

卫星遥感资料在滑坡灾害防御中的应用

张蕾

(中国气象局气象干部培训学院, 北京 100081)

摘要: 近几年, 随着高分辨率卫星遥感资料在滑坡地质灾害监测中的不断应用, 用模拟方法预测滑坡灾害发生的研究也逐渐发展起来。主要介绍了两种山洪地质灾害中监测和预报滑坡事件发生的方法: 一种是全球滑坡灾害评估的初步算法, 用来估计区域内实时潜在滑坡发生的可能性, 它通过结合计算滑坡敏感性与卫星反演的降水量的估算, 预测具备滑坡潜在发生条件的区域; 另一种是使用卫星降水数据、土地利用和土地覆盖图以及空间分辨率为250m的地形信息的准全球滑坡模式, 该滑坡模式基于支持向量机(SVM)算法, 利用NASA戈达德航天飞行中心(NASA GSFC)滑坡数据库作为观测和参考数据。结果显示, 基于卫星遥感的全球滑坡模式能可靠地预测历史滑坡事件。

关键词: 卫星遥感, 滑坡, 预测

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2013.z1.004

1 引言

遥感技术早已用于许多自然科学领域, 但在山体滑坡研究中的应用却开展较晚。不过, 目前使用遥感监测和分析滑坡地质灾害的研究已逐渐增多。

欧盟第七科技框架计划资助项目SafeLand中, 准备了一份调查问卷, 收集卫星资料等遥感信息在滑坡灾害研究中的应用, 并评估遥感信息在滑坡检测、测绘和监测中的实际应用案例。问卷采用Google在线调查的形式, 发放给参与在欧洲滑坡研究的终端用户和研究人员。问卷共收集了来自17个欧洲国家的49个答案。调查结果显示, 滑坡检测主要来自航拍照片, 而在滑坡的监测方面, 卫星、雷达等遥感资料比其他类型的数据更具优势。遥感主要用于检测和监控滑坡的动向、流量和侧向滑动趋势。问卷调查的整体结果表明, 遥感资料在当前滑坡研究中的应用表明, 遥感是一种用于滑坡监控和风险分析的强大工具。鉴于气候事件尤其是极端降水对滑坡的诱发作用, 遥感在降水测量方面的技术进步也为其在滑坡研究中的广泛应用创造了条件。

Kirschbaum等(2009a)介绍了NASA戈达德航天飞行中心(NASA GSFC)发布的一个汇总全球各地的山体滑坡事件清单, 该清单为详细研究山体滑坡事件中控制因素和气候条件之间的关系提供了可能。Hong等(2006, 2007a-c)开发了一种用来估计近实时滑坡发生潜在可能性的全球滑坡灾害初步算法, 通过计算滑坡敏感性结合对卫星反演降水量的估算, 预测滑坡可能发生的区域; Kirschbaum等(2009b)利用在全球

滑坡事件集中新引入的降水引发滑坡事件, 提出了一种随机方法来评价这种滑坡灾害算法, 以确定这样一种全球滑坡预测技术的能力和局限性。Farahmand等(2013)提出了一种基于支持向量机(SVM)方法的使用卫星降水数据、土地利用/土地覆盖图以及空间分辨率为250m的地形信息的准全球(以下简称全球)滑坡监测模式, 在气候和地理条件的基础上, 区分滑坡和非滑坡事件。

2 全球滑坡灾害的一种初步算法

Hong等(2006, 2007a-c)将卫星反演降水数据和滑坡敏感性地图相结合, 发展了一个近实时的滑坡动态预测算法, 可预测区域滑坡风险。其中, 滑坡敏感性地图的生成基于以下数据: 90m空间分辨率的SRTM(Shuttle Radar Topography Mission)全球数字高程模型数据; MODIS土地覆盖产品; 土壤特征数据。这些数据集的空间分辨率经过聚合或插值被统一到0.25°。

滑坡敏感性的估算共使用了坡度、土壤类型、土壤质地、海拔、土地覆盖、水系密度6种参数。在全球范围内对这些参数进行归一化, 并使用变量的加权线性组合将这些参数综合在一起。使用先前滑坡敏感性研究中的信息对每个变量定性地分配权重。权重被分配为: 坡度—0.3, 土壤类型—0.2, 土壤质地—0.2, 高程—0.1, 土地覆盖—0.1, 水系密度—0.1。把权重和归一化变量相结合, 开发了带有从0(水体和冰)到5(最高敏感性)的数字索引变化的全球滑坡敏感性地图(图1)。

然后, Hong等(2006)使用TRMM多卫星降水分析(TMPA)资料, 对全球范围内74个滑坡事件(大部分是浅层滑坡事件)发展了一个降水强度—持续时

收稿日期: 2013年11月10日; 修回日期: 2013年11月25日
作者: 张蕾(1983—), Email: leizhang_zl@hotmail.com

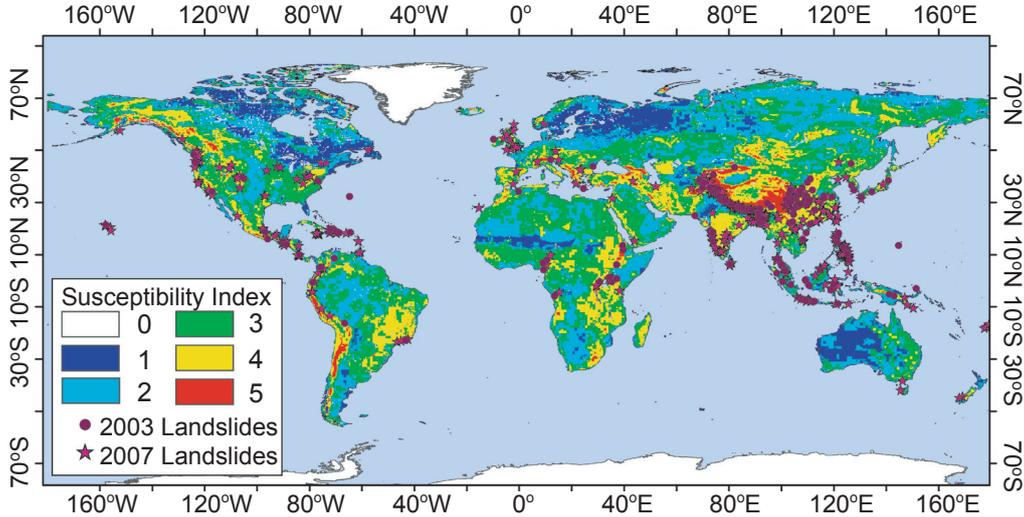


图1 全球滑坡敏感性指数，使用2003年和2007年的滑坡清单数据绘制。滑坡敏感性指数值4和5（黄色和红色）代表具有高度敏感性

间 (I-D) 阈值曲线，即一个特定时间段内触发滑坡所需的平均降水强度。Hong等 (2006) 使用的曲线略低于Caine (1980) 曲线，高于Innes (1983)、Crosta等 (2001) 和Guzzetti等 (2008) 的准全球曲线 (图2)。为了确定全球范围内潜在滑坡发生的区域，考虑了每3h间隔的像元尺度上的滑坡敏感性地图和降水累积量。如果一个给定的像元具有很高的敏感性指数 (SI) 值并且降水累积在指定的持续时间内超过了相应的I-D阈值，这个像元就被确定为具有很高的滑坡发生风险，并可用于滑坡预测。由于这个算法模型是全球范围的，分辨率较粗，而用来定义全球潜在滑坡敏感性的地表和降水条件的输入是有限的，因此，模型

没有提供规范的滑坡量级和范围的预报。图3描绘了该算法的流程图，该方法已经被近实时业务化运行，每3h更新一次，具体可见[http://trmm.gsfc.nasa.gov/publications dir/potential landslide.html](http://trmm.gsfc.nasa.gov/publications/dir/potential_landslide.html)。

Kirschbaum等 (2009b) 对Hong等 (2006, 2007a-c) 提出的这种算法进行了评价并指出，这种滑坡灾害的初步算法在基于地表敏感性地图和降水信

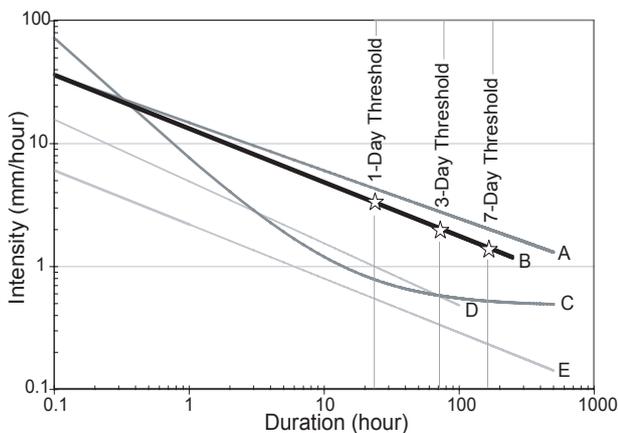


图2 全球降水强度—持续时间阈值曲线: (A) Caine (1980), (B) Hong等 (2006), (C) Crosta等 (2001), (D) Innes (1983), (E) Guzzetti等 (2008); 上述的所有这些曲线均只考虑浅层山体滑坡和泥石流。图中标出了Hong等 (2006) 所使用算法的第1、3和7天降水持续时间对应的降水强度

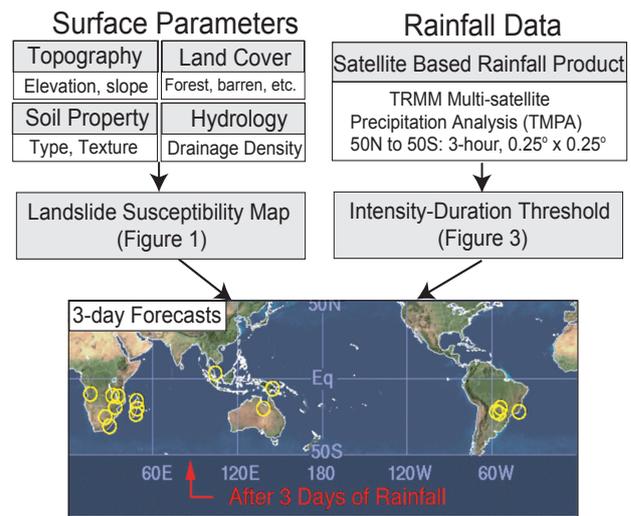


图3 全球滑坡灾害算法的示意。该算法由两部分组成：由列出的地表参数组成的滑坡敏感性地图和基于TRMM多卫星降水分析 (TMPA) 数据的降水强度—持续时间阈值。当敏感性地图上一个像元对应的值是4或5，且降水累积量超出了降水强度—持续时间阈值，这个像元就被认为具有很高的滑坡发生风险。图中底部的地图描绘了全球预报如何呈现在算法网页上 (http://trmm.gsfc.nasa.gov/publications_dir/potential_landslide.html)。黄色圆圈表示一个时间段内已对该区域进行了滑坡预报。每个区域的像元都可以被放大以重点观察

息时间分辨率的问题上尚显不足，但具有确定山体滑坡的一般地理位置和季节分布的性能。研究表明，在某些区域，全球滑坡敏感性模型的预测能力欠佳，是由在敏感性地图上的地表观测值加权不当导致的。因此，必须合理地考虑地形（特别是坡度）和土壤条件对滑坡敏感性的相对贡献。

3 基于卫星遥感的全球滑坡模式

使用卫星降水数据、土地利用/土地覆盖图和250m（空间分辨率）地形信息，Farahmand等（2013）介绍了一个（准）全球滑坡检测模式，该滑坡模式是基于SVM方法建立的，利用SVM方法，并结合气候和地理条件，可以区分滑坡和非滑坡事件。

3.1 研究区域

研究区域覆盖60°N—60°S有实时卫星降水资料的区域。研究中使用的数据集主要包括：

NASA全球滑坡清单数据：代表了滑坡、泥石流、落石、碎屑滑坡和它们中的两种或更多种的组合。它包括位置信息、发生时间、触发因素、事件类型、相对大小和诸如人员伤亡和经济损失的影响信息。滑坡相对大小分为1（小的山体滑坡或泥石流）至5（大规模山体滑坡）级。定位精度基于置信区域半径，也分为1（>75km——滑坡低置信区域）至5（<5km——滑坡高置信区域）级。目前，滑坡清单盘点的事件包括2003年和2007—2009年发生的事件。

降水资料：降水数据通过利用人工神经网络方法从遥感信息中实时估算。这组数据主要基于从地球同步卫星得到的长波红外图像（GOES-IR），并用卫星微波数据进行校准。

坡度：地形信息来自于SRTM全球数字高程模型（DEM）数据。基于该高程数据集，利用地理信息系统（GIS）技术创建了一个全球性的坡度图。

全球土地覆盖状况：土地利用/土地覆盖信息来自GLC 2000全球土地覆盖数据集，此数据集的空间分辨率为1km，共包括23种土地利用/土地覆盖类型。

3.2 理论方法

该模式基于SVM方法。SVM是一种可以用于两种或多种类别的决策支持分类器。在本研究中，使用SVM区分基于历史观测数据的滑坡和非滑坡事件，并根据传统方法，把数据分为70%的训练数据和30%的验证数据。

设训练集为 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1, \dots, n}$ ，其中 $x_i \in R^N$ ，而 $y_i \in \{-1, 1\}$ 。其中， x_i 代表 N 维模式（这里，5个维度包括3个降水矢量、地形、土地利用信息）， y_i 是分类标签（1表示滑坡事件，-1表示非滑坡事件）。图4示意

性地提出了SVM模型的分类概念。在图中，蓝色的点对应滑坡，红色的点对应非滑坡；绿线是最优超平面分类器，它连接两个类（即滑坡和非滑坡事件）的两个凸包，并与每个凸包均具有相同的距离。

图5给出了Farahmand等（2013）发展的滑坡模式的结构示意图。如图所示，输入数据包括两种静态信息（土地利用/土地覆盖和地形信息）和一种动态信息（降水）。应该指出的是，在NASA滑坡事件集中，所观测到的滑坡位置坐标实际上是近似处在滑坡发生的位置。因此，使用滑坡坐标的坡度可能会导致错误结论。出于这个原因，使用一个地形指数，即0.25°格点（250m空间分辨率）中的第95百分位的坡度值，替代滑坡数据集中所指出的滑坡坐标点的坡度。换句话说，地形指数是用来区分相对平坦的区域和地形复杂的区域。另外，降水数据的原始分辨率也是0.25°。

除了地形指数，模式还有一个动态输入——降水。降水强度和持续时间这两个主要因素决定了山体滑坡的可能性，在相对短的时间内的强降水或持续很长一段的低强度降水都可能引发滑坡。出于这个原因，过去24h、48h、72h这3个时段降水矢量被用作模型的输入。AghaKouchak等（2012）指出，短时间内（例如3h）基于卫星遥感的强降水具有很高的不确定性和系统误差。但是，Mehran等（2013）认为，若持续更长的时间，卫星数据就能更可靠地捕捉极端降水事件。本研究表明，增加降水累积时间，可实现更好地探测强降水事件。因此，给定任意时间，其过去

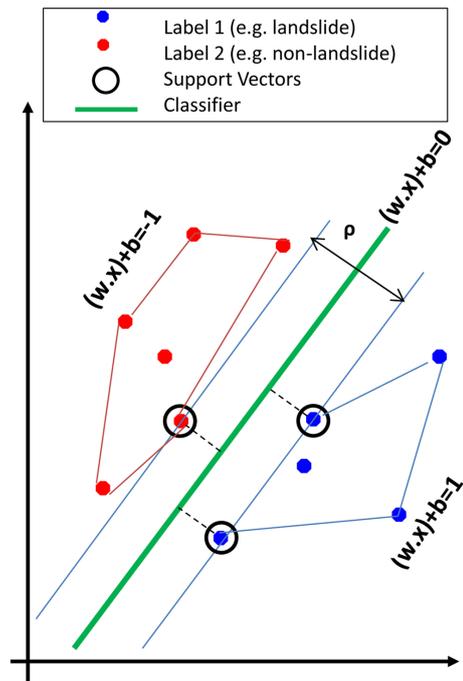


图4 用于分类的支持向量机模型概念图

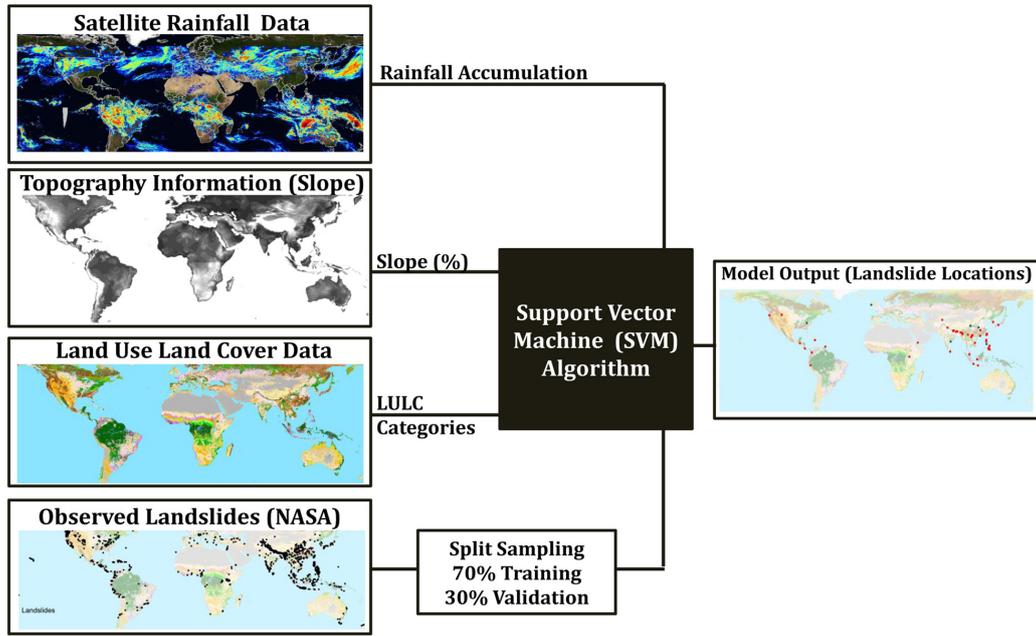


图5 Farahmand等 (2013) 发展的滑坡模式的结构示意

24h、48h、72h降水累积都被用于模式输入。也就是说，如果可得到实时卫星数据，就可以用过去观测到的24h、48h、72h累积数据运行该模式。

土壤湿度条件可以间接地利用过去3d的雨量资料计算。图6显示了模式用于训练和验证所使用的观测到的全部滑坡事件24h的累积降水（滑坡发生的当天）。可以看到，观测到的581个山体滑坡事件所对应的24h的累积降水量范围位于5~200mm不等。

（注：NASA滑坡清单本应包括更多的山体滑坡事件。然而，许多滑坡事件不是由降水触发的，所以没有降水记录。另外，卫星观测可能漏掉一些滑坡事件的降水。因为此模式是专门针对降水引发的山体滑坡事件而设计，所以分析中去掉了24h累积降水量为5mm及以下的数据。）

应当指出，滑坡清单中的少数斜坡和地形指数接

近0的山体滑坡事件（低于10%）未用于本分析中。换言之，Farahmand等（2013）发展的模式适用于设计和验证地形指数> 10%的区域的降水引发泥石流事件。图7的直方图显示的是581个被用作模式输入的滑坡事件的地形指数。横轴表示地形指数的间隔，而纵轴显示在每个地形指数间隔内发生的山体滑坡数量。

前面提到，土地利用/土地覆盖信息被用作模式的一个静态输入变量。根据土地利用/土地覆盖状况，将观测到的山体滑坡重新分成4大类：树木覆盖、灌木覆盖、人工地表和裸地。而水、雪和冰、空值数据未用在本分析中。这种重分类是根据土地利用/土地覆盖状况之间的相似之处而进行的。图8给出了重分类后的4种地表覆盖类型的滑坡事件分布。可以看出，人工地表（46%）和树木覆盖区域（38%）更容易出现滑坡。

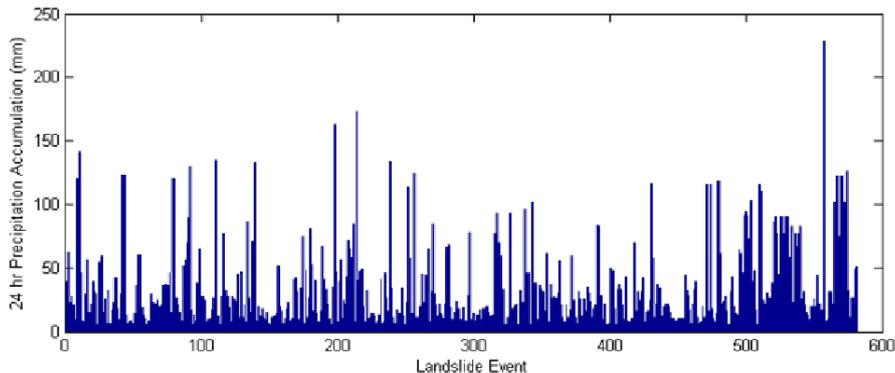


图6 观测到的滑坡事件所对应的24h累积降水

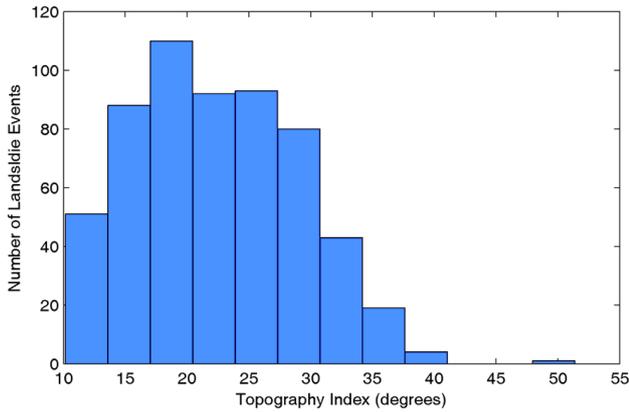


图7 基于250m数字高程模型的滑坡事件的地形指数直方图

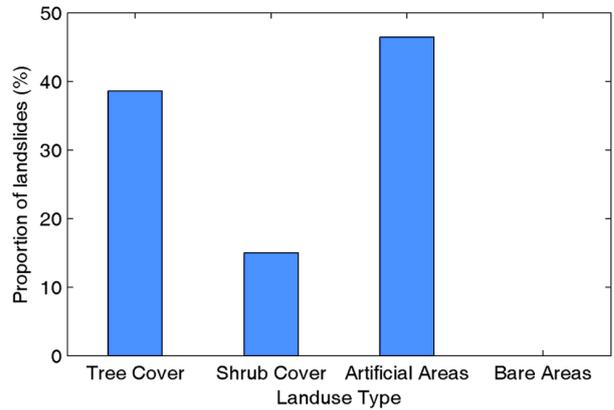


图8 重分类后的4种地表覆盖类型的滑坡事件分布

3.3 基于 SVM 方法的滑坡模式讨论

SVM是一种机器学习算法，它需要训练和验证数据。在本研究涉及的581个滑坡事件中，70%的事件用于模式训练，30%用于模式验证和核实。基于训练数据，该模式建立了SVM分类器，并使用验证数据集进行了验证。SVM分类器的目标值是0或1。0表示没有出现滑坡，1表示发生了滑坡事件。如果模式的输出和目标都指向同样的结果（0或1），表明该算法已成功地区分了滑坡和非滑坡事件。否则，该模型未能成功预测。即，如果模式输出是1而目标结果是0，表示预测的是虚假滑坡；反之，模式输出是0而目标结果是1，则表示错过了滑坡预报。

为了验证模式预报的准确性，研究还使用了来自世界各地的6391个事件样本（包括581个滑坡事件和5810个非滑坡事件）。5810个非滑坡事件来自于世界各地具有不同土地利用/土地覆盖状况和不同斜坡条件的降水区域。从2003年、2007年、2008年和2009年的观测资料中随机抽取样品。非滑坡事件的目标值被设置为0，而观测到的滑坡事件设置为1。

为了确保稳定的结果，在70%的训练数据中随机取样100次。换句话说，测试结果是模型使用不同组合的训练和验证数据运行100次的结果。图9a代表模式滑坡预测整体误差百分比。在图9a中，横轴表示迭代次数（即100次），纵轴表示误差百分比，包括滑坡和非滑坡事件的误差。如图所示，在100次迭代后，平均误差为6%~7%。为了更深入研究，图中显示了其他两种错误情况曲线：漏报山体滑坡（图9b）和虚报山体滑坡（图9c）。在这里，虚假和漏报的事件计算是基于用来验证遥感数据的常用方法。漏报滑坡曲线（图9b）用漏报的山体滑坡事件数量除以用于验证的滑坡观测总数来表示。图9c显示的虚报山体滑

坡是用虚报事件的总数除以非滑坡事件样本的数量值。需指出的是，当坡度小于 10° 以及24h累积降水小于5mm时，模式并不会启动山体滑坡模拟（相同的条件适用于滑坡观测样本）。可以看到，漏报滑坡和虚报滑坡误差分别约为7%和2%（图9b和9c）。

图9b显示，在很少次迭代情况下，漏报山体滑坡的错误率是非常高的。这是由于观测到的有限数量的滑坡事件在训练中可能会导致对于某种滑坡不采样或限制采样。出于这个原因，需要用多个随机选择的试验和验证样本来运行模型，以确保有足够的训练数据用于建模和预测滑坡。为了更清楚地说明，图10和图11展示了一次基于SVM模型迭代的输出。

值得注意的是，有许多实时卫星数据集也可能被用作本模式的输入（例如TRMM-RT、PERSIANN、PERSIANN-CCS、CMORPH等）。以往的研究表明，不同的卫星算法都有自己的优点和缺点，并不存在理想的降水数据集。尽管卫星观测存在不确定性，但本研究的结果和Hong等（2007a）的研究都证明卫星降水数据集可以用于滑坡监测。

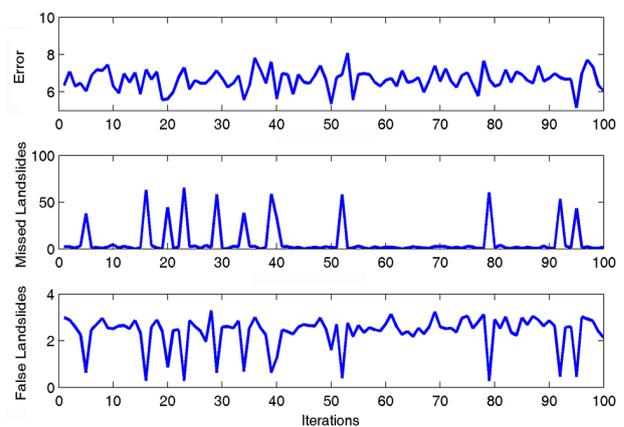


图9 利用70%训练数据和30%验证数据模拟100次得到的 (a) 总体误差, (b) 漏报滑坡误差, (c) 虚报滑坡误差

需要强调的是，NASA滑坡事件集仅包括大规模的山体滑坡，因此本模式没有针对小规模的山体滑坡事件模拟进行校准。该模型适用于被校准的（这里指NASA滑坡事件集）山体滑坡类型。无论如何，公认的在NASA滑坡清单中存在的错误和不确定性，会影响到本研究结果。但是，该滑坡数据集是目前唯一可用于大尺度滑坡模式进行训练和验证的全球观测数据。

4 结论

目前，滑坡预测研究已开发了不少滑坡预测模式，并将高分辨率的卫星遥感数据作为模式输入来预测滑坡灾害的发生。但全球滑坡灾害预报是一个极具挑战性的任务，需要理解大量的边坡失稳物理机制以及触发降水的过程。

Hong等（2006，2007a-c）发展的全球滑坡灾害初步算法，是通过计算滑坡敏感性结合卫星反演的降水量，用来估计区域内实时潜在滑坡发生的可能性。Kirschbaum等（2009b）使用的统计方法可用于评估全球滑坡预测方法的能力和不足，其认为Hong等（2006，2007a-c）发展的方法在一定程度上展示了

对滑坡事件的预测能力，但存在以下限制：（1）敏感区的不当识别而导致预测滑坡事件多于真实发生事件；（2）与降水强度—持续时间阈值有关的累积降水量的低估，导致滑坡事件的漏报；（3）对于全球和区域滑坡事件的校准和验证来说，滑坡清单并不完整。尽管该滑坡灾害算法不能作为滑坡灾害事件预测的可操作性的工具，但它洞察了敏感性地图、降水阈值以及全球滑坡事件清单之间的相互关系。不过，滑坡敏感性地图的空间分辨率极大地抑制了理解细小特征的能力，尤其在复杂地形和沿海地区。

此外，滑坡敏感性地图中关联地表变量的方法并不能准确地反映全球地表条件。敏感性地图应考虑更高空间分辨率的数据产品，使用更加基于物理的方法，更好地解决地表变量之间和导致地表不稳定之间的定量关系。卫星估计降水的局限性，尤其表现在峰值降水积累，影响降水引发山体滑坡事件的检测和由此降低的降水强度—持续时间曲线的有效性上。由于TMPA雨量数据的精度和分辨率都不可能在不久的将来大幅改善，因此，应加强理解降水触发信息和算法

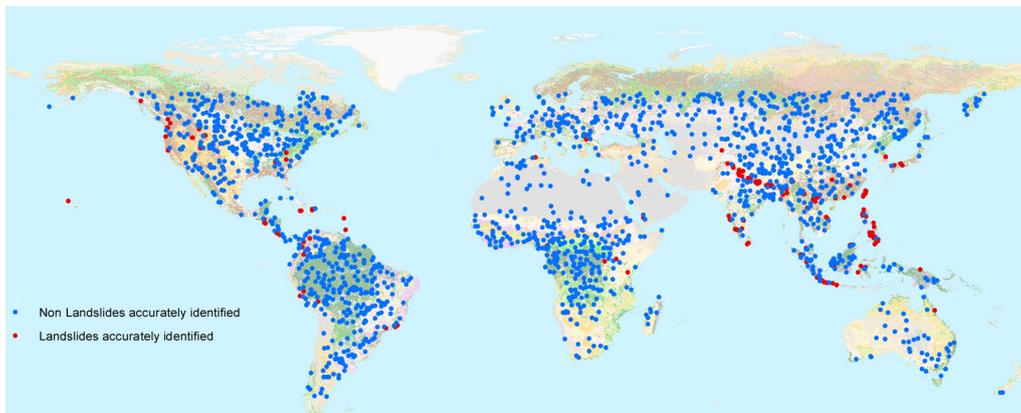


图10 一次基于SVM模型迭代的输出。红色圆圈表示正确识别的山体滑坡，蓝色圆圈表示正确识别的非山体滑坡

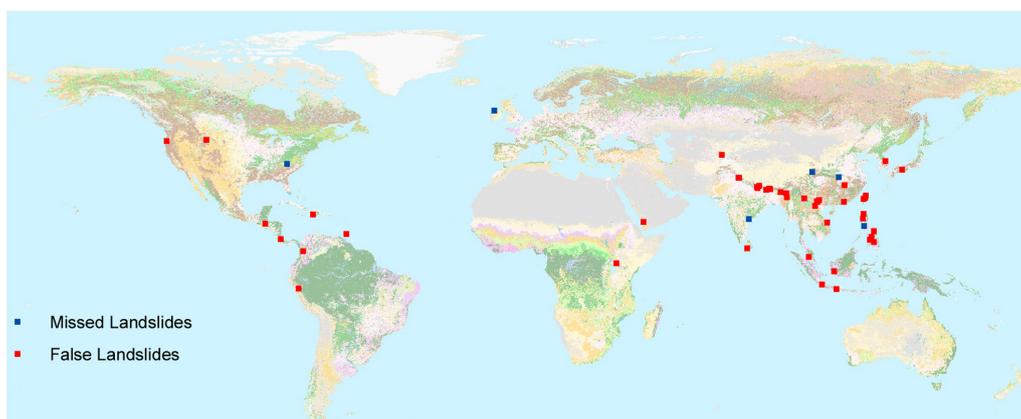


图11 与图10同一次迭代输出的虚报山体滑坡（红色方块）和漏报山体滑坡（蓝色方块）结果。即，红色方块表示非滑坡事件，而模式错误地判断为山体滑坡事件；蓝色方块实际为山体滑坡事件而该模式未能检测到

框架内的水文不稳定特征。

全球滑坡灾害算法的框架，也许最终可能实现在全球范围内预测滑坡灾害的情况。目前，利用该方法可以有效地了解滑坡控制变量之间的关系。作为最重要的限制因素的分析结果，在许多情况下，空间和时间数据的分辨率和精度，可通过考虑使用更高分辨率的产品加以改进。全球滑坡清单的不完备性，仍然是在全球层面上验证全球滑坡灾害评估初步算法的一个重要限制因素。

Farahmand等（2013）提出了一种使用SVM方法的准全球滑坡模式。输入数据包括卫星降水数据、土地利用/土地覆盖数据以及250m的地形信息。研究指出，该模式能可靠地预测历史滑坡事件。100次迭代的滑坡预测平均误差约为6%~7%，约2%为虚报滑坡事件，约7%为漏报滑坡事件。遥感降水事件具有不确定性和误差，这可能影响滑坡的监测和预测。然而，卫星数据集是连续并实时观测降水数据的唯一来源，尤其在偏远地区和地形复杂地区。事实上，山体滑坡通常发生在山区，那里无法得到其他观测来源的信息（如雷达和实地器测）。出于这个原因，该模式开发应用了卫星观测数据，以便可以被应用到远程和地形复杂的区域。

深入阅读

- Aghakouchak A, Mehran A, Norouzi H, et al. 2012. Systematic and random error components in satellite precipitation data sets. *Geophys Res Lett*, 39, L09406.
- Bartholomé E, Belward A S, Achard F, et al. 2002. GLC 2000 Global Land Cover mapping for the year 2000. European Commission, DG Joint Research Centre, Luxemburg.
- Batjes N H. 2000. Global data set of derived soil properties, 0.5-degree grid (ISRIC-WISE). Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center.
- Caine N. 1980. The rainfall intensity duration-control of shallow landslides and debris flows. *Geogr Ann*, 62: 23-27.
- Crosta G B, Frattini P. 2001. Rainfall thresholds for triggering soil slips and debris flow. In: *Mediterranean Storms*, edited by: Mugnai A, Guzzetti F, Roth G. Proceedings of the 2nd EGS Plinius Conference on Mediterranean Storms, 2000, Siena, Italy.
- FAO/UNESCO. 2003. Digital soil map of the world and derived soil properties. Food and Agriculture Organization. <http://www.fao.org/ag/agl/agll/dsmw.htm>.
- Farahmand A, AghaKouchak A. 2013. A satellite-based global landslide model. *Nat Hazards Earth Syst Sci*, 13: 1259-1267.
- Fritz S, Bartholomé E, Belward A, et al. 2003. Harmonisation, mosaicing and production of the Global Land Cover 2000 database. Tech rep, European Commission, DG Joint Research Centre.
- Guzzetti F, Peruccacci S, Rossi M, et al. 2008. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows: an update. *Landslides*, 5: 3-17.
- Hong Y, Adler R, Huffman G. 2006. Evaluation of the potential of NASA multi-satellite precipitation analysis in global landslide hazard assessment. *Geophys Res Lett*, 33: 1-5.
- Hong Y, Adler R, Huffman G. 2007a. Use of satellite remote sensing data in the mapping of global landslide susceptibility. *Nat Hazard*, 43: 245-256.
- Hong Y, Adler R, Huffman G. 2007b. An experimental global prediction system for rainfall-triggered landslides using satellite remote sensing and geospatial datasets. *IEEE T Geosci Remote*, 45: 1671-1680.
- Hong Y, Adler R, Huffman G. 2007c. Satellite remote sensing for landslide monitoring on a global basis. *American Geophysical Union EOS*, 88: 357-358.
- Hsu K, Gao X, Sorooshian S, et al. 1997. Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks. *J Appl Meteorol*, 36: 1176-1190.
- Innes J L. 1983. Debris flows. *Prog Phys Geog*, 7: 469-501.
- Kirschbaum D B, Adler R, Hong Y, et al. 2009a. A global landslide catalog for hazard applications: method, results, and limitations. *Nat Hazard*, 52: 561-575.
- Kirschbaum D B, Adler R, Hong Y, et al. 2009b. Evaluation of a preliminary satellite-based landslide hazard algorithm using global landslide inventories. *Nat Hazard Earth Syst Sci*, 9: 673-686.
- Mehran A, AghaKouchak A. 2013. Capabilities of satellite precipitation datasets to estimate heavy precipitation rates at different temporal accumulations. *Hydrol Process*, doi:10.1002/hyp.9779.
- Sorooshian S, Hsu K, Gao X, et al. 2000. Evolution of the PERSIANN system satellite-based estimates of tropical rainfall. *Bull Am Meteorol Soc*, 81: 2035-2046.
- Tian Y, Peters-Lidard C, Eylander J, et al. 2009. Component analysis of errors in satellite-based precipitation estimates. *J Geophys Res*, 114, D24101.
- Turk F J, Arkin P, Ebert E E, et al. 2008. Evaluating high-resolution precipitation products. *Bull Am Meteorol Soc*, 89: 1911-1916.