

滑坡多发区第四系堆积层厚度智能预测与影响因素分析

孟佳佳, 吴益平, 柯超, 苗发盛

Intelligent prediction and analysis of influencing factors of Quaternary accumulation layer thickness in landslide-prone areas: A case study in the Tiefeng area of Wanzhou District, Chongqing City

MENG Jiajia, WU Yiping, KE Chao, and MIAO Fasheng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202202008>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于数据挖掘技术的白水河滑坡多场信息关联准则分析

Analysis on association rules of multi-field information of Baishuihe landslide based on the data mining

陈锐, 范小光, 吴益平 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 1-8

基于机器学习的滑坡崩塌地质灾害气象风险预警研究

Exploring early warning and forecasting of meteorological risk of landslide and rockfall induced by meteorological factors by the approach of machine learning

李阳春, 刘黔云, 李潇, 顾天红, 张楠 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(3): 118-123

机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用

Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation

刘福臻, 王灵, 肖东升 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 98-106

基于PSO-SVM的凤县公路边坡地质灾害空间预测

$\${suggestArticle.titleEn}$

吴迪 中国地质灾害与防治学报. 2018, 29(6): 112-120

基于BA-LSSVM模型的黄土滑坡致灾范围预测

Prediction of the disaster area of loess landslide based on least square support vector machine optimized by bat algorithm

吴博, 赵法锁, 贺子光, 段钊, 吴韶艳 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(5): 1-6

三峡库区大型斜倾顺层滑坡失稳机理分析

Instability mechanism of massive oblique bedding rock landslide in the Three-Gorges Reservoir: A case study of the Longjing landslide in Shizhu County of Chongqing City

王平, 朱赛楠, 张枝华, 吴晓宾, 杨柳, 赵慧 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(4): 24-32



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202202008

孟佳佳, 吴益平, 柯超, 等. 滑坡多发区第四系堆积层厚度智能预测与影响因素分析——以重庆万州铁峰乡为例 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(2): 1-10.

MENG Jiajia, WU Yiping, KE Chao, et al. Intelligent prediction and analysis of influencing factors of Quaternary accumulation layer thickness in landslide-prone areas: A case study in the Tiefeng area of Wanzhou District, Chongqing City[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(2): 1-10.

滑坡多发区第四系堆积层厚度智能预测与 影响因素分析 ——以重庆万州铁峰乡为例

孟佳佳, 吴益平, 柯超, 苗发盛
(中国地质大学(武汉)工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 堆积层厚度是区域工程地质调查的基础数据, 对识别滑坡具有重要意义, 在滑坡的稳定性评价和风险评估中发挥着重要的作用。传统的空间插值方法对外界因素考虑不足, 难以满足精度要求。文章以三峡库区万州区铁峰乡为研究对象, 在实地调查的基础上, 总结提出了堆积层的成因模式, 并据此添加区域堆积层厚度控制点; 基于 Apriori 算法挖掘影响因子与堆积层厚度分布之间的关联准则, 利用已知样本点采用三种机器学习方法建立模型, 最后将模型应用于整个区域得到堆积层厚度分布图, 并对结果进行对比分析。结果表明: 选取的 13 种影响因子中 6 种因子与堆积层厚度表现出较强的相关性; 数据挖掘显示坡度和地形起伏是影响堆积层厚度空间分布差异的主要因素。3 种机器学习模型中 GWO-SVM 模型的预测结果与实际最为吻合。研究结果揭示了区域第四系堆积层的成因机制, 为机器学习技术在堆积层厚度预测领域奠定了基础。

关键词: 堆积层厚度; 空间预测; 成因模式; 数据挖掘; 机器学习

中图分类号: P642.22 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-8035(2023)02-0001-10

Intelligent prediction and analysis of influencing factors of Quaternary accumulation layer thickness in landslide-prone areas: A case study in the Tiefeng area of Wanzhou District, Chongqing City

MENG Jiajia, WU Yiping, KE Chao, MIAO Fasheng
(Faculty of Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: Accumulation layer thickness is the basic data of regional engineering geological investigation, which is of great significance to identifying landslides and plays an important role in landslide stability evaluation and risk assessment. The traditional interpolation method does not take into account external factors, and it is difficult to meet the accuracy requirements. This study takes the Tiefeng Township of Wanzhou District in the Three Gorges Reservoir as the research object, summarizing the formation model of the accumulation layer and regional accumulation layer thickness control points are added accordingly.

收稿日期: 2022-02-10; 修订日期: 2022-04-07 投稿网址: <https://www.zgdzhyfzxb.com/>

基金项目: 国家自然科学基金项目(41977244; 42007267)

第一作者: 孟佳佳(1999-), 女, 河南开封人, 硕士研究生, 主要从事地质灾害预测预报研究。E-mail: jjm@cug.edu.cn

通讯作者: 吴益平(1971-), 女, 浙江杭州人, 教授, 博士生导师, 从事地质灾害预测预报与风险评估研究。E-mail: ypwu@cug.edu.cn

The Apriori algorithm is used to mine the association rules between the influence factors and the thickness distribution of accumulation layers. Three machine learning methods are used to build the model by using the known sample points, which are applied to the entire area to obtain the thickness distribution map of the accumulation layer, then compare the results. Results show that 6 of the 13 selected influence factors have a strong correlation with the accumulation layer thickness, and slope and topographic undulation are the main factors that cause the difference in the spatial distribution of accumulation layer thickness. Among the three machine learning methods, the prediction result of the GWO-SVM model is the most consistent with the actual situation. The results reveal the formation mechanism of regional quaternary accumulation layer and lay a foundation for machine learning in the field of accumulation layer thickness prediction.

Keywords: accumulation layer thickness; spatial prediction; formation model; data mining; machine learning

0 引言

滑坡是我国发育最广泛的地质灾害之一,尤其是 21 世纪以来,随着人类工程活动的开展,滑坡发生频率上升,造成了巨大的人员伤亡和经济损失。对滑坡的风险评估和预测是目前防灾减灾的重要途径之一。随着计算机技术的发展,目前对滑坡风险评估逐渐由定性向定量转变,在定量评价中,堆积层厚度对滑坡识别具有重要意义,并且是一个重要的控制因素,能否对其进行准确预测是定量评价的关键。

目前,国内外对于土壤厚度的预测研究较为成熟,主要有基于物理机制、基于点采样插值、基于遥感的方法和基于环境相关推理的方法^[1]。李岩等^[2]采用多种插值方法对草原栗钙土层厚度空间分布进行预测,并选出适合研究区的最优插值方法。王桂林等^[3]基于粒子群优化对协同克里金法进行了优化,结果表明该法对提高土层厚度的预测精度有较大作用。Scarphone 等^[4]采用广义线性模型(GLM)、随机森林(RF)、GLM 残差克里格法和 RF 残差克里格法预测土壤厚度,结果表明 GLM 残差克里格法是预测浅层土壤厚度的最佳方法。Pradhan 等^[5]基于相对起伏度开发了一种空间土壤厚度模型,结果表明该模型的预测能力要优于多元线性回归模型和 S 模型。Li 等^[6]采用多元线性回归(MLR)、支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)和极端梯度推进(XGBoost)4 种常用机器学习方法分别对河南省土壤厚度进行预测。

堆积层厚度预测与土壤厚度预测有相似之处,区别在于堆积层厚度预测需要更多地考虑地质成因,国内对堆积层厚度的研究较少,多以空间插值为主,但对外界因素考虑不足,难以满足精度要求。刘磊等^[7]根据已知区域堆积层厚度与其标志因子之间的关系,建立了基于随机森林算法的堆积层厚度模型,估算了整个万州主城区的堆积层厚度的空间分布。段贵娟等^[8]以水平相关

距离为基础数据,采用普通克里金法对南海区域的厚度分布进行了空间预测,预测效果良好。邵晨灿等^[9]通过分析各成因类型土层厚度的影响因素,采用决策树模型建立影响因素与土层厚度之间的关系,推测了贵州省瓮安县的土层厚度分布。虽然目前国内外对于堆积层厚度的研究较少,但是对于土壤厚度的预测研究较为成熟,对堆积层厚度的研究可以借鉴土壤学中基于环境相关推理的方法,该方法假设相同的土壤景观单元发育相同的土壤类型,如 Wang 等^[10]通过采用模糊 C-均值法和模糊隶属函数构建土壤景观模型,从而预测中国三峡秭归地区土壤深度的空间变化。Akumu 等^[11]开发了一种基于 GIS 模糊逻辑建模方法的土壤深度建模和制图技术,制图精度达到 94%,优于随机森林模型。Cheng 等^[12]提出了一种从单个土壤多边形中挖掘土壤-环境关系的方法,对传统土壤图进行了更新。基于环境相关推理法应用到堆积层厚度中为:相同地质环境下的堆积层厚度相似,可通过已知点的堆积层厚度与影响因子之间的关系预测整个区域的堆积层厚度。

三峡库区万州区铁峰乡地质灾害以滑坡为主,探索区内堆积层厚度对于滑坡稳定性评价显得尤为重要。鉴于此,本文以铁峰乡为研究对象,在实地调查的基础上,首先总结了区域堆积层的成因模式,并据此添加区域堆积层厚度控制点;其次定量分析了堆积层厚度与影响因子之间的相关性,并基于 Apriori 算法挖掘并分析影响因子与堆积层厚度的关联准则;最后,选用三种机器学习模型对研究区堆积层厚度进行空间预测,并对预测结果进行对比分析。研究结果揭示了区域第四系堆积层的成因机制,为机器学习在堆积层厚度预测领域奠定了基础。

1 数据挖掘与预测模型

1.1 数据挖掘

数据挖掘流程主要由数据采集,数据预处理,数

据离散化和关联准则挖掘四步组成。本文采用两步聚类算法及 Apriori 算法,通过数据挖掘流程处理堆积层厚度数据,得到堆积层厚度与影响因子间的关联准则。

(1)数据采集:将堆积层厚度进行收集归纳,获得基础数据。

(2)数据预处理:对已有数据进行审核、筛选、排序等处理措施。

(3)数据离散化:由于 Apriori 算法只能处理离散型变量,故采用两步聚类法将堆积层厚度离散化。

(4)关联准则挖掘:应用 Apriori 算法对离散后的变量进行关联规则集合选择,生成有效的关联规则。

通过两步聚类算法对堆积层厚度类型进行转化,将分类所得的变量采用 Apriori 算法计算,挖掘堆积层厚度的关联准则。

Apriori 算法由 Agrawal 和 Srikant 提出^[13],该算法首先生成高于最小支持度的频繁项目集,在第一步产生的频繁项目集中生成高于最小可信度的关联准则。

频繁项目集是指对包含项目 a 的项集 T ,其支持度大于或等于用户指定的支持度阈值,即:

$$\frac{|T(a)|}{|T|} \geq \min \text{supp} \quad (1)$$

包含 k 个项目的频繁项目集称为频繁 k 项集,记为 L_k 。如图 1 上层的项目集 $ab, abc, abcd$,当满足最小支持度时均为频繁 k 项集。

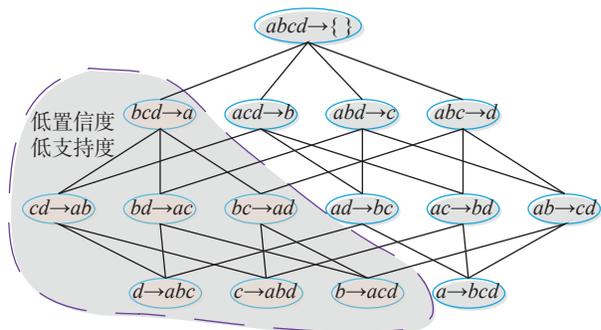


图 1 Apriori 算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Apriori algorithm

Apriori 算法实现过程详见图 1。首先,搜索出产生长度为 1 的频繁项集 L_1 , L_1 又用于产生长度为 2 的频繁项目集 L_2 ,如此循环,搜索所有的频繁项目集。

从频繁项目集中产生简单的关联准则,按置信度大于置信度阈值的条件,选择出有效规则集合。对每个频繁项目集 L ,计算 L 所有非空子集 L' 的置信度,如果 $C_{L' \rightarrow L-L'}$ 大于用户指定的置信度阈值,即

$$C_{L' \rightarrow (L-L')} = \frac{|T(L')|}{|T(L)|} \geq \min \text{conf} \quad (2)$$

则生成关联准则 $L' \Rightarrow (L-L')$ 。

1.2 GWO-SVM

支持向量回归机模型(Support vector regression, SVR)由美国学者 Vapnik^[14]提出,主要用于解决非线性问题的回归,其基本思想是:将样本数据分为两部分,分别为训练样本和测试样本,通过事先选择的非线性映射将输入向量(训练样本)映射到高维度特征空间,利用其有限的样本数据进行训练计算,求得达到最佳拟合效果时在这个空间中构造出的最优决策函数模型,对比测试项以分析模型的测试效果。该模型以统计训练理论为基础,实现小样本条件下的统计规律和学习,特点为结构简单,且性能比传统的 BP 神经网络有明显的优势。因此,本模型在堆积层厚度预测方面具有一定的优越性。

在 SVM 模型的参数优化方法中,灰狼算法(Grey wolf optimization, GWO)较粒子群算法(Particles swarm optimization, PSO)、遗传算法(Genetic algorithm, GA)等传统启发式算法而言,在研究组合式优化问题上已被证明具有显著优势,能够有效地解决多种参数的联合寻优问题。此外, GWO-SVM 模型更适合小样本数据,且具有更好的学习效果。

GWO 优化 SVM 的基本思想是将 SVM 的惩罚因子 C 、核函数参数 g 和不敏感参数 ε 作为猎物,通过不断更新狼群位置,对目标猎物的最优解进行定位。利用得到的最优解构建 SVM 预测模型。本文设置的参数范围为: $C = [0.01, 100]$; $g = [0.01, 100]$; $\varepsilon = [0.001, 1]$ 。

采用 GWO-SVM 耦合模型,对堆积层厚度进行预测,具体预测流程如下:

- (1)输入训练集和测试集。
- (2)初始化狼群数量、迭代次数,设置惩罚因子 C 、核函数参数 g 和不敏感参数 ε 的范围。
- (3)GWO 以 C 、 g 和 ε 为猎物进行优化,达到最大迭代次数时输出最优值。
- (4)利用寻优得到的参数构建预测模型,利用该模型进行堆积层厚度预测。

2 区域地质背景

2.1 研究区概况

铁峰乡位于重庆市万州区北部山区(图 2),长江上游,东邻九池乡,南靠石龙乡、石和乡,西连两汇乡,北接开州区,总面积为 51.46 km²。属亚热带季风气候,四季分明,雨量充沛。地势总体上南北两侧高,中间海拔

低,以构造侵蚀中低山-河谷地貌为主。区内出露地层有侏罗系中统沙溪庙组和新沟组、侏罗系下统自流井组和珍珠冲组、三叠系须家河组和巴东组。第四系覆盖物广,主要为残坡积物、崩滑堆积物和河流冲洪积

物。研究区位于铁峰山背斜北西翼核部,背斜全长约 114 km,走向 50°~70°,轴线呈凸向 NNW 的弧形,轴部地层为三叠系巴东组,两翼为侏罗系中、下统。

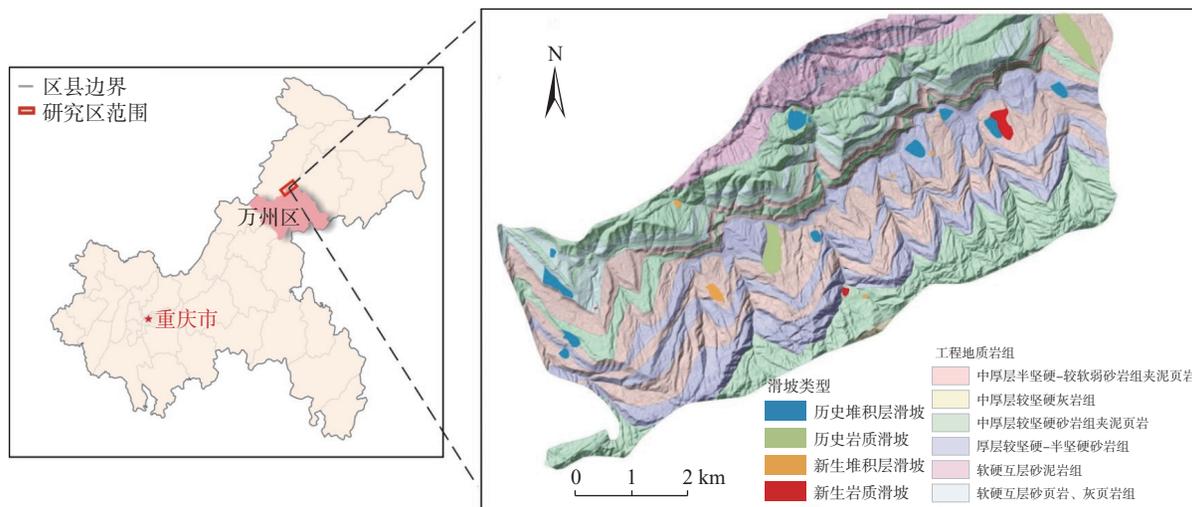


图 2 万州区位置及铁峰乡滑坡分布图

Fig. 2 Location of Wanzhou District and distribution of landslides in Tiefeng Township

2.2 研究区地质灾害

铁峰乡发育的地质灾害类型包括堆积层滑坡、顺层岩质滑坡和岩质崩塌。根据地质灾害调查资料,研究区共发育历史滑坡灾害 14 处(堆积层滑坡 12 处,岩质滑坡 2 处),新生滑坡灾害 12 处(堆积层滑坡 9 处,岩质滑坡 3 处),堆积层滑坡主要分布于研究区南侧的顺向坡区段,目前多处于蠕滑变形状态;顺层岩质滑坡主要发育于自流井组和珍珠冲组地层内,以软弱夹层为主要的控滑结构,其稳定状态受公路开挖的影响极大。研究区崩塌灾害点主要分布于研究区斜交坡、北侧逆向坡结构的自然高陡边坡,以及公路开挖形成的高切坡之上,总计 87 处,以楔形体滑移式崩塌为主,占崩塌灾害点总量的 56.3%,其次为坠落式崩塌,占比 32.2%。

2.3 研究区堆积物成因模式

本次野外调查共确定了 192 个堆积层厚度数据控制点。对于全区而言,这些控制点不足以完成铁峰乡的堆积层厚度预测。因此,需在野外调查的基础上分析堆积层的成因模式,并据此添加一定量的堆积层控制点。根据铁峰乡坡体结构和岩层组合关系,对堆积层的成因进行分析总结,将研究区第四系堆积层分为残坡积和崩滑堆积两大类,崩滑堆积又可分为顺向坡远程滑动堆积、顺向坡近距离滑动堆积、顺向坡侧向崩塌堆积和软

硬相间岩层崩滑堆积四种成因模式。

2.3.1 残坡积

指地表岩石风化后残留在原地的堆积物(图 3),可区分为机械风化作用和化学风化作用。

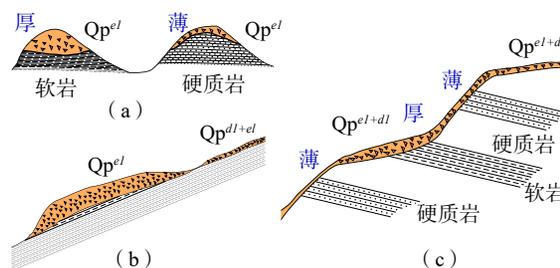


图 3 残坡积示意图

Fig. 3 Schematic diagram of residual slope

(1) 坡顶及原地残积物

由于重力和流水的搬运,宏观上沟谷及山麓地区多为冲、洪积物分布。残积物范围较为局限,山顶及未受扰动的风化原地堆积较为明显。常见的差异为较软的岩性风化堆积厚度较大,较硬的岩性厚度较薄。

(2) 斜坡上部残积物

主要为风化堆积的残积物,未受重力作用及流水侵蚀而发生崩滑运动。该处第四系堆积形态与原岩较为相似,层状结构与地层一致。多位于发生过崩滑区域的上部,且相对于中下部厚度较薄。

(3) 软硬相间岩性残积物

由于岩性差异形成的风化差异,不同的岩性处风化厚度不同,堆积形态也有所差异。整体上表现为原生堆积物在软岩处风化强烈,地形较缓且堆积较厚;在硬岩处风化较弱,地形较陡而堆积较薄。

2.3.2 崩滑堆积

指因崩塌滑坡运动造成的堆积物,原始堆积物形态发生改变。可分为顺向坡远程滑动堆积、顺向坡近距离滑动堆积、顺向坡侧向崩塌堆积和软硬相间岩层崩滑堆积四种成因模式。

(1) 顺向坡远程滑动堆积

原岩风化形成的堆积物发生远程滑动从而改变坡面原始形态。从纵剖面上来看,斜坡后部地形较缓,且堆积体较薄,主要为残留的滑坡堆积物和较薄的残坡积物;中前部由于滑坡下滑堆积,厚度较大,且易形成局部平台,主要物质为滑坡堆积物。若滑坡运动距离较大,滑坡堆积物可能覆盖坡底冲沟内的冲洪积物,甚至冲入河道,改变河道形态(图4)。

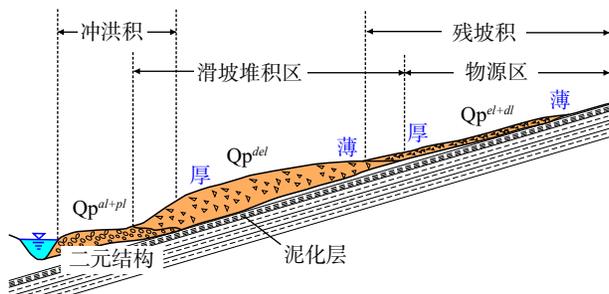


图4 顺向坡远程滑动堆积示意图

Fig. 4 Schematic diagram of long-distance sliding accumulation along the slope

(2) 顺向坡近距离滑动堆积

原岩风化形成的堆积物在内外地质作用的影响下沿软弱层面发生失稳破坏,改变原始地貌形态。原始地貌平面上为正常侵蚀堆积的山坡,沟谷之间过渡平衡,而发生滑动后横剖面中部可见明显的非正常侵蚀,堆积物下移而导致中间地形下错明显,平面上可见明显的洼地。剖面上原地形为自然过渡的缓坡,滑动部分导致前缘鼓胀、堆积较厚;后缘发生滑动出现地形下陷。坡顶为基岩,上部为风化后未完全滑动的残积物,中下部为风化后滑动堆积的滑坡堆积物,厚度较大,前部可能存在被滑坡堆积所部分覆盖的冲洪积物(图5)。

(3) 顺向坡侧向崩塌堆积

顺向坡两侧冲沟陡崖在侧向侵蚀的作用下发生崩

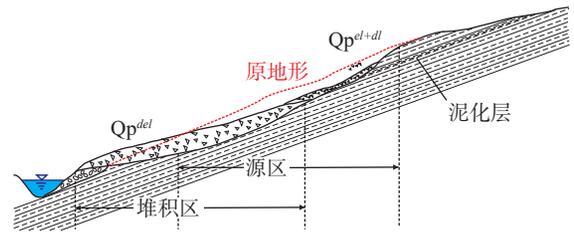


图5 顺向坡近距离滑动堆积示意图

Fig. 5 Schematic diagram of close range sliding accumulation along the slope

塌,崩积物堆积于陡崖下部,从而改变原始地貌。近崖处地形较陡,堆积层厚度较薄;随陡崖向外地形逐渐变缓,堆积厚度增厚;由于崩积物运动能量有限,远处堆积厚度逐渐变薄直到停止运动。由于崩积物粒径差异大,其形成的堆积结构特点明显,粒径较大的崩积物运动距离较大,多堆积于中前部,形成整体上前粗后细的堆积特点(图6)。

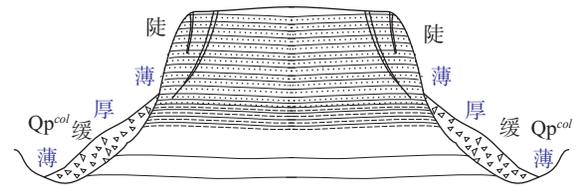


图6 顺向坡侧向崩塌堆积示意图

Fig. 6 Schematic diagram of lateral collapse and accumulation along the slope

(4) 软硬相间岩层崩滑堆积

软硬相间地层且临空条件较好,存在明显的差异风化特征,导致地形上出现了多级陡缓相间的差异变化,且不同位置堆积厚度及范围不同。平台堆积物厚度与陡崖的剖面形态相关,可分为三种类型:①坡下坡上陡崖高度一致,侧向的侵蚀范围相当,堆积厚度一定,以崩积物为主;②坡下陡崖高于坡下时,坡下堆积范围较坡上大,且厚度较大,以崩积物为主;③当侧向侵蚀同时存在滑坡时,坡上以崩积物为主,坡下滑动区则下伏滑坡堆积物,上覆新生崩积物(图7)。

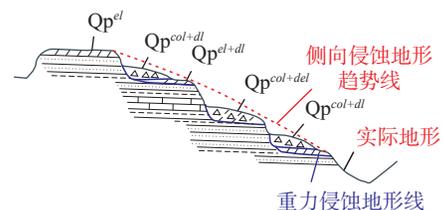


图7 软弱相间岩层分布模式示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the distribution mode of soft and weak alternating rock formation

3 堆积物关联准则挖掘与预测

3.1 堆积层厚度影响因子

在研究区野外调查获得的 192 个堆积层厚度数据点的基础上, 结合上述堆积层成因模式, 添加包含 0 点和非 0 点在内的堆积层厚度控制点, 累计共得到 1 211 个数据样本点。根据堆积层成因模式和堆积特点, 本文

考虑了坡度、坡向、流向、地形起伏、剖面曲率、斜坡结构等 13 个影响因子。采用 ArcGIS 软件对研究区的 1 : 10 000 地形图进行栅格划分, 并对上述 13 个因子进行提取并分级, 统计各调查点的堆积层厚度, 分析堆积层厚度的分布规律。本文选取坡度、坡向、流向、高程、地形起伏、剖面曲率、斜坡结构六个因子进行分析 (图 8)。

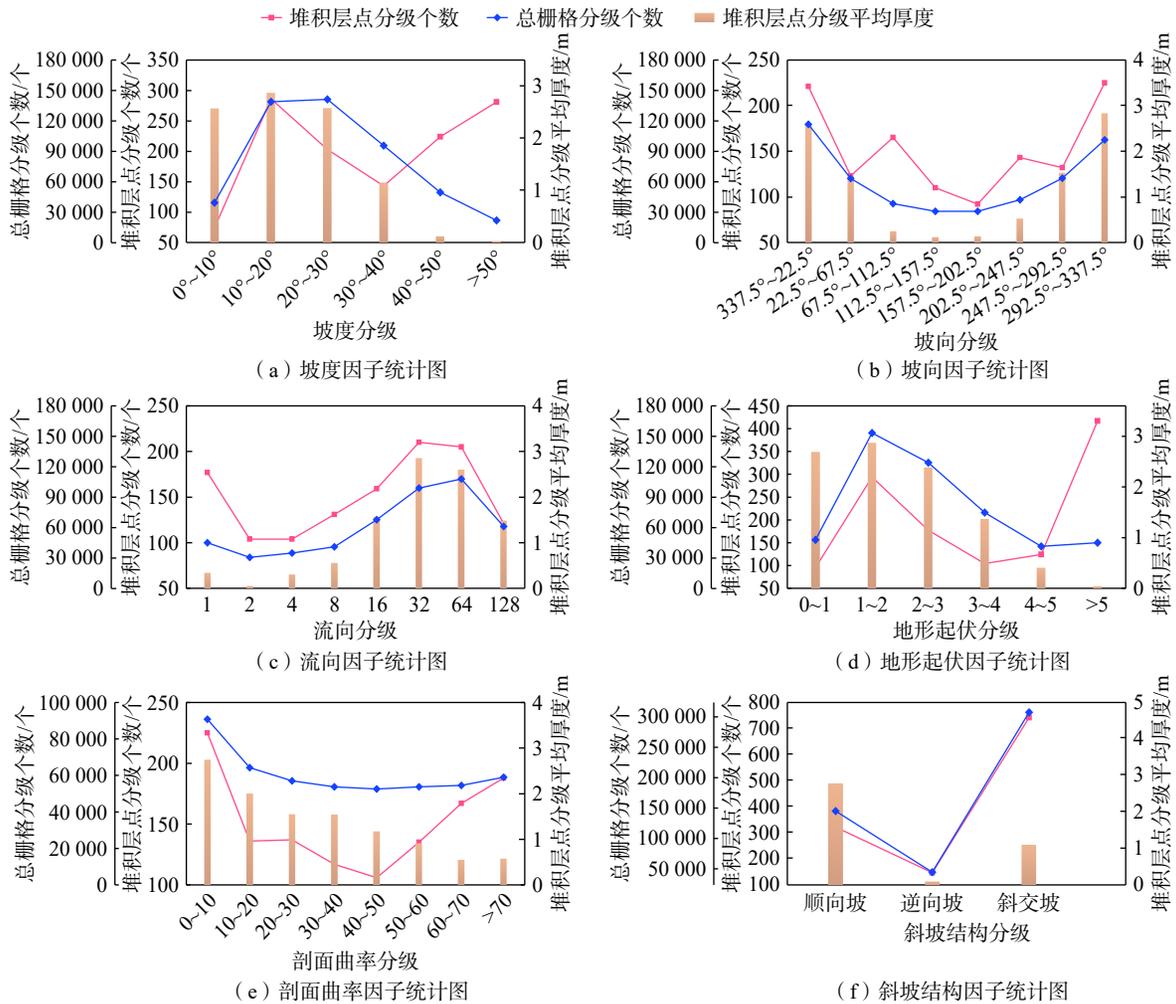


图 8 各因子统计图

Fig. 8 Statistical chart of each factor

(1) 坡度

从坡度因子图可以看出, 研究区坡度主要集中在 10° ~ 40° 范围内, 该坡度范围内堆积层平均厚度为 2.5 ~ 3.0 m。从堆积层平均厚度可以看出, 堆积层厚度与坡度成反比, 在坡度大于 50° 时, 堆积层厚度接近 0, 而在 0 ~ 40° 范围内, 堆积层厚度大于 1.0 m, 这表明在坡度低的地方, 土层更容易堆积保留, 从而形成一定的堆积层厚度, 见图 8(a)。

(2) 坡向

从坡向因子图中可以看出, 研究区内整体呈现出越接近于南北向的地方土层厚度越大的规律, 在坡向近东西的区域内, 堆积层的厚度普遍较小, 通常小于 0.5 m, 在坡向为南北向的区域内堆积层的平均厚度达到最大值, 通常在 1.5 ~ 2 m。此规律与研究区内的地形地貌相吻合, 研究区内坡向基本都是沿南北向分布, 土体的崩滑运动主要也是沿这个方向发展, 从而使土体在此方向

上的堆积厚度大于其他方向,见图8(b)。

(3)流向

从流向因子图可以看出,堆积层平均厚度在大体上呈现出越容易向北汇水的区域堆积层厚度越厚,这与坡向因子相似,当堆积层点向北汇水时,该点更可能位于顺向坡内,而顺向坡更易发生崩滑运动,从而造成向北汇水点的堆积层厚度更厚,见图8(c)。

(4)地形起伏

从地形起伏因子可以看出,堆积层厚度分布规律与坡度因子完全一致,与地形起伏程度呈反比,地形起伏越小的区域内,土体越容易堆积,堆积层平均厚度在2.5~3 m之内,而当地形起伏达到4 m时,堆积层平均厚度仅为0.5 m,地形起伏超过5 m时,堆积层难以形成,平均厚度接近0。该规律与研究区地形相符合,由于研究区位于山区,地形起伏较大的区域往往也是坡度较大的区域,受地形限制,土体难以堆积,见图8(d)。

(5)剖面曲率

从剖面曲率因子可以看出,堆积层调查点主要集中在0~10、60~70、>70三个分级内。堆积层厚度分布呈现出与剖面曲率呈反比的规律,当剖面曲率位于0~10之内时,堆积层平均厚度达2.5~3 m,而当剖面曲率达到70时,厚度仅有0.5 m。剖面曲率大代表地表高程变化率大,即地势急剧变化,因此土层难以堆积保留,见图8(e)。

(6)斜坡结构

从斜坡结构因子可以看出,研究区主要为斜交坡和顺向坡。从堆积层厚度上看,土体在顺向坡中更容易堆积,从而形成一定的堆积层,顺向坡中的堆积层厚度在2.5~3 m之间,而斜交坡中堆积层厚度仅为1 m左右。这与地形作用息息相关,在顺向坡中,山体上部的土体由于崩滑等一系列作用从而向下移动,在顺向坡中往下堆积,从而在下部容易形成一定厚度的堆积层,见图8(f)。

3.2 关联准则挖掘

采用GRA(Grey relation analysis)和MIC(Maximal information coefficient)两种算法来分析上述13个影响因素与堆积层厚度的相关性,计算结果如表1所示。根据计算结果,各因子与堆积层厚度的GRA值差异不大,但是对于MIC算法,因子1、2、3、6、10、12与堆积层厚度的MIC值均大于0.2,表示具有较强的相关性。因此,本文选取以上6个因子(坡度、坡向、流向、地形起伏、剖面曲率、斜坡结构)作为关联前项,堆积层厚度作为关联后项,根据已知样本点数据挖掘两者的

表1 各因子与堆积层厚度相关性指标

Table 1 Correlation index between each factor and accumulation layer thickness

因子		GRA	MIC
因子1	坡度	0.692 3	0.697 7
因子2	坡向	0.687 8	0.528 5
因子3	流向	0.867 3	0.469 6
因子4	高程	0.705 0	0.075 2
因子5	汇水条件	0.634 9	0.041 7
因子6	地形起伏	0.685 6	0.693 3
因子7	地层	0.754 6	0.048 6
因子8	距水系距离	0.636 6	0.052 5
因子9	距陡崖距离	0.606 3	0.063 7
因子10	剖面曲率	0.695 3	0.214 1
因子11	平面曲率	0.678 3	0.078 4
因子12	斜坡结构	0.636 4	0.327 1
因子13	植被覆盖	0.644 0	0.094 3

关联准则。

由于数据挖掘中Apriori算法仅能处理离散型变量,因此,需要对影响因子进行聚类。采用两步聚类算法对坡度、坡向、流向、地形起伏、剖面曲率、斜坡结构6个因子进行聚类,如表2所示。堆积层厚度按照(0~2 m)、(2~4 m)、(4~6 m)、(6~8 m)、(>8 m)划分为HD1、HD2、HD3、HD4、HD5五类。

表2 各因子属性指标

Table 2 Attribute indicators of each factor

因子	属性	类别	
因子1	坡度	0~20°	F11
		20°~40°	F12
		>40°	F13
因子2	坡向	337.5°~67.5°	F21
		67.5°~157.5°	F22
		157.5°~247.5°	F23
		247.5°~337.5°	F24
因子3	流向	1&2	F31
		4&8	F32
		16&32	F33
		64&128	F34
因子6	地形起伏	0~2	F61
		2~4	F62
		>4	F63
因子10	剖面曲率	0~20	F101
		20~40	F102
		40~60	F103
		>60	F104
因子12	斜坡结构	顺向坡	F121
		逆向坡	F122
		斜交坡	F123

根据已知样本点数据, 以上述六个影响因子作为关联前项, 堆积层厚度作为关联后项, 设定支持度阈值为 0, 置信度阈值为 100%, 以前项最大为 3 生成堆积层厚度与影响因子的关联准则。共生成关联准则 193 条(部分准则如表 3 所示)。从关联准则可以看出, 当堆积层

厚度大于 2 m 时, 坡度小于 40°、地形起伏小于 4 m, 而当堆积层厚度小于 2 m 时, 坡度大于 40°、地形起伏大于 4 m, 说明坡度和地形起伏是造成堆积层厚度空间分布差异的主要因素。

表 3 堆积层厚度关联准则

Table 3 Association criterion of accumulation layer thickness

规则 ID	规则	支持度/%	置信度/%
1	YZ3=F31 & YZ6=F62 & YZ2=F21⇒HD5	0.08	100.00
2	YZ3=F31 & YZ2=F21 & YZ1=F12⇒HD5	0.08	100.00
3	YZ2=F22 & YZ3=F34 & YZ1=F11⇒HD3	0.08	100.00
4	YZ2=F22 & YZ3=F34 & YZ6=F61⇒HD3	0.08	100.00
5	YZ3=F34 & YZ1=F12 & YZ2=F24⇒HD2	0.17	100.00
6	YZ2=F23 & YZ10=F102 & YZ1=F11⇒HD2	0.08	100.00
7	YZ10=F102 & YZ2=F22 & YZ1=F11⇒HD2	0.08	100.00
8	YZ3=F31 & YZ6=F63⇒HD1	18.58	100.00
9	YZ3=F31 & YZ1=F13 & YZ6=F63⇒HD1	17.18	100.00
10	YZ2=F22 & YZ1=F13 & YZ6=F63⇒HD1	17.01	100.00

3.3 堆积物厚度预测

研究区共划分了 486 097 个栅格点, 其中 1 211 个堆积层调查点, 484 886 个预测栅格点。从 1 211 个调查点中, 随机选取 1 011 个点作为训练样本, 剩余 200 个作为测试样本, 484 886 个未知堆积层厚度的栅格点作为预测样本, 分别采用 PSO-SVM、GA-SVM、GWO-SVM 3 种机器学习模型对研究区堆积层厚度分布开展

训练及预测。采用 PSO、GA、GWO 三种算法对 SVM 模型进行三参数寻优, 各种优化方法的搜索区间如下: 惩罚因子 $C = [0.01, 100]$; 核函数参数 $g = [0.01, 100]$; 不敏感参数 $\epsilon = [0.001, 1]$, 其中 GWO 算法的寻优结果为: $C = 25.61, g = 0.054, \epsilon = 0.131$ 。各模型测试结果及精度如图 9、表 4 所示。

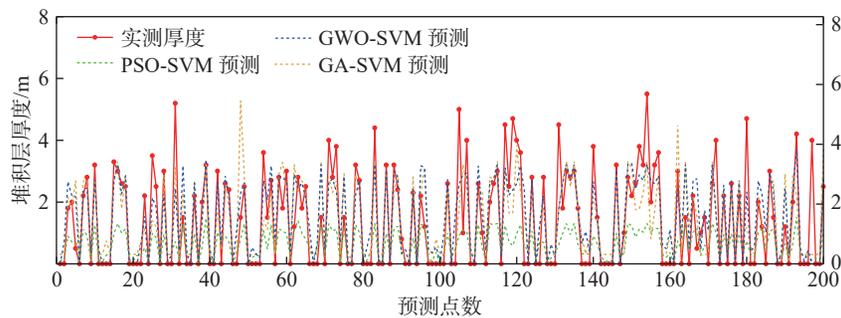


图 9 各模型测试结果对比(测试样本)

Fig. 9 Comparison of test results of each model (test samples)

表 4 各模型预测精度对比

Table 4 Comparison of prediction accuracy of each model

预测模型	MSE	RMSE	Q	C	平均厚度/m
PSO-SVM	401.22	1.42	0.47	0.79	1.49
GA-SVM	198.57	1.00	0.23	0.76	1.76
GWO-SVM	152.24	0.87	0.19	0.83	1.83

采用上述 3 种模型对区域堆积层厚度进行预测, 预测结果如图 10 所示。根据图 9 和表 4 可知, GWO-SVM 模型的测试结果与实际最为吻合, 预测结果 MSE

为 152.24, RMSE 为 0.87, 精度最佳。另外, 采用 GWO-SVM 的全区堆积层厚度预测结果平均值为 1.83 m, 与现场实际调查的结果较为相符(根据调查点数据, 堆积层平均厚度为 1.43 m)。因此, 选取 GWO-SVM 模型得到的区域堆积层厚度分布图为最终结果, 如图 10(c) 所示。

由图 10(c)可知, 颜色较深区域为堆积层厚度较薄地区, 对应于研究区坡度较陡以及陡崖带附近, 与上述

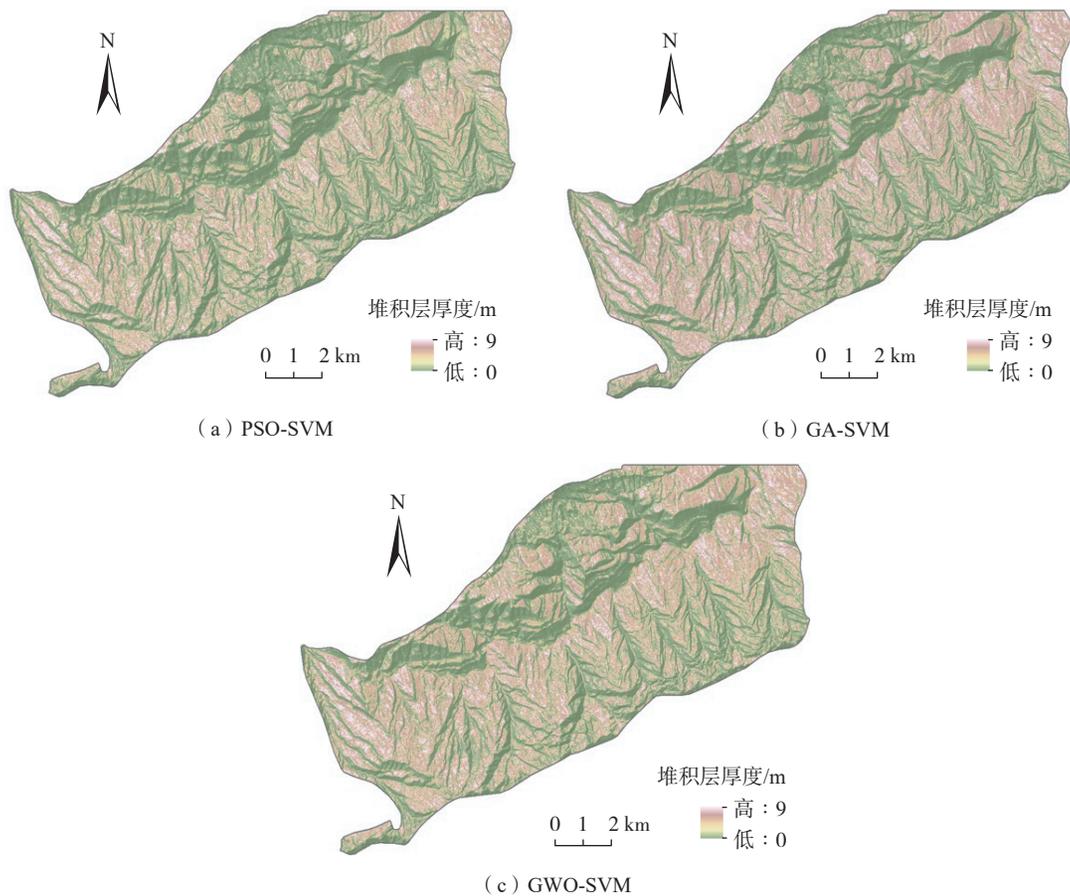


图 10 各模型的区域堆积层厚度预测结果

Fig. 10 Prediction results of regional accumulation layer thickness of each model

坡度越大堆积层厚度越小的规律相符;从近陡崖处到远离陡崖的位置,堆积层厚度呈现出薄-厚-薄的规律;总体沿南北方向呈条带状分布,与研究区地形地貌相契合,在坡脚处堆积较厚。

4 结论

(1)万州区铁峰乡第四系堆积层可分为残坡积和崩滑堆积两类,崩滑堆积有四种成因模式,分别为:顺向坡远程滑动堆积、顺向坡近距离滑动堆积、顺向坡侧向崩塌堆积和软硬相间岩层崩滑堆积。

(2)堆积层厚度与六种因子表现出较强的相关性:坡向、坡度、流向、地形起伏、剖面曲率和斜坡结构。其中坡度和地形起伏是造成堆积层厚度空间分布差异的主要因素。

(3)采用三种机器学习模型对铁峰乡堆积层厚度进行预测,结果显示 GWO-SVM 模型的预测结果与实际最为吻合,表明该方法可较好地应用于区域第四系堆积层厚度预测,为滑坡灾害识别提供更为可靠的依据。

参考文献(References):

- [1] 王强,吴炳方,朱亮.土壤厚度研究进展[J].安徽农业科学,2012,40(9):5273-5277. [WANG Qiang, WU Bingfang, ZHU Liang. Review of soil depth[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2012, 40(9): 5273-5277. (in Chinese with English abstract)]
- [2] 李岩,尚士友,阿拉塔其其格,等.典型草原栗钙土层厚度空间插值方法研究[J].中国农业化学报,2015,36(1):344-348. [LI Yan, SHANG Shiyu, A Lataqiige, et al. Research of spatial interpolation methods of typical grassland chestnut soil thickness[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(1): 344-348. (in Chinese with English abstract)]
- [3] 王桂林,向林川,孙帆.粒子群优化协同克里金法在确定山地斜坡土层厚度中的应用[J].土木建筑与环境工程,2018,40(6):60-66. [WANG Guilin, XIANG Linchuan, SUN Fan. Application of cooperative Kriging method based on particle swarm optimization in estimation slope soil thickness[J]. Journal of Civil, Architectural & Environmental Engineering, 2018, 40(6): 60-66. (in Chinese with English abstract)]

- abstract]
- [4] SCARPONE C, SCHMIDT M G, BULMER C E, et al. Modelling soil thickness in the critical zone for Southern British Columbia [J]. *Geoderma*, 2016, 282: 59 – 69.
- [5] PRADHAN A M S, KIM Y T. Development and evaluation of relative relief based soil thickness model: A comparative study in hilly terrain, south Korea [J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2021, 25(6): 2186 – 2198.
- [6] LI X C, LUO J H, JIN X L, et al. Improving soil thickness estimations based on multiple environmental variables with stacking ensemble methods [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(21): 3609.
- [7] 刘磊, 殷坤龙, 张俊. 三峡库区万州主城区第四系堆积层厚度的估算方法及应用 [J]. *地质科技情报*, 2016, 35(1): 177 – 183. [LIU Lei, YIN Kunlong, ZHANG Jun. Estimation method of the quaternary deposits thickness and its application in Wanzhou central district, Three Gorges Reservoir region [J]. *Geological Science and Technology Information*, 2016, 35(1): 177 – 183. (in Chinese with English abstract)]
- [8] 段贵娟, 李飒, 孙立强, 等. 基于水平相关距离的土层厚度区域评价方法研究 [J]. *水力发电学报*, 2021, 40(2): 177 – 186. [DUAN Guijuan, LI Sa, SUN Liqiang, et al. Study of soil thickness regional evaluation using horizontal scales of fluctuation [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2021, 40(2): 177 – 186. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 邵晨灿, 向喜琼. 基于成因分类的土层厚度空间分布研究 [J]. *中国水运(下半月)*, 2021, 21(3): 115 – 117. [SHAO Chencan, XIANG Xiqiong. Study on spatial distribution of soil thickness based on genetic classification [J]. *China Water Transport*, 2021, 21(3): 115 – 117. (in Chinese)]
- [10] WANG Q, WU B F, STEIN A, et al. Soil depth spatial prediction by fuzzy soil-landscape model [J]. *Journal of Soils and Sediments*, 2018, 18(3): 1041 – 1051.
- [11] AKUMU C E, WOODS M, JOHNSON J A, et al. GIS-fuzzy logic technique in modeling soil depth classes: Using parts of the Clay Belt and Hornepayne region in Ontario, Canada as a case study [J]. *Geoderma*, 2016, 283: 78 – 87.
- [12] CHENG W, ZHU A X, QIN C Z, et al. Updating conventional soil maps by mining soil-environment relationships from individual soil polygons [J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2019, 18(2): 265 – 278.
- [13] AGRAWAL R, IMIELIŃSKI T, SWAMI A. Mining association rules between sets of items in large databases [C] // *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data*. Washington, D. C. , USA. New York: ACM, 1993: 207-216.
- [14] VAPNIK V N. *The nature of statistical learning theory* [M]. New York: Springer , 2000.