

# 遥感技术在提取影响滑坡的环境变量上的应用

侯美亭

(中国气象局气象干部培训学院, 北京 100081)

**摘要:** 滑坡的发生与环境变量的影响密不可分。影响滑坡的环境变量可分为动态变量和静态变量两大类, 有时, 环境变量也可以单独指静态变量。动态变量, 又称为触发因素, 如强降水、台风、大地震等, 往往具有突发性、偶然性, 预测难度较大。静态变量, 主要包括地形地貌、土壤性质、植被覆盖、土地利用/土地覆盖(LULC)、地质条件等, 这些变量在短时间尺度内往往相对稳定, 也是滑坡模拟预测最重要的输入参数。对于静态变量的特征提取, 遥感技术已显示了明显优势。通过对以往滑坡研究的文献调研, 指出了遥感技术在提取滑坡的环境变量方面的进展, 特别是遥感对植被覆盖、地形特征和土壤性质等几种重要静态变量的提取, 并举例介绍了环境变量在滑坡风险评价中的应用。未来滑坡研究需要利用和开发新的工具提高对土壤性质和岩性的遥感监测能力, 改进对滑坡易发地区植被退化区或根系结构脆弱区的识别能力。

**关键词:** 遥感, 滑坡, 环境变量, 风险评价

**DOI:** 10.3969/j.issn.2095-1973.2013.z1.005

近几十年来, 在全球气候变暖背景下, 极端天气事件不断增加, 滑坡事件的发生频率出现了明显增长。针对滑坡的研究也逐渐增多。滑坡研究可分为3个方面: 滑坡检测和制图, 滑坡灾害危险性区划, 新山体滑坡的监测。遥感与地理信息系统(GIS)是滑坡研究的有用工具, 能够提高滑坡模拟与制图的准确性, 更好地反映滑坡带来的潜在风险。

以往研究已经表明遥感能够有效地提供滑坡研究所需要的某些环境变量的数据。通过对这些可能诱发滑坡的局地环境变量的准确分析, 将有助于更好地了解局地滑坡动态以及局地因素对区域层面的贡献。本文主要目的即是回顾以往滑坡研究中所采用的遥感环境因子, 同时简述了环境变量在滑坡识别和预测研究中的应用。

## 1 遥感数据源

遥感技术利用目标反射或自身辐射的电磁辐射, 达到对远距离目标探测和识别的目的。根据研究目的的不同, 不同滑坡研究使用的遥感数据有所差异。表1给出了以往滑坡研究常用的来自遥感平台的数据, 这些遥感数据、遥感平台主要包括航拍影像、传统卫星影像、机载传感器、激光雷达(LiDAR)、雷达(RADAR)和地面激光扫描系统(Terrestrial laser scanning, 简称TLS)等, 它们记录了山体滑坡和可能诱发滑坡的环境特征等相关信息。

从表1可以看出, 滑坡研究使用的遥感源大部

分是比较传统的遥感数据, 如航空遥感和卫星遥感影像, 它们具有不同的空间和光谱分辨率, 通常, 1:50000的航片相当于卫星影像1m的空间分辨率。一些更新、更先进的遥感数据也有所应用, 如LiDAR和TLS, 它们可以提供比航拍和大多数卫星影像更高的空间分辨率的数据。然而, 鉴于LiDAR的数量有限及TLS的成本较高, 这两种技术在滑坡研究中的应用仍处于起步阶段。

同表1所列的遥感数据相比, 气象卫星数据在滑坡研究中的应用相对较少, 这与气象卫星观测主要侧重于气象要素(如云和云系统)有关, 其空间分辨率也难以满足滑坡研究的需求。不过, 降水作为控制滑坡发生与否的最重要气象因素, 其遥感反演产品在滑坡中的应用具有极大的前景。

尽管降水数据的重要来源是站点观测, 站点观测数据也具有无可比拟的准确性, 但是站点空间覆盖的不足限制了它的可利用性。甚至在站点相对稠密的欧洲和北美地区, 降水事件的强度和空间范围也难以仅

表1 滑坡研究常用的遥感数据源

数据源	空间分辨率	在滑坡研究中的主要用途
航拍影像(航片)	一般为0.12~1m	地形特征提取、滑坡识别
ASTER	15~90m	地形特征提取、土地覆盖分类等
Landsat TM/ETM+	15m, 30m	提取植被指数、土地覆盖分类等
SPOT	2.5~20m	同Landsat TM/ETM+
MODIS	250m, 500m, 1000m	同Landsat TM/ETM+
Airborne thematic mapper	取决于飞行高度和瞬时视场	植被测量、纹理分析
IKONOS	3.2m, 4m	滑坡识别、影像分割、影像融合
QuickBird	2.44~2.88m	同IKONOS
LiDAR	约0.05~2m	地形特征提取
TLS	5~10mm	3-D地形特征分析

收稿日期: 2013年11月10日; 修回日期: 2013年11月28日  
作者: 侯美亭(1982—), Email: hmt567@gmail.com

通过站点观测数据得到精确呈现。天气雷达技术在反演降水方面的进展，一定程度上缓解了降水观测站点稀疏的问题。不过虽然天气雷达对降水的反演较为可靠，但是同卫星观测相比，天气雷达的空间覆盖能力也显示出了局限性（特别是在山区，非洲和亚洲的部分不发达地区）。因此，卫星遥感反演是一种非常重要的降水提取手段。

降水的卫星遥感反演方法主要基于红外和微波遥感技术。Ebert等（2007）指出了8种常见的基于红外（IR）和被动微波遥感（PMW）的降水卫星反演算法（表2），其中的5种结合使用了IR和PMW两种方法，3种只使用了IR反演算法。这些算法为估算实地观测不可利用地区的降水提供了极大帮助。

相比较，因为微波遥感观测值与大气柱中的水汽含量有关，所以微波遥感对降雨量的估算精度要强于IR。但是，微波遥感的观测频率相对较低、观测视场相对较大，可能难以准确估算短时间尺度的降水。不过，总的来说，降水的卫星遥感反演依然具有较大的不确定性，遥感得到的辐射率与降水率、降水量之间的关系相当复杂。

## 2 影响滑坡的环境变量及其遥感提取

### 2.1 环境变量

滑坡主要受到不同环境变量及其组合的控制影响。根据局地条件的不同，不同环境变量的重要程度存在一定差异。在一定情形下，人为和地貌的强迫作用与环境变量相叠加，可能会诱发边坡失稳，导致滑坡发生。对影响滑坡的环境变量的研究，将有助于滑坡预报产品的开发。

为了更好地理解引发滑坡的局地环境特征，及其这些局地特征与整体景观的关系，可将与滑坡有关的环境变量分为动态变量和静态变量两大类。动态变量，又称触发因素或触发变量，是指那些可以在任一时间被引入滑坡过程或自发调整的变量，这也使其存在不可预测性，故常被滑坡制图、模拟和灾害风险区划所忽略。静态变量被定义为某一区域内的一组可以

预存的、在一定时间段内保持相对稳定的环境条件。环境变量也可以单指静态变量。

#### 2.1.1 动态变量

动态变量可以在任何给定的时间内发生变化或被引入，并且经常导致静态变量之间的关系发生改变，从而诱发滑坡事件发生。

强降水事件及其相关的土壤湿度变化、土地利用变化、积雪的迅速消融、霜冻、自然和人为的地震活动被认为是最常见的动态变量，这些动态变量通常具有很强的局地性、偶发性，对其预测尤为困难。Dai等（2001）和Dymond等（2006）曾通过后向研究方法来分析特定区域内已经发生的某种特定滑坡诱发事件在滑坡动力学中扮演的角色。故此，本研究并没有就动态变量或诱发事件展开综述，而是关注了静态变量对景观带来的影响。

#### 2.1.2 静态变量

地形地貌、土壤性质、植被覆盖、土地利用/土地覆盖（LULC）、地质条件是影响滑坡的最常用的静态变量。地形地貌一般指坡度、坡向、高程、曲率等变量；土壤性质主要指土壤类型、土壤水力学参数、土壤结构等信息；植被覆盖目前主要使用来自遥感的植被指数，其中又以归一化植被指数（NDVI）最为常用；LULC即为研究区域的土地利用或土地覆盖的分类信息；地质条件主要指岩性、地质构造等特征。

其他变量，如排水状况（通常表示为可能滑坡区域与水系的距离），也被认为是一种静态变量；土壤湿度也偶尔被列为静态变量，但由于土壤湿度经常受到降水的影响，因此一般不把它包含在土壤性质之内；某一区域以前的滑坡事件也属于一种静态变量，Burton等（1998）认为，一旦某区域发生过滑坡，那么该区域的土壤和岩层将变得不稳定，对未来天气和侵蚀的响应更为敏感，脆弱性加大。

### 2.2 环境变量的遥感提取

根据以往研究，在滑坡制图、模拟和敏感性区划中使用频率相对频繁的静态/环境变量主要包括坡

表2 降水的卫星遥感反演算法

算法	提供者	空间分辨率	时间分辨率	类型
TRMM实时多卫星降水分析	NASA GSFC	0.25°	3h	IR-PMW
全球融合统计降水分析	NRL	0.10°	3h	IR-PMW
使用人工神经网络的降水遥感反演	加州大学Irvine分校	0.25°	6h	IR-PMW
CMORPH	NOAA/CPC	0.07°	30min	IR-PMW
利用被动微波校准的IR算法	伯明翰大学	0.10°	30min	IR-PMW
HYDRO	NOAA/NESDIS	4km	15min	IR
GOES降水指数	NOAA/CPC GSFC	0.25°	30min	IR
积层技术	NASA GSFC、ECMWF	0.25°	30min	IR

度、坡向、高程、LULC、岩性、植被覆盖和土壤特性。目前，遥感已实现了对这些变量的提取。其中，遥感数据在提取滑坡研究所需的植被信息方面的应用最多；其次为地形特征；而岩性和土壤数据尽管也可以利用遥感技术进行反演，但难度较大，应用相对较少，大部分依然依靠实地观测，对岩性和土壤的遥感观测及数据反演也是以后研究需要加强的地方。

### 2.2.1 植被

植被具有保持水土的作用，对边坡稳定性具有重要影响。同土壤性质相比，植被覆盖特征在确定边坡稳定性时更为常用。植被对边坡的影响主要体现在4个方面：（1）增强边坡的机械稳定性，（2）植被蒸散会加大边坡的土壤水分损耗，（3）作为一种载荷承载于边坡之上，（4）植被的防风效应。在正常情形下，植被对边坡稳定性的维持具有正的作用。Nilaweera等（1999）区分了不同类型的植物根系对边坡稳定性的机械支持作用，认为植物的根群大小并不等同于边坡稳定性的强弱，木本植物的根在水平方向上的扩展较大，增加了根的抗拉强度，比其他类型植被更能提高边坡稳定性。

植被数据大多基于遥感数据不同波段的比值及各种组合，这些组合被称为植被指数。另外，由于LULC的分类信息包含了一种或更多的植被类型，所以一些研究也使用LULC当作提取植被信息的来源。不过，这种做法并不可取。因为LULC本质上是一种分类数据，只是将不同的整型值分配给不同的LULC类型，不能提供影响边坡稳定性的土壤或植被的具体特征变化。滑坡输入的土壤或植被数据应该至少是一种基于遥感的光谱值。

在滑坡研究使用的各种遥感植被指数中，NDVI是目前最常用的指数。它利用近红外（NIR）和红光（red）波段的反射信息判断植被特征： $NDVI = (NIR - red) / (NIR + red)$ 。健康的和正处于生长高峰期的植被细胞结构能够大量反射NIR，而随植物衰老、凋亡，在NIR波段的反射越来越低，而在红光波段的反射越来越高。Fernandez等（2008）指出，在植被茂密区域，NDVI是确定大型山体滑坡和泥石流空

间范围的非常有用的工具。

不过，NDVI强调了处于快速生长期的植被及其对净初级生产力的贡献，成熟的森林植被的NDVI可能会有所降低。但是，成熟植被覆盖区域往往具有最佳的边坡稳定性。由于NDVI不能提供一个准确的代表成熟植被的值，所以NDVI尽管代表了健康植被，但NDVI的降低并不一定意味着植被出现退化，可能需要一个负的组分或权重来校正NDVI，使其能反映植被的退化。

对于植被指数的使用，研究者也进行了一些改进。Hervas等（2003）认为，波段比值型的植被指数产生了一个既不均匀也非线性的数值尺度，这导致阈值的判断变得困难，而利用适当的对数变换方法，可将这些数据转换为线性和围绕0值的单峰型分布。将叶面积指数（leaf area index, LAI）用于滑坡制图是一种较新的方法，Kwong等（2004）发现，LAI与NDVI高度相关，而且可能受到了地形的影响。LAI也与土壤湿度有关，Band等（2012）使用LAI估算了与植被冠层和根深度有关的长期蒸散趋势。在缺乏土壤湿度数据的区域，LAI可能可以作为滑坡模拟的一个重要参数。

### 2.2.2 地形特征

坡度、坡向、高程等地形特征是滑坡研究中使用最多的静态变量，这些变量都可以从数字高程模型（DEM）进行提取。地形特征的实地调查测绘往往存在难度，特别在偏远地区，因此目前许多DEM数据来自遥感源，如SRTM-DEM数据、来自ASTER和LiDAR（链接1）的DEM数据。Liu等（2004）使用ASTER-DEM数据提取了坡度和水系缓冲区分布两个属性，将其作为滑坡灾害评估模型中的两个重要参数。在不同的地形属性中，坡度对滑坡的影响尤为关键。坡度较小区域具有较小的潜在能量，滑坡几率小；坡度较大区域具有较高的能量和熵，滑坡几率大。通过计算易滑坡区域的坡度特征，同时与可能导致敏感区域不稳定性加大的季节性强降水和人为因素等动态变量相结合，可大大提高对敏感区域的滑坡监测能力。

DEM数据的空间分辨率存在差异。SRTM-DEM

#### 链接1 激光雷达（LiDAR）

激光雷达（Light Detection and Ranging, 简称LiDAR），是激光探测测距系统的简称。LiDAR使用狭窄的激光束穿透地表浓密的覆盖，如森林中的树丛，可以产生高精度的地形图，即使在普通照片中根本看不到裸露地面。最精确的裸地DEM图可以通过解译在树叶凋零季节获取的LiDAR影像而获得。LiDAR克服了森林地形中照相测量的主要缺点，消除了树木的影响，能提供滑坡的详细细节。不过，LiDAR系统价格昂贵、技术复杂，而且许多LiDAR系统使用近-远红外激光，无法穿透雨和雾。

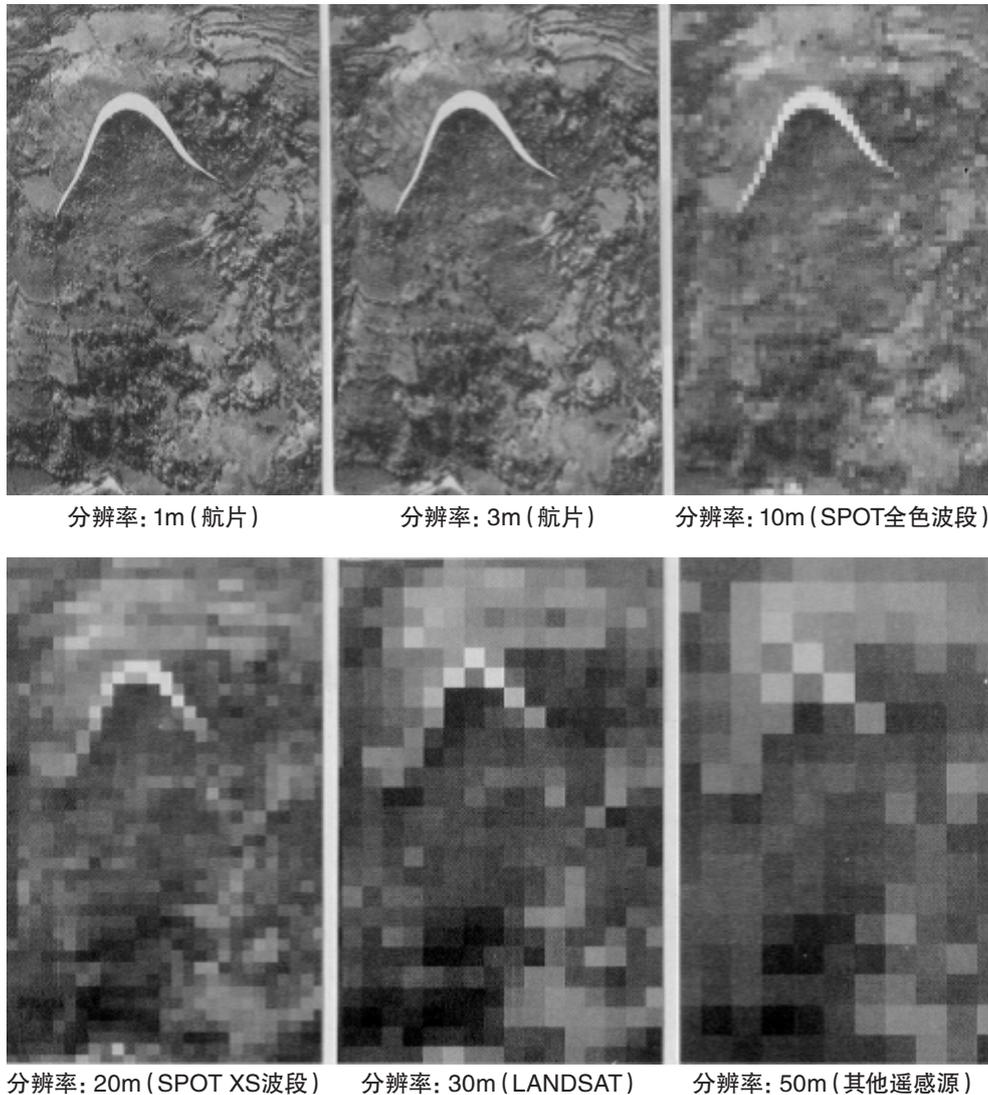


图1 不同空间分辨率的遥感影像所反映的地形地貌示意

数据可以达到30m的分辨率；利用ASTER立体像对可以得到15m分辨率的DEM数据，不过，ASTER反演的热带地区和山区的DEM经常受到云覆盖等问题的干扰；LiDAR数据产生的DEM信息的空间分辨率可以小于5m，但目前应用还比较局限，在美国和欧洲的使用率正在逐渐扩大。DEM空间分辨率的大小很大程度上影响了地形特征的判别，由其得出的地形属性值存在较大差异。图1显示了不同空间分辨率的遥感影像对地形地貌产生的直观影响。

滑坡研究中，对DEM分辨率的选取应该依赖于输入数据的质量和密度、所研究区域大小和输出数据的精度要求。Borga等（1998，2002）使用了10m栅格分辨率的DEM以匹配原始地形资料、以及栅格尺寸与山坡长度的低比值，而使用了5m分辨率的DEM以精确描绘某一滑坡个例。Vanacker等（2003）在一个

滑坡危险性分析中使用了5m分辨率的DEM，该分辨率适于研究土地利用变化与边坡稳定性之间的关系。Claessens等（2005）指出，无论使用高分辨率或低分辨率的DEM数据，二者得到的具有中等滑坡风险的面积百分比是大致相似的，只是在滑坡空间分布上二者存在一定的差异，高分辨率DEM得到的边坡稳定性的格局与局地山脊和山谷特征的关系更为密切，而低分辨率DEM得到的更多情形是不稳定区域在平面图上的水平范围的扩展，这是因为低分辨率DEM数据产生的平滑效果将导致地形的稳定或不稳定性存在于较大区域尺度上。

### 2.2.3 土壤数据

土壤类型、土壤水力学参数、土壤矿物质和有机质含量、土壤结构以及土壤厚度是滑坡研究使用到的几种最重要的土壤性质。这些数据的收集通常局限于

1~2m的顶层土壤，而当地表存在覆盖物时，很难从遥感影像上获取土壤乃至岩性和地质结构信息，这样只能利用实地采样获取相关信息，或者利用已有的土壤和岩性数据库。

尽管雷达数据能够穿透云和地表覆盖物来确定土壤信息，但这在以往研究中的应用较少。这也许是由于雷达图像的噪声问题，在一个雷达（特别是合成孔径雷达）可分辨单元面积内包含许多散射体，各散射体后向散射波相干叠加的结果将会在雷达图像中产生“斑点”，从而需要不同的、复杂的滤波方法来分析雷达数据，去除雷达图像的斑点噪声。这种斑点噪声也导致难以将雷达数据通过地理配准与其他来源的图层融合在一起。

Duncan (1996) 认为，如果敏感区域边坡不稳定性加大是由于边坡载荷变化（如去除边坡底部的材料或增加顶部的载荷）所引起，那么在载荷发生变化的时间尺度内（通常较短），具有低渗透性的土壤可能并不会出现水土流失等现象。出于这个原因，有必要确定研究区域局地尺度上的土壤类型特征。小尺度上土壤类型的差异，一般体现在有机物质、矿物质含量和土壤团粒机构的轻微变化，这些会影响土壤渗透率和持水能力。例如，粘粒含量高的土壤更容易出现边坡失稳，尤其是当坡度较大和（或）强降水事件导致孔隙水压力增加时，强降水等事件的循环发生会导致土壤基质内部抗剪强度（由土壤黏结力和内摩擦力所构成的强度）的下降。

针对Landsat TM/ETM+影像，Mason等（2000）使用了两种波段比率来提取热带生态系统土壤矿物数据。第一种，使用中红外/远红外（Landsat Band 5/Band 7）的比率确定地表的水合矿物含量，这个比率特别有用，因为它涉及地表中的水合粘土的识别，水合粘土能保留大量的水，在周期性的季风气候条件下，对边坡失稳非常敏感。在地质遥感中，类似的方法也被用于确定岩石中水合矿物的含量，特别是长石中二氧化硅的含量。不过，应当注意到这些方法属

于对特定时间和位置上通常高度可变的土壤水分的间接测量方法，存在局限性。第二种，使用了红/绿（Landsat Band 3/Band 2）的比率，在富铁土壤区域，厌氧条件下铁矿物的强烈淋溶导致边坡容易失稳。另外，红/绿的值与NDVI多数情形下呈相反趋势，这与土壤暴露区域和风化强烈区域的红/绿比率多呈现高值而健康植被区域呈现低值相符。Ramli等（2006）也提供了基于ASTER、MODIS、ATM和高光谱数据的更多的波段组合，包括了可见光—近红外、短波红外和热红外波段，这些组合能够分辨可能导致边坡失稳的变量的细微变化。

总的来说，目前除了土壤湿度或基于LULC的土壤覆盖图提供的信息之外，关注土壤其他属性的研究依然较少，很多土壤数据依靠实地调查，并需利用地理信息系统进行数字化。而具有同等重要价值的岩性信息，例如岩性不连续性（指岩体内岩石性质沿一些界面发生突变）、结构不连续性（指岩体中一系列宏观分离面，如断层、节理、劈理）、作为土壤母质来源的基岩类型，往往被忽略。

### 3 环境变量在滑坡风险评价中的应用

以往研究多利用概率模型和无限边坡模型（infinite slope model）方法，并结合GIS技术（链接2），综合各种环境变量对边坡的影响，以评价边坡稳定性和滑坡风险。在所涉及的滑坡风险评价概率模型中，Logistic回归是比较常用的一种概率模拟方法，它在滑坡预测中也取得了较好的成效。这里，以Logistic回归方法和Carson等（1972）发展的一种无限边坡模型为例，介绍环境变量在滑坡风险评价中的应用。

Logistic回归模型是二分类因变量进行回归分析时常用的统计方法，非常适用于基于多变量控制的、会导致存在或不存在两个不同结果的二分类问题。尽管Logistic回归寻找“最佳拟合”的公式类似于线性回归，但二者本质上并不相同。不同于线性回归基于最小二乘法的原理，Logistic回归使用最大似然法来构建预测结果与预测变量的关系、并寻求最佳的回

#### 链接2 地理信息系统（GIS）在滑坡风险评价上的应用

地图或其他形式的信息可以通过GIS进行叠加，从而可以在一张图上结合不同类型的信息，并基于GIS的空间分析功能以进行滑坡潜在危险性分析。下面列举了一些可以构建GIS数据层的信息类型。

- 地形图：标明边坡坡度，地形构成，地表和地下排水型式。
- 基岩图：确定基岩类型，地表和地下结构，地表覆盖层（上覆层）和岩石的年龄。
- 土壤图：确定地表物质类型和土质特征。
- 植被覆盖图：确定地表植被条件。

归系数。

Logistic回归结果位于0与1之间，可以看作事件发生的概率：若为0，表示某事件肯定不发生；若为1，表示某事件肯定发生；若为0.5，表示某事件发生的概率为50%。因此，该模型特别适合于滑坡发生与否这种概率事件。

基于Logistic模型，滑坡发生的概率可定义为：

$$p = 1/(1+e^{-z}) \text{ 或 } p = e^z/(1+e^z) \quad (1)$$

其中， $p$ 为滑坡发生的概率，呈S形曲线分布，取值在0~1之间； $z$ 为影响滑坡的环境变量的线性组合。 $z$ 又可以描述为：

$$z = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (2)$$

其中， $b_0$ 为模型的截距， $b_i(i=1,2,\dots,n)$ 为回归系数， $x_i(i=1,2,\dots,n)$ 为自变量。

这样，利用式(2)所示的线性模型将表示滑坡发生与否的Logistic多元回归模型转化为了代表滑坡环境条件的不同自变量的线性组合。

Pradhan (2010) 使用logistic回归模型分析了马来西亚部分地区的环境条件与滑坡发生概率之间的关系，基于式(2)给出的模型，影响马来西亚Selangor地区滑坡发生的环境变量组合被描述为：

$$\begin{aligned} z_{10} = & (0.0780 \times SLOPE) + ASPECT_c + (-0.0032 \times CURVATURE) \\ & + (-0.0048 \times DRAINAGE) + LITHOLOGY_c \\ & + (0.0001 \times LINEAMENT) + (-1.3633 \times NDVI) \\ & + LANDCOVER_c + SOIL_c \\ & + (0.0043 \times PRECIPITATION) - 16.4726 \end{aligned} \quad (3)$$

其中， $z_{10}$ 为控制滑坡的10种环境变量的线性组合，这10种变量分别为坡度(SLOPE)、坡向(ASPECT)、曲率(CURVATURE)、排水(DRAINAGE)、岩性(LITHOLOGY)、构造(LINEAMENT)、植被(NDVI)、土地覆盖(LANDCOVER)、土壤(SOIL)、降水(PRECIPITATION)。对于坡向、岩性、土壤性质、土地覆盖这4种难以量化的变量，根据它们的性质，结合相应的因变量直接给出了不同的回归系数，即上式中的 $ASPECT_c$ 、 $LITHOLOGY_c$ 、 $LANDCOVER_c$ 、 $SOIL_c$ ，这些系数的具体值可参见Pradhan (2010)。

利用Logistic回归模型，Pradhan (2010) 得到的马来西亚Selangor地区的滑坡灾害风险图(图2)。使用历史资料进行检验，发现Logistic回归模型对Selangor地区滑坡的预测精度达到了94.56%。

无限边坡模型是边坡稳定性分析中的一种实用简化模型，广泛应用于滑坡的稳定性评价，而且可以与分布式水文模型耦合，以提取流域滑坡敏感性的空间

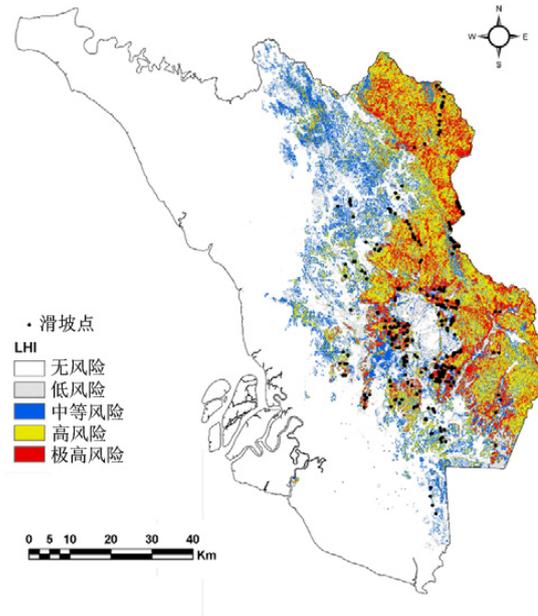


图2 基于Logistic回归模型得到的马来西亚Selangor地区滑坡风险

分布特征。Carson等(1972)发展了一种无限边坡模型，可利用其计算边坡安全系数，如下：

$$SF = \frac{C_t + (\gamma - m\gamma_w)z \cos \beta \cos \beta \tan \phi}{\gamma z \sin \beta \cos \beta} \quad (4)$$

式中， $SF$ 为边坡的安全系数， $C_t$ 和 $\tan \phi$ 分别为潜在滑动面上土体的有效粘聚力和有效摩擦系数， $\beta$ 为边坡倾角， $\gamma$ 为土体的容重， $\gamma_w$ 为水的容重， $z$ 为(潜在滑动面以上)土壤厚度， $m$ 反映土壤的渗透性能。 $SF$ 大于1，表示稳定的边坡； $SF$ 小于1，表示不稳定的边坡。

Band等(2012)利用公式(4)，结合地形(坡度)、植被(根粘聚力，root cohesion)和土壤信息(图3)，给出了位于美国阿巴拉契亚山脉南部的Coweeta地区的WS37子流域在2004年9月6日、9月8日和9月17日的边坡安全系数的空间分布特征(图4)。在其分析的时段里，飓风“Frances”(9月7日)和“Ivan”(9月17日)先后经过了该区域。飓风带来的降水及其产生的径流，严重影响了土壤的渗透性能。从图4可以看出，3个时段内，研究区不同位置的边坡安全系数发生了明显变化。

在图3中，只有坡度信息来自LiDAR遥感数据，而根粘聚力和土壤厚度信息来自于实地观测和经验方法。结合上节的介绍，本文认为，遥感在提取植被和土壤特征方面的能力仍然需要加强，而不仅仅限于一些常规的植被或土壤变量。

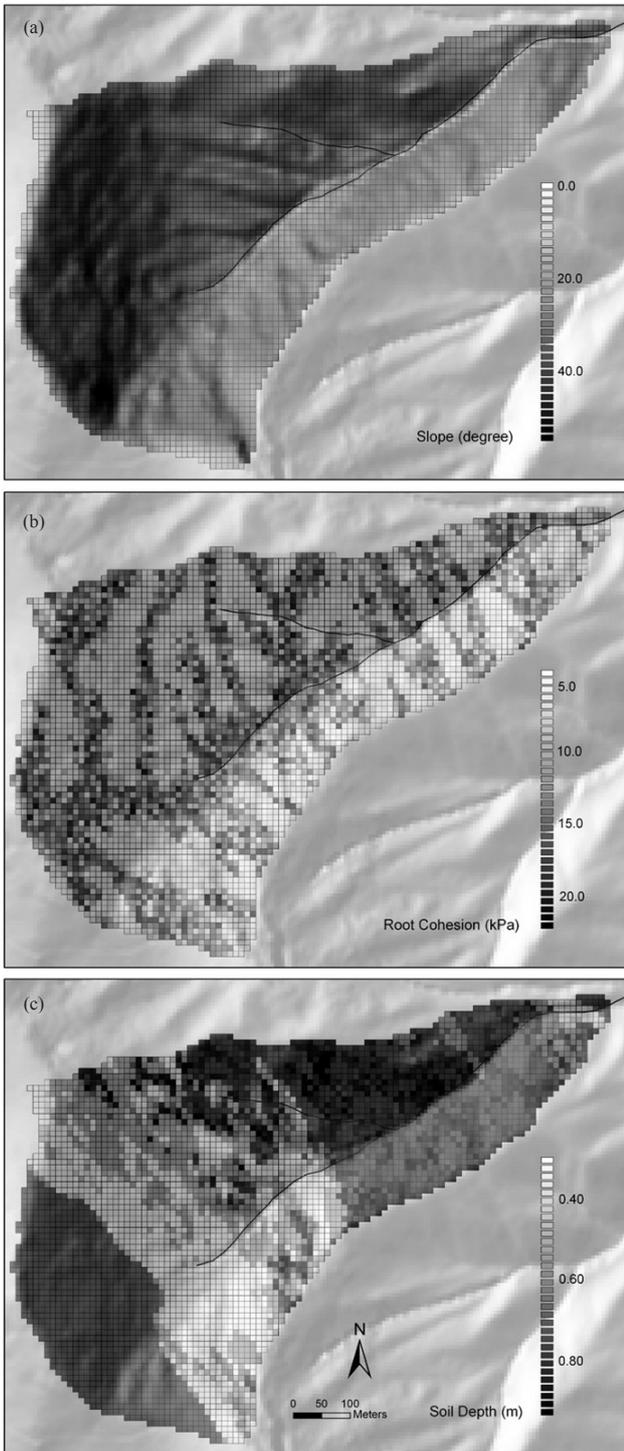


图3 美国阿巴拉契亚山脉南部的Coweeta WS37子流域的坡度 (a)、根粘聚力 (b) 和土壤深度 (c) 的空间分布

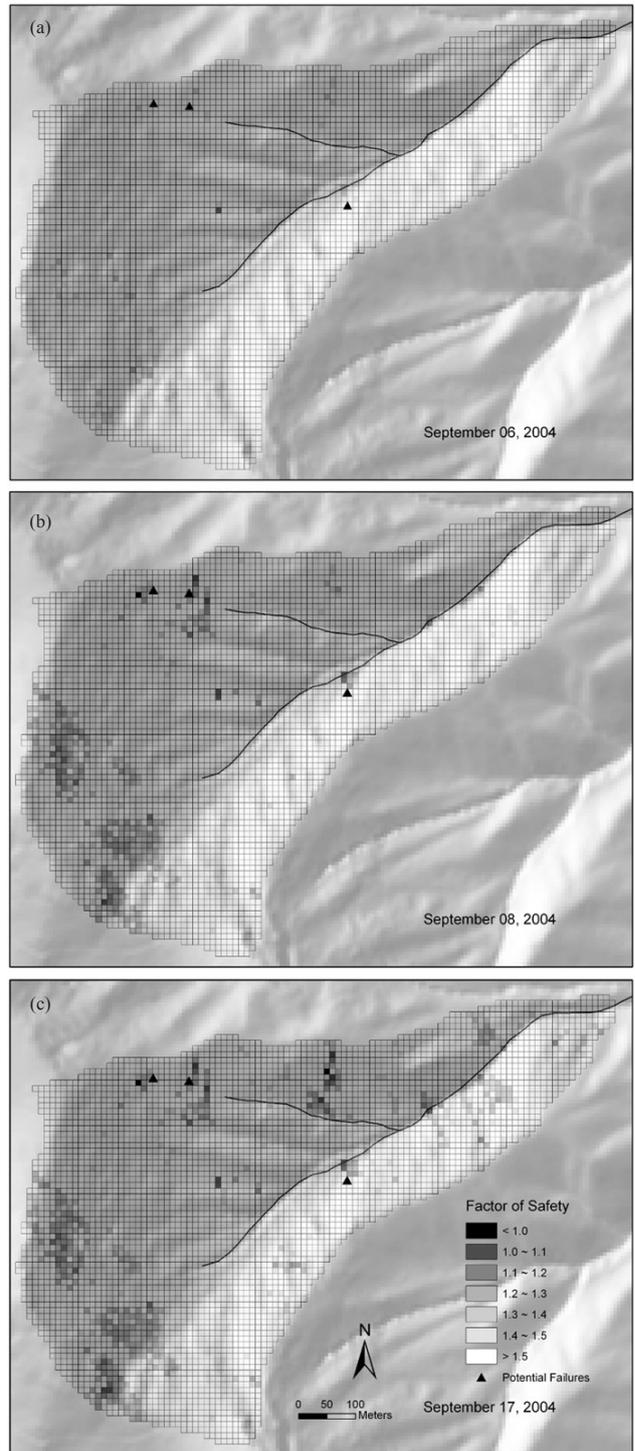


图4 2004年9月6日 (a)、9月8日 (b) 和9月17日 (c) Coweeta WS37子流域边坡安全系数的空间分布

#### 4 结论与讨论

根据本综述可以发现, 目前利用遥感提取土壤和岩性特征的技术需要进一步改进。特别是一些关键的环境变量, 如Pradhan (2010) 和Band等 (2012) 构建或者使用的滑坡风险评价模型所涉及的变量, 遥感对

于它们的反演能力亟待加强。因为卫星影像往往局限于陆地表面的调查, 所以土壤和岩性实地调查数据也应该通过数字化更多地纳入滑坡数据库中。通常情况下, 土壤或岩性调查的采样分辨率都要比任何遥感数据的分辨率低得多, 这也导致了空间插值的困难。

对于植被信息的遥感提取，以往滑坡研究在这方面并没有太多新的方法。NDVI和缨帽图像变换得到的不同植被衍生产品，已被研究者普遍认为足以满足需求。其中，NDVI的应用最为普遍。不过，由于年轻植被的高光合速率导致其NDVI值可能高于成熟植被，所以NDVI可能高估了年轻植被对边坡稳定性的贡献，而低估了成熟植被的贡献。因此，需要一些权重系数或其他变量来对NDVI进行校正。Band等（2012）将LAI用于冠层密度和根深格局提取可能是一个更有效的提取植被更多信息的新方法，这可能有助于改进遥感对滑坡易发地区植被退化区或根系结构脆弱区的识别能力。

遥感技术在不同空间尺度上的使用存在明显差异。Rougier等（2013）给出了不同尺度滑坡灾害的组分概要（表3），可以发现，从特定点至全球尺度，在提取决定滑坡的环境变量和触发因素时，遥感的使用一般更多地出现在区域和全球尺度上。这可能与传统遥感数据的空间分辨率还无法满足点尺度的需求有关。

尽管一些较新的高分辨率遥感数据，如LiDAR，近些年来在植被研究中的应用逐渐增多，被用于测定植被冠层密度、林隙结构和冠层粗糙度等，但其在提取地形数据（如高程、坡度、坡向、地面平面/剖面曲率）方面显然更具优势。出于这个原因，大多数有关滑坡的研究使用传统的遥感数据提取植被信息。总的来说，具有极高分辨率的遥感数据，诸如LiDAR和TLS技术常适于提取与高程有关的数据和监测小尺度的泥石流，但并不适于提取区域尺度上的土壤和植被数据。

两种较新的技术，TLS和面向对象的分析（object-oriented analysis, OOA），对于解决土壤性质和植被覆盖数据收集的固有问题提供了一种潜在的可能性。TLS能够监测和记录地表上一个山坡或滑坡

体的微小的动态变化，这可以帮助更好地理解土壤结构、入渗率以及山坡上的岩性方向等重要信息，从而估计土壤湿度和泥石流速率。TLS的限制因素是其覆盖范围的有限性，但在有限的基础上将TLS与OOA技术结合会放大TLS的应用效果。

OOA方法在滑坡研究中的应用正逐渐增多。在OOA中，使用一定的算法将数据分类成群组，把具有相似光谱特性的像素连接起来，技术人员可以用它来识别一些变量的特性（例如，形状、纹理和色调），从而识别滑坡或即将发生滑坡的山体活动特征。在有土壤覆盖的山坡上，激光雷达和OOA技术的结合，对于深层次的滑坡已经显示出很好的检测效果。此外，基于滑坡研究中的NDVI数据集，使用OOA方法可以把老的、成熟的、年轻的和幼苗期植被分成单独的个体对象，这些单独的像素值为光谱数据提供了一种分组方法。不过，TLS与OOA的广泛应用还很漫长，并且随之可能有新的问题需要解决。

在滑坡研究中，遥感手段和气象信息起到了相互补充的作用。例如公式（3）中，滑坡建模所需要的环境变量数据就包括了降水这种重要的气象信息，同时考虑气象条件与局地环境特征将有助于提高滑坡灾害预测的准确度。如前所述，除了实地观测以外，目前已经发展了一些降水的遥感反演方法。但是，根据表2，可以看到尽管降水遥感反演的时间分辨率较高，但其所能达到的空间分辨率最高只有4km左右，这显然无法满足小尺度滑坡事件的预测需求。对于如降水这样的动态变量的遥感反演，若要达到类似于遥感提取的静态/环境变量那样的精度，将需要遥感技术的不断提高。遥感技术与短期数值天气预报模式的结合也会有效提高降水估算的准确度。

表3 不同空间尺度滑坡灾害的组分概要

	特定点	区域尺度	国家—全球尺度
滑坡数据库/清单	实地地貌调查制图	航片/卫星影像	
↓			
频域统计、敏感模型	单次事件的多个滑坡点	较大时空范围上的多次滑坡事件	
↓			
环境变量敏感性			
岩性	代表性事件研究	区域制图	全球数据库
土壤			遥感
斜坡			
水文地质	历史记录, 专家知识数据库		
基岩不连续性			
触发因素			
天气/气候	局地检测	区域气候数据, 气候预测	
采矿, 建设, ...	斜坡检测		
地震, 火山活动			遥感
↓			
滑坡概率			

深入阅读

Band L E, Hwang T, Hales T C, et al. 2012. Ecosystem processes at the watershed scale: mapping and modeling ecohydrological controls of landslides. *Geomorphology*, 137: 159-167.

Borga M, Dalla Fontana G, Da Ros D, et al. 1998. Shallow landslide hazard assessment using a physically based model and digital elevation data. *Environmental Geology*, 35: 81-88.

Borga M, Dalla Fontana G, Gregoretti C, et al. 2002. Assessment of shallow landsliding by using a physically based model of hillslope stability. *Hydrological Processes*, 16: 2833-2851.

Burton A, Arkell T J, Bathurst J C. 1998. Field variability of landslide model parameters. *Environmental Geology*, 35: 100-114.

Carson M A, Kirkby M J. 1972. *Hillslope Form and Process*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Claessens L, Heuvelink G B M, Schoolt J M, et al. 2005. DEM resolution effects on shallow landslide hazard and soil redistribution modeling. *Earth Surface Processes and Landforms*, 30: 461-477.

- Coe J A, Godt J W, Baum R L, et al. 2004. Landslide susceptibility from topography in Guatemala. In: Lacerda W A, Ehrlich M, Fontura S A B, et al. (eds) *Landslides: evaluation and stabilization*. London: Taylor and Francis Group.
- Dai F C, Lee C F. 2001. Terrain-based mapping of landslide susceptibility using a geographical information system: a case study. *Canadian Geotechnical Journal*, 38: 911-923.
- Duncan J M. 1996. Soil Slope Stability Analysis. In: Turner A K, Schuster R L (eds) *Landslides: Investigation and Mitigation*. Washington DC: National Academy Press.
- Dymond J R, Ausseil A G, Sheppard J D, et al. 2006. Validation of a region-wide model of landslide susceptibility in the manawatu-wanganui region of New Zealand. *Geomorphology*, 74: 70-79.
- Ebert E E, Janowiak J E, Kidd C. 2007. Comparison of near-real-time precipitation estimates from satellite observations and numerical models. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88: 47-64.
- Fernandez T, Jimenez J, Fernandez P, et al. 2008. Automatic detection of landslide features with remote sensing techniques in the beltic cordilleras (Granada, southern Spain). *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37: 351-356.
- Hecker C, van der Meijde M, van der Meer F D. 2010. Thermal infrared spectroscopy in feldspars – successes, limitations and their implications for remote sensing. *Earth-Science Reviews*, 103: 60-70.
- Hervas J, Barredo J I, Rosin P L, et al. 2003. Monitoring landslides from optical remotely sensed imagery: the case study of tessina landslide, Italy. *Geomorphology*, 54: 63-75.
- Highland L M, Bobrowsky P. 2008. *The landslide handbook: A guide to understanding landslides*. Reston, Virginia, U.S. Geological Survey Circular 1325.
- Jana M M. 2000. Landslides: their causes and measures in darjiling Himalaya, India. In: Bromhead E, Dixon N, Ibsen M L (eds) *Landslides: in research, theory and practice*, vol 2. London: Thomas Telford Publishing.
- Jeber F, Omar H, Mansor S, et al. 2008. Satellite data potential for landslide studies in tropical regions. *Disaster Prevention and Management*, 17: 470-477.
- Kidd C, Kniveton R D, Todd C M, et al. 2003. Satellite rainfall estimation using combined passive microwave and infrared algorithms. *Journal of Hydrometeorology*, 4: 1088-1104.
- Kwong A K L, Wang M, Lee C F. et al. 2004. A Review of Landslide Problems and Mitigation Measures in Chongqing and Hong Kong: Similarities and Differences. *Engineering Geology*, 76: 27-39.
- Liu, J.G., Masona, P.J., Clericia, N., et al. 2004. Landslide hazard assessment in the Three Gorges area of the Yangtze river using ASTER imagery: Zigui-Badong. *Geomorphology*, 61, 171-187.
- Lu P, Stumpf A, Kerle N, et al. 2011. Object-oriented change detection for landslide rapid mapping. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8: 701-705.
- Maier B, Tiede D, Dorren L. 2008. Characterising mountain forest structure using landscape metrics on LiDAR-based canopy surface models. In: Blaschke T, Lang S, Hay G (eds) *Object based image analysis: spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications*. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Mason P J, Rosenbaum M S, Moore J McM. 2000. Predicting future landslides with remotely sensed imagery. In: Bromhead E, Dixon N, Ibsen M L (eds) *Landslides: in research, theory and practice*, vol 2. London: Thomas Telford Publishing.
- Miller A. 2010. Human-induced geomorphology?: modeling slope failure in dominical, Costa Rica using Landsat imagery. (Electronic Thesis or Dissertation). Retrieved from <https://etd.ohiolink.edu/>
- Miller AJ. 2013. Remote sensing proxies for deforestation and soil degradation in landslide mapping: a review. *Geography Compass*, 7: 489-503.
- Nilaweera N S, Notalaya P. 1999. Role of tree roots in slope stabilization. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 57: 337-342.
- Pradhan B. 2010. Remote sensing and GIS-based landslide hazard analysis and cross-validation using multivariate logistic regression model on three test areas in Malaysia. *Advances in Space Research*, 45: 1244-1256.
- Proske H, Granica K, Hirschmugl M, et al. 2008. Landslide detection and susceptibility mapping using innovative remote sensing data sources. *Proceedings Interpraevent, Vorarlberg, Austria*.
- Ramli M F, Petley D N. 2006. Best band combination for landslide studies in temperate environments. *International Journal of Remote Sensing*, 27: 1219-1231.
- Rougier J, Sparks S, Hill L J. 2013. Risk and uncertainty assessment for natural hazards. Cambridge, UK: Cambridge university press.
- Stampoulis D, Anagnostou E N, Nikolopoulos E I. 2013. Assessment of high-resolution satellite-based rainfall estimates over the Mediterranean during heavy precipitation events. *Journal of Hydrometeorology*, 14: 1500-1514.
- Sturzenegger M, Stead D. 2009. Quantifying discontinuity orientation and persistence on high mountain rock slopes and large landslides using terrestrial remote sensing techniques. *Natural Hazards and Earth Systems Science*, 9: 267-287.
- van den Eeckhaut M, Kerle N, Poesen J, et al. 2012. Object-oriented identification of forested landslides with derivatives of single pulse LiDAR data. *Geomorphology*, 173-174: 30-42.
- van der Meer F D, van der Werff H M A, van Ruitenbeek F J A, et al. 2012. Multi- and hyperspectral geologic remote sensing: a review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 14: 112-128.
- van Westen C J, Castellanos E, Kuriakose S L. 2008. Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: an overview. *Engineering Geology*, 102: 112-131.
- Vanacker V, Vanderschaeghe M, Govers G, et al. 2003. Linking hydrological, infinite slope stability and land-use change models through GIS for assessing the impact of deforestation on slope stability in high Andean watersheds. *Geomorphology*, 52: 299-315.
- Ventura G, Vilaro G, Terranova C, et al. 2011. Tracking and evolution of complex active landslides by multi-temporal airborne LiDAR data: the montaguto landslide (southern Italy). *Remote Sensing of Environment*, 115: 3237-3248.
- Ward T J. 1981. Use of a mathematical model for estimating potential landslide sites in steep forested drainage basins. In *Erosion and Sediment Transport in Pacific Rim Steeplands*. IAHS Publication 132. IAHS: Christchurch.