *et al*. A generic procedure for automatically segmenting landforms into landform elements using DEMs, heuristic rules and fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 113(1): 81~ 109
- [11] Zadeh L. Fuzzy sets. *Information and Control*, 1965, 8: 338~ 353
- [12] 朱阿兴, 李宝林, 杨琳, 等. 基于 GIS、模糊逻辑和专家知识的土壤制图及其在我国应用前景. 土壤学报, 2005, 42(5): 844~ 851
- [13] 朱阿兴, 裴韬, 乔建平, 等. 基于专家知识的滑坡危险性模糊评估方法. 地理科学进展, 2006, 25(4): 1~ 12
- [14] Skidmore A. Terrain position as mapped from a gridded digital elevation model. *International Journal of Geographical Information Systems*, 1990, 4(1): 33~ 49
- [15] Irvin B, Ventura S, Slater B. Fuzzy and isodata classification of landform elements from digital terrain data in Pleasant Valley, Wisconsin. *Geoderma*, 1997, 77(2-4): 137~ 154
- [16] De Bruin S, Stein A. Soil-landscape modeling using fuzzy c-means clustering of attribute data derived from a Digital Elevation Model (DEM). *Geoderma*, 1998, 83(1-2): 17~ 33
- [17] Burrough P, van Gaans P, MacMillan R. High-resolution landform classification using fuzzy k-means. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 113(1): 37~ 52
- [18] Wood J. *The Geomorphological Characterisation of Digital Elevation Models*. PhD Thesis. University of Leicester, 1996
- [19] Zhu A-X. A similarity model for representing soil spatial information. *Geoderma*, 1997, 77(2-4): 217~ 242
- [20] Shi X, Zhu A-X, Wang R-X. Deriving fuzzy representations of some special terrain features based on their typical locations. In: Cobb M, Petry F, Robinson V, (eds.). *Fuzzy Modeling with Spatial Information for Geographic Problems*. Berlin: Springer-Verlag, 2005. 233~ 251.
- [21] Shi X, Zhu A-X, Burt J E, *et al*. A case-based reasoning approach to fuzzy soil mapping. *Soil Science Society of America Journal*, 2004, 68: 885~ 894
- [22] Zhu A-X, Band L. A knowledge-based approach to data integration for soil mapping. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1994, 20(4): 408~ 418
- [23] Ruhe R. *Quaternary Landscapes*. Iowa University Press, 1969

- [24] Nizeyimana E, Bicki T. Soil and soil-landscape relationships in the north central of Rwanda, East-Central Africa Soil Science, 1992, 153: 225~ 236
- [25] Shary P, Sharaya L, Mitusov A. Fundamental quantitative methods of land surface analysis Geoderma, 2002, 107 (1-2): 1~ 32
- [26] Peucker T, Douglas D. Detection of surface specific points by local parallel processing of discrete terrain elevation data Computer Graphics and Image Processing, 1975, 4: 375~ 387
- [27] O'Callaghan J, Mark D. The extraction of drainage networks from digital elevation data Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1984, 28: 323~ 344.

Fuzzy inference of spatial gradation of slope positions

QIN Cheng-zhi¹, ZHU A-xing¹, SHI Xun², LI Bao-lin¹, PEI Tao¹, ZHOU Cheng-hu¹

(1. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

2. Geography Department, Dartmouth College, 6017 Fairchild, Hanover, NH 03755, USA)

Abstract: An important characteristic of slope positions (e.g. backslope, footslope) is that the transition between them is gradual. And the quantification of gradual transition of slope positions is very useful in many terrain-related geographical or ecological modelling (such as soil erosion on slope, soil surveying and mapping), especially on fine scale. Among current approaches of fuzzy slope position which are based on the gridded DEMs, fuzzy k-means approaches often focus on the parameter space and ignore the spatial information. Moreover, this type of approach can not extract some slope positions when they just exist with a very small proportion of application area. And the rule-based approach requires intensive operations and has a high demand for user knowledge of local landform. So the practicability is limited. This paper proposed a similarity-based approach to quantitative fuzzy representation of spatial gradation of slope positions. This approach includes two steps: the first is to extract the typical locations of each slope position. Then based on both local topographic attributes and regional terrain index, the similarity between other locations and typical locations is computed. This approach is carried out in both attribute domain (i.e. parameter space) and spatial domain. Both local topographic information and terrain context are taken into account. Application shows that results of proposed approach can quantitatively describe the spatial gradation of slope positions (such as ridge, slope shoulder, back slope, footslope, and valley). The analysis combining with spatial gradual transition of sand percentages in the A horizon of soil samples also indicates the reasonability of the results of the proposed approach.

Key words: slope position; spatial gradation; similarity; fuzzy inference; gridded DEM

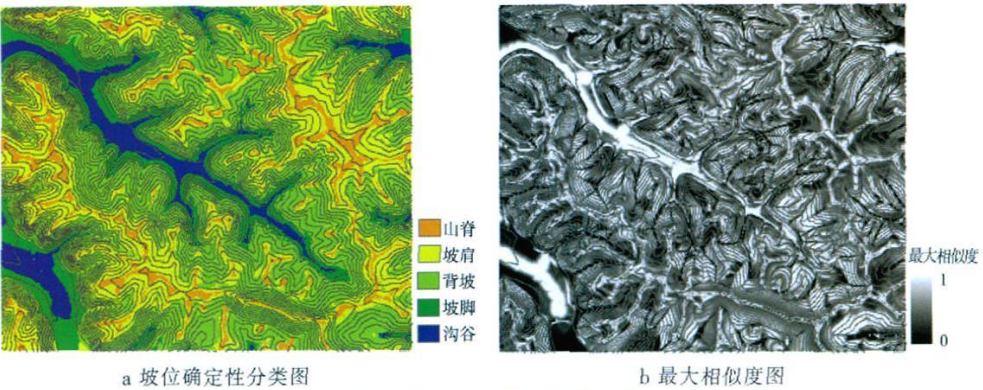


图 5 坡位相似度图的硬化结果
Fig.5 Hardening map from similarity maps of slope positions

赵尚民 等：基于遥感与 SRTM 的青藏高原冰缘地貌信息提取方法——以 1:100 万标准分幅拉萨幅(H46)为例

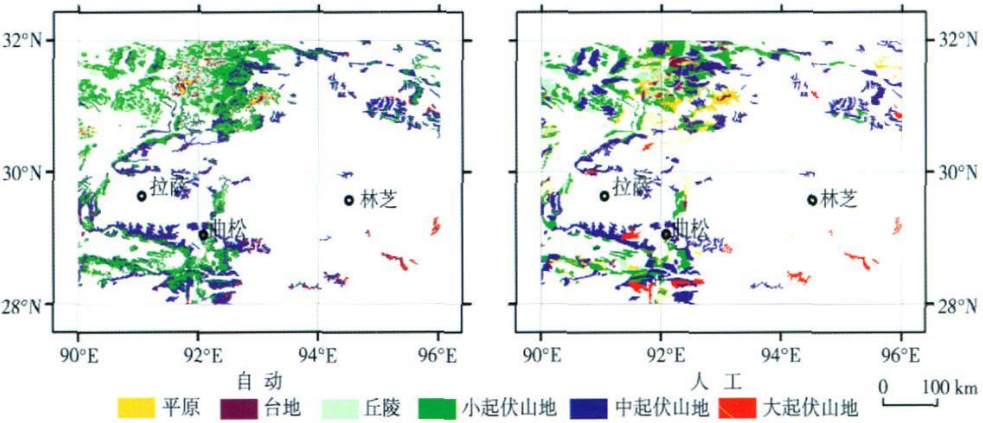


图 4 地面起伏度自动生成和人工修改后的解译结果的对比
Fig.4 The comparison map of ground relief between automatic production and revised final result

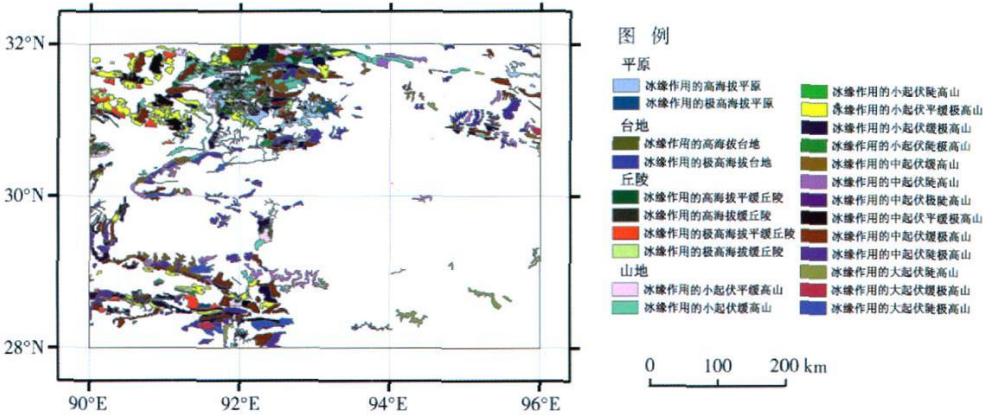


图 5 研究区域冰缘地貌半自动数字遥感解译结果
Fig.5 The interpretation result of automatic numerical remote sensing of periglacial geomorphology in the study area