



Research
Efficient Exploitation of Deep Mineral Resources—Article

数字采矿技术在岩爆风险评估中的应用

Luis Ribeiro e Sousa^{a,*}, Tiago Miranda^b, Rita Leal e Sousa^c, Joaquim Tinoco^b

^a State Key Laboratory for GeoMechanics and Deep Underground Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China

^b Institute for Sustainability and Innovation in Structural Engineering, Department of Civil Engineering, University of Minho, Campus de Azurém, Guimarães 4800-058, Portugal

^c Masdar Institute of Science and Technology, Masdar City, Abu Dhabi, UAE

ARTICLE INFO

Article history:

Received 28 April 2017

Revised 6 July 2017

Accepted 7 July 2017

Available online 31 July 2017

关键词

岩爆

数字采矿

贝叶斯网络

原位数据库

摘要

目前在世界范围内的很多地下矿山，岩爆已经成为一个与矿山采矿生产密切相关的重要现象。深入理解这类现象，不仅有助于岩爆管理，而且还有可能节约采矿成本，减少人身伤亡事故。其中，实验室实验是深入研究岩爆机理的一个重要途径。在本文作者前期的研究中，已经建立了实验室岩爆实验数据库。与此同时，借助于数字采矿技术，也建立了岩爆最大应力和岩爆风险指数的预测模型。为实现基于矿地质条件和矿山井巷建筑结构特性对岩爆类型即岩爆强度等级的准确预测，本文的重点是，基于对岩爆实例的分析来建立岩爆影响矩阵，明确岩爆现象的诱发因子，并厘清这些影响因子之间的相互关系。运用人工神经网络(ANN)和初始贝叶斯分类器等数字矿山技术，对矿山岩爆数据库进行了更深入的研究。最后给出了研究得出的各项结论。

© 2017 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of the Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

在处于深部开采的地下矿山和其他地下结构工程中，安全事故及与之相关的问题时常发生。因此，需要制定并完善相应的风险分析步骤，以求最大限度地减少这类事故和问题的发生。风险的性质往往十分复杂，它一般取决于两方面的因素：一是事故本身及其外在影响；二是决定破坏性后果发生概率的影响因子(vulnerability factors)[1–3]。很多研究者曾经对搜集到的矿山开拓和回采过程中发生岩爆事故的相关数据资料进行分析，并公开发表了相关的研究报告[2,4]。岩爆是巷道掘

进过程中可发生的一类工程事故，其原因是岩体或致脆性岩石中的应力超过了岩石自身的强度。换言之，当应力超过介质的抗压强度时，即可发生岩爆现象。岩爆的表现包括岩石片落和岩体突然且强烈的破坏。由于岩石中的应力随深度的增大而增大，所以深度是决定岩爆发生与否的一个重要因素。

在采矿实践中，人们也注意到诸如热灾以及爆破形成空间导致的问题。在中国矿山，爆破、气体爆炸和火灾是最常发生的三种灾害现象。而在深部开采时，极深部开挖引起的岩体大变形和超压也可导致岩爆等严重问题。因此，从力学角度对深部开采进行深入研究，具有

* Corresponding author.

E-mail address: sousa-scu@hotmail.com

重要意义[5]。

风险评估工作的基本目标是避免地下施工过程中发生事故。通过在项目全程应用系统性的技术,有可能实现对风险评估工作具体步骤的优化,清晰确认潜在问题,从而能够适时地制定出合适的风险规避措施。因此,自20世纪90年代后期,风险管理已经开始成为绝大多数地下施工项目不可或缺的内容[1,2,6]。

在中国锦屏水电站II期项目的一些地下结构施工过程中,曾经发生过几次岩爆现象,给工程师提出了严峻的课题[7-9]。为此,政府曾就灾害评价、灾害善后措施以及岩爆已发区域基建工作指导原则等工作,主导实施了一个大规模的研究项目。该项目的内容之一是建立岩爆信息数据库,对已发生岩爆现象进行准确描述。这样一个关于岩爆的数据库,可通过应用数字矿山技术来确定岩爆的发生概率与特征(如类型、地点、深度和宽度及延续时间等)[10-14]。

通过我们对这些岩爆现象的研究,发现岩爆的主要机制往往与矿柱和采空区一类当地的地下结构和地质条件密切相关[15,16]。岩爆按成因可分为应变型、矿柱型和断层滑移型[17,18]。岩爆现象通常发生于矿山的开采过程中,但也可发生于诸如深部隧道等地下结构的施工过程中。其中,最为常见的岩爆是应变型岩爆,尽管压裂和表面崩落也时有发生。此外,在应力低、变形小的岩层中,则可由爆破、矿体崩落或邻近隧道工程而引发冲击型岩爆。

本文的重点是对不同类型岩爆现象的危险性进行评估,然后探讨各种岩爆现象对地下采矿及其他地下工程的影响。对上述作者建立的两个岩爆数据库进行了讨论。第一个数据库包含了实验室岩爆实验数据集,这些实验是在位于北京的深部岩土力学与地下工程国家重点实验室(SKL-GDUE)进行的,并见刊于地质和岩土工程技术灾害研究领域的专业期刊《工程地质》(Engineering Geology)[6]。第二个数据库包含了世界范围内矿山及其他地下工程中发生岩爆现象的相关信息。基于对第二个数据库的研究,确定了与岩爆有关联或影响岩爆的因素,同时确定了这些因素之间的关系。最后,将多种数字矿山技术应用于岩爆数据库,建立了岩爆指数与类型预报模型。详细内容见第3、第4节,其中对不同的技术进行了比较。

2. 地质工程中的数字化采矿建模

在地质工程中预测岩土工程结构的表现往往十分复

杂。在采矿的挖掘过程,其复杂性更为严重。这种复杂性主要源于岩体特性的不确定性。如果能够得到大量岩土工程数据,有助于降低重要建设项目技术参数选取过程中的不确定性[19]。在可能发生岩爆的场合,评估这些问题的难度将更大。

这些数据可以给出关于趋势和模式的有用信息,以用于决策和过程优化。因此,需要确定数据收集与组织及数据表达的标准方法。数字化矿山技术是人工智能和模式识别领域里的一种自动化工具,能够帮助我们发见潜在的知识[20-23]。数字化采矿则是计算机科学的一个领域,具体涉及统计学、数据管理、数据库、机器学习、人工智能以及模式识别等。规范和完整的分析过程称为基于数据库的知识发现(KDD),它会给出将数据转化为知识的主要步骤。KDD过程包括图1所示的各个步骤[20]:目标数据库(内存数据库)集合、数据仓库、基于数字化采矿过程的数据形式转换、数字化采矿处理工具的选择、数字化采矿关系识别(类、簇、关联)、结果解释以及新发现知识的固化。

目前出现的数字化采矿技术有多种,其作用与能力各异。其中包括决策树(DT)和规则归纳法、神经网络、模糊建模、支持向量机(SVM)、 k -近邻算法(k -NN)、贝叶斯网络(BN)、基于实例的算法和学习分类器系统等其他方法[24-27]。

运用规范KDD框架研究岩石力学相关活动的案例仍不常见,然而,使用该框架可以帮助洞察对岩体行为影响最大的参数。该应用的一个重要案例就是位于美国前霍姆斯特克金矿的深部地下科学与工程实验室进行的一项研究[28]。在这里,使用了不同的数字采矿技术的创新回归模型来分析围岩强度和变形能力,以及确定项目的地质力学指标[29]。在KDD过程中最重要的任务之一是数字采矿步骤,该步骤包括选择用于训练的学习算法并最终构建代表数据的模型。完成训练阶段后,使用

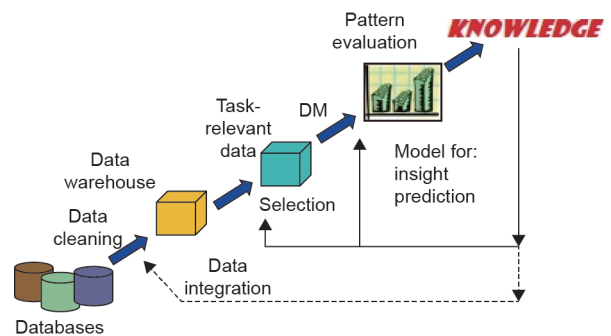


图1. 数字采矿和知识发现过程。

在学习过程中未用的测试数据集来评估所获得的模型。由于不存在可用来有效解决所有问题的通用模型，因此结果了包括不同的模型。

这里综述一些被运用于之前研究的最相关的算法。DT是一个树形图，它表示一组用于分类数据的规则，这些规则可以通过使用类标的训练数据集来学习[27]。人工神经网络(ANN)是一种依据人脑神经元运作方式建模的深度学习技术[29]。人工神经网络由多层连接的人造神经元组成，信号从第一(输入)层到最后(输出)层，形成了与脑神经元类似的结构。这些可从数据中学习的网络，在模式识别和未来事件预测的复杂应用中相当有用。SVM是通常用于数据分类和回归分析的监督学习模型。只需给定已分类的训练数据，SVM即可确定出决定边界的最佳平面(即类间的距离)[19]。最后，BN是基于特定简化假设的特定领域联合概率的图形表示[2,29]。

岩爆受到不同因素的影响。图2中的岩爆影响列出了影响岩爆概率及其潜在后果的因素[2]。该类影响图在用于分析诸如岩爆等意外事件的数字采矿模型设计中非常重要。

数字采矿在地球工程领域已成功应用于多种类型的问题[19]。在岩爆现象方面，数字采矿技术成功地应用于SKL-GDUE实验得到的岩爆实验室实验数据库[6]。图3为用于模拟岩爆的三轴岩石实验机[6,30]，该设备可进行真三轴实验。实验中，试样的一个表面可立即从真三轴压缩状态卸载，这样便可模拟地下开挖时自由开挖边界处岩体的应力状态[30]。

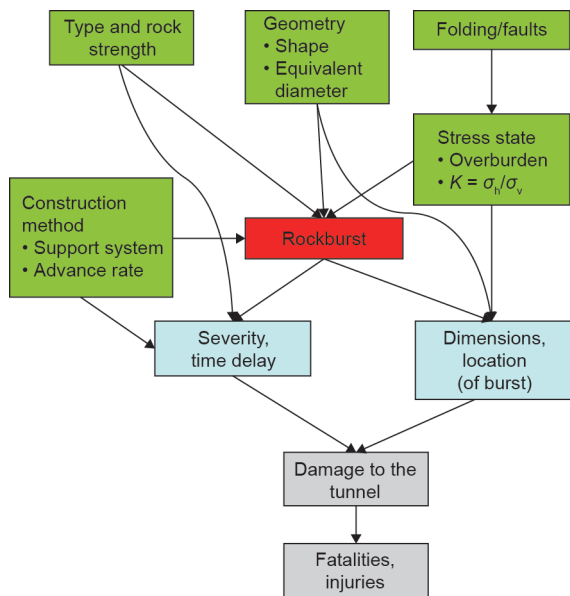


图2. 岩爆影响。

该数据库共收集了来自中国、意大利、加拿大和伊朗的139例不同岩石类型样本。建立并使用了两个指标：① σ_{RB} ，岩爆最大应力；② I_{RB} ，岩爆风险指数。这些指标的含义在He等[6]的文章中有详细的描述。将DM技术应用于岩爆数据库，推导了 σ_{RB} 和 I_{RB} 指标的预测模型。 σ_{RB} 是由岩爆实验得到的破裂应力，而 I_{RB} 则与岩爆临界深度有关[6]。使用多元回归(MR)、ANN和SVM算法建立了新的模型。

3. 岩爆现象数据库与数字采矿

通过对文献的广泛研究收集了在隧道施工/采矿过程中发生的岩爆现象，并将其组织成一个数据库。对这些岩爆案例按照其几何特征、成因及后果进行分类。为了开发岩爆预测模型，将数字采矿技术应用到数据库中[31]。为了解岩爆发生的情况、震级的大小以及岩爆发生的不同后果，我们尽可能多地收集了案例的不同方面的信息，以提供岩爆发生的相关信息。为此，创建了一个包含8个方面的表单，每个方面都有一个或多个变量。这8个方面包括：①岩爆发生；②施工程序；③隧道或几何形状；④岩石强度；⑤现存的原地应力；⑥岩爆的位置和尺寸；⑦严重性和时间延迟；⑧隧道和相关设备的损坏。数据库包含60个案例——一个相对较小的数字。不过，我们相信这是未来发展更复杂模型的重要的第一步。该数据库的一个重要特点是，大多数收集的岩爆案例(91%)发生在水力发电的地下工程的建设过程中。必须强调的是，案例中有很很大一部分发生岩爆的情况都位于深部地下矿井中。所收集的数据仅限于钻爆法和隧道掘进机的开挖方式，岩爆发生的隧道形状为圆形(67%)或马蹄形(33%)。

根据中国锦屏水电站II期项目的经验[9]，对不同层次的岩爆进行了分类，如表1所示。图4展示了数据库中



图3. 岩爆实验室实验系统。

表1 不同层次岩爆的分类

	Level A	Level B	Level C	Level D
Description	Slight	Moderate	Strong	Very strong
Duration	Sporadic explosion	Long duration	Fast	Sudden
Block depth (m)	< 0.5	0.5–1.0	1.0–2.0	> 2.0
Impact in excavation	Small	Certain impact	Reasonable impact	Large impact

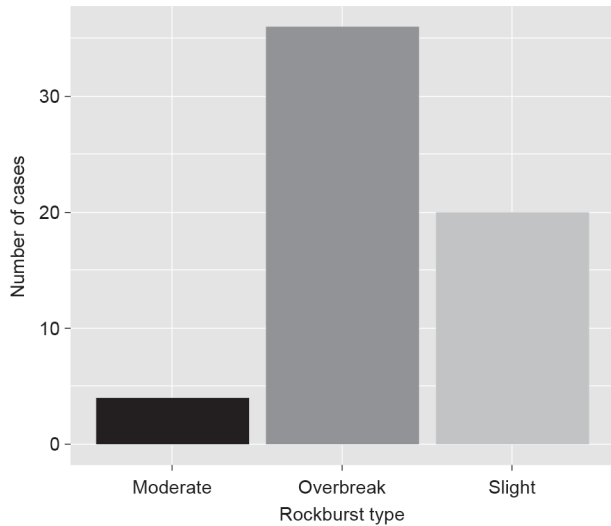


图4. 岩爆类型分布。

的案例根据岩爆类型的分布情况。在图4中，超挖情况对应于水平C和D。

为了开发岩爆预测模型，应用了一些数字采矿技术（包括DT、*k*-NN、ANN和SVM）到数据库中。R环境[32]和Cortez[33]开发的rminer包被用于所有数字采矿技术的实现。

对于现场岩爆类型的预测，考虑了一组9个变量：

- *L*: 发生长度 (m)
- *TESC*: 开挖的类型
- *TSUP*: 支护的类型
- *UCS*: 无侧限抗压强度 (MPa)
- *E*: 杨氏模量 (GPa)
- *K*: 水平与垂直应力之比 K_0
- *FORM*: 隧道的形状
- D_{eq} : 当量直径 (m)
- R_{eq} : 当量半径 (m)

这一分析的目的是开发能够对岩爆类型进行预测，并给出与地下工作有关的某些条件和特征的模型。为了验证目的，在20次运行中应用了一次留一法[34]。留一法由依次使用一个案例来测试模型，而其余案例用于确定模型的结构组成。因此，所有的数据都用于训练和测试。通过使用这种方法，拟合*N*个模型，其中，*N*是可用数据点的数量。最后的泛化估计是由所有*N*个测试样

本的计算评估指标来评估的。

为了评估和比较模型，我们使用了基于混淆矩阵的三个分类指标（图5）：召回率、准确率和 F_1 分数。召回率是指衡量某一类的多少案例被模型正确捕获的比率。换句话说，某一类的召回率由以下公式给出：

$$\text{Recall} = \frac{\text{True positives}}{\text{True positives} + \text{False negatives}} \quad (1)$$

另外，准确率是指衡量模型预测某个类别时的正确性。更具体地说，某个类的准确率由下式给出：

$$\text{Precision} = \frac{\text{True positives}}{\text{True positives} + \text{False positives}} \quad (2)$$

F_1 分数表示对于一个给定的类的召回率和准确率之间的折衷。它对应于准确率和召回率的调和平均值，根据以下公式计算：

$$F_1 \text{ score} = \frac{2\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

这三个指标的值越高，即表示预测的结果越准确。

图6显示和比较了基于召回率、准确率和 F_1 分数的数字采矿模型在预测岩爆现象中的性能。除中度岩爆水平外，所有模型都有很好的响应， F_1 分数接近100%。由于在模型训练的数据库中只有少数记录可用于预测中等水平，因此预测的中等水平的性能低下（约7%，如图4所示）在预期之中。但是，我们相信，一

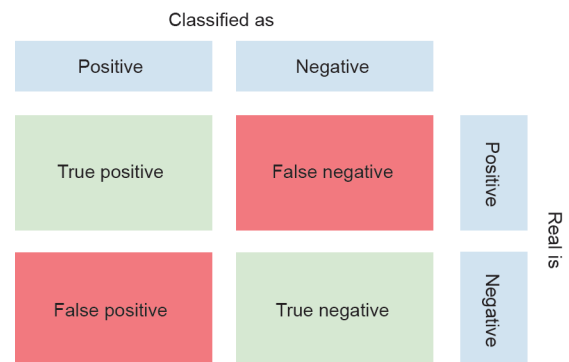


图5. 混淆矩阵的建立。

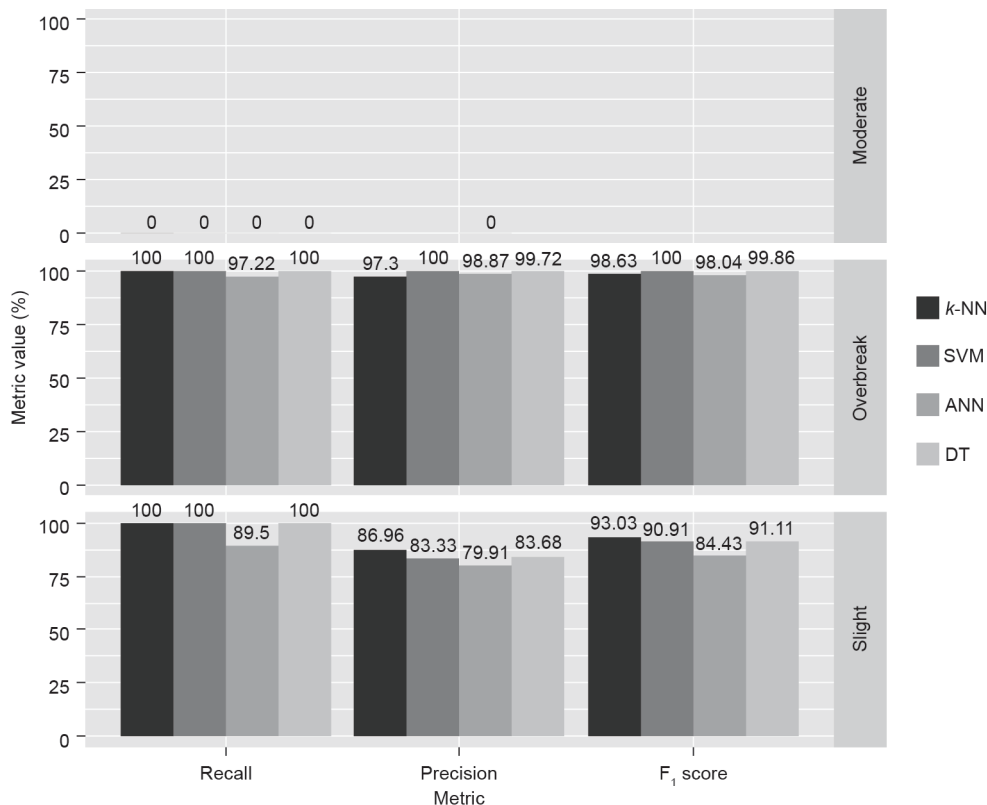


图6. 基于召回率、准确率和F₁分数矩阵用DM模型对实地岩爆预测结果的比较。

旦这个类别的数据可用，将有可能改进模型的响应。上述数字采矿技术应用的另一个结果是通过敏感性分析获得每个模型变量重要性的可能性[35]。因此，根据ANN模型，相关变量为K、TSUP和L的综合影响约为57%（图7）。

4. 贝叶斯网络分类器的应用

贝叶斯网络是在特定简化假设条件下以分布图形表示联合概率[2,36]，也被应用于数据库。它所使用的技术包括：①朴素贝叶斯分类器，它是一种基于贝叶斯定理的简单概率分类器，也是一种假设预测指标之间相互独立的特别的贝叶斯网络；②树增广朴素贝叶斯（TAN）分类器，它是朴素贝叶斯分类器的一种扩展，其中，每个属性变量在其他属性中具有一个父变量；③半朴素结构的增强型朴素贝叶斯（ANB）分类器。

通过进行几次敏感性研究，确定了岩爆类型预测中影响最大的变量。发现这些变量分别为：①TSUP；②K；③UCS；④D_{eq}和⑤ORIENT（仅用于朴素贝叶斯和TAN模型；ORIENT指的是开挖边缘岩爆方向）。图8列出了“最优”贝叶斯网络分类器。

网络使用五重交叉验证方法进行验证。不同模型的

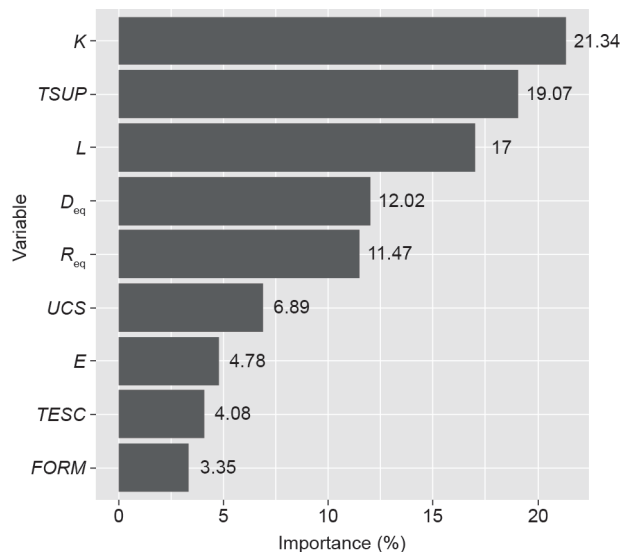


图7. 基于ANN模型各个变量的重要性。

验证结果如图9所示。可见，与其他两个模型的应用相比，应用TAN可以改善分类的结果，使之与预期更相吻合，这是因为TAN通常比标准朴素贝叶斯分类器具有更好的分类性能。朴素贝叶斯网络能非常简单地表示一个问题，尽管这可能是一个优势，但模型中所作的独立性假设往往是不正确和不现实的。考虑了模型属性间的相关性，以朴素贝叶斯网络为基础对TAN网络进行了改

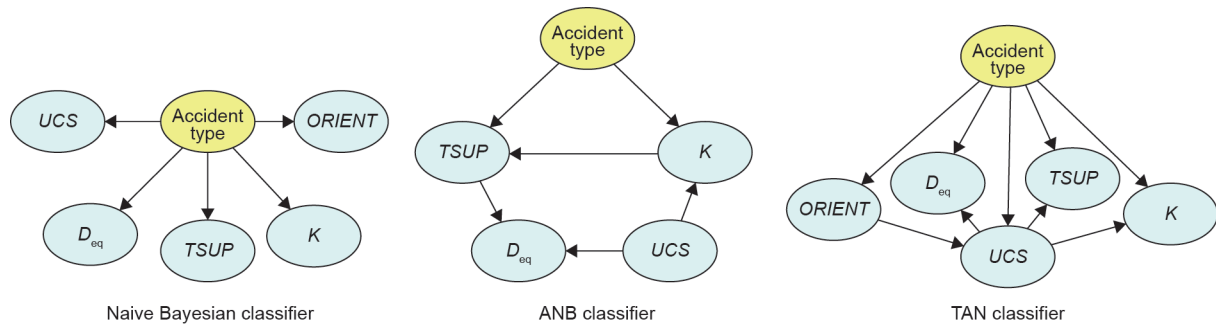


图8. 贝叶斯网络分类器。Accident type: 岩爆类型; TSUP: 支护类型; K: 水平与垂直应力之比 K_0 ; D_{eq} : 隧道当量直径; UCS: 无侧限抗压强度; ORIENT: 开挖边缘岩爆方向。

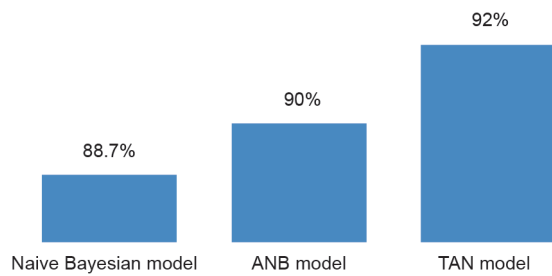


图9. 朴素贝叶斯分类模型的准确性比较。

善, 使得TAN网络比朴素贝叶斯网络更为现实。TAN网络也存在缺点: 为捕获属性之间的相关性而在变量之间添加相关性的过程, 增加了计算复杂度。

最后, 表2和表3分别给出了朴素贝叶斯模型和TAN模型的混淆矩阵(即“最优”模型的最低和最高准确度)。可以发现, 朴素贝叶斯模型对超挖的所有情况进行了分类, 而且也对83%的强烈岩爆进行了正确分类, 并分别正确地分类了25%的中等岩爆和87.5%的轻微岩爆。TAN模型表现稍好一些, 正确分类了所有超挖和强烈岩爆。但与朴素贝叶斯模型相似, TAN模型无法准确分类所有中等和轻微的岩爆。在所有案例中, 该模型仅分别正确分类了80%的中等岩爆和87.5%的轻微岩爆, 这可能是由这两类案例的数量较少导致的。但是, 我们相信今后通过扩展数据库有可能提高模型的整体准确性。

5. 结论

此前已有几种对采矿导致地表沉降进行处理的方法, 但还不能用于解决与岩爆或地震相关的问题。目前, 建模分析已经成为评估潜在不良事件的基本工具, 且其成本只占开挖作业潜在效益的一小部分。为了预判岩爆发生的可能性, 很多数值分析方法可以并且已经应用于地下工程。地震监测和深部隧道及采矿活动中的可视化

表2 朴素贝叶斯模型的混淆矩阵

		Classified as			
		Overbreak	Slight	Moderate	Strong
Real is	Overbreak	37	0	0	0
	Slight	0	7	1	0
	Moderate	1	3	1	0
	Strong	0	0	2	10

表3 TAN模型的混淆矩阵

		Classified as			
		Overbreak	Slight	Moderate	Strong
Real is	Overbreak	37	0	0	0
	Slight	0	7	1	0
	Moderate	0	1	4	0
	Strong	0	0	0	12

技术是预测潜在危险情况从而及时帮助施工队伍的高效技术手段。

岩爆的表现可包括从轻微片落到大规模岩石坠落或伴随高能释放的岩石抛掷, 并可造成毁灭性后果。已有的报道表明, 这些现象多发生于深部地下的采矿结构中, 但也可能发生如锦屏水电站II期项目的深部隧道工程中。本文强调指出了岩石三轴实验系统对于预测采矿和其他深部地下工程中以上这些类型事件的重要性。此外, 之前对岩爆测试结果的分析使得笔者能够建立岩爆最大应力和风险指数的预测模型。

为进行本次研究, 创建了一个基于世界各地矿山和其他地下工程(如地下水电系统)中已发生的岩爆事故的数据库。数据分析显示, 相当大比例的事故是由于超载造成的, 且事故一般发生在深度超过1000 m时。在给定地质和工程相关参数的前提下, 应用各种数字采矿技术, 建立了多种确定岩爆等级的预测模型。所有这些模型的准确性都较高, 从而可以确定岩爆等级预测相关的重要参数。在贝叶斯网络分类器的情况下, 模型也可识别这些变量之间的关系。

Compliance with ethics guidelines

Luis Ribeiro e Sousa, Tiago Miranda, Rita Leal e Sousa, and Joaquim Tinoco declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

References

- [1] Einstein H. Risk assessment and management in geotechnical engineering. In: Proceedings of the 8th Portuguese National Congress on Geotechnics; 2002 Apr 15–18; Lisbon, Portugal; 2002. p. 2237–62.
- [2] Sousa RL. Risk analysis for tunneling projects [dissertation]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology; 2010.
- [3] Feng XT, Jiang Q, Sousa LR, Miranda T. Underground hydroelectric power schemes. In: Sousa LR, Vargas E Jr, Fernandes MM, Azevedo R, editors Innovative numerical modelling in geomechanics. London: CRC Press; 2012. p. 13–50.
- [4] Sousa LR. Learning with accidents and damage associated to underground works. In: Matos AC, Sousa LR, Kleberger J, Pinto PL, editors Geotechnical risk in rock tunnels. London: CRC Press; 2006. p. 7–39.
- [5] He M, Xia H, Jia X, Gong W, Zhao F, Liang K. Studies on classification, criteria and control of rockbursts. *J Rock Mech Geotech Eng* 2012;4(2):97–114.
- [6] He M, Sousa LR, Miranda T, Zhu G. Rockburst laboratory tests database—Application of data mining techniques. *Eng Geol* 2015;185:116–30.
- [7] Tang C, Wang J, Zhang J. Preliminary engineering application of microseismic monitoring technique to rockburst prediction in tunneling of Jinping II project. *J Rock Mech Geotech Eng* 2010;2(3):193–208.
- [8] Feng XT, Hudson JA. Rock engineering design. London: CRC Press; 2011.
- [9] Wang J, Zeng X, Zhou J. Practices on rockburst prevention and control in headrace tunnels of Jinping II hydropower station. *J Rock Mech Geotech Eng* 2012;4(3):258–68.
- [10] He M. The mechanism of rockburst and its countermeasure of support. In: Consultation report for the key technology of safe and rapid construction for Jinping II hydropower station high overburden and long tunnels. Beijing: Chinese Society for Rock Mechanics and Engineering; 2009. p. 23–8.
- [11] Hudson J. Predicting rockburst occurrence and development of the rockburst vulnerability index (RVI). In: Consultation report for the key technology of safe and rapid construction for Jinping II hydropower station high overburden and long tunnels. Beijing: Chinese Society for Rock Mechanics and Engineering; 2009. p. 25–31.
- [12] Qian Q. The strategy for controlling water inflow. In: Consultation report for the key technology of safe and rapid construction for Jinping II hydropower station high overburden and long tunnels. Beijing: Chinese Society for Rock Mechanics and Engineering; 2009. p. 15–8.
- [13] Sousa LR. Continuing site investigation and risk assessment. In: Consultation report for the key technology of safe and rapid construction for Jinping II hydropower station high overburden and long tunnels. Beijing: Chinese Society for Rock Mechanics and Engineering; 2009. p. 1–7.
- [14] Feng X, Chen B, Li S, Zhang C, Xiao Y, Feng G, et al. Studies on the evolution process of rockbursts in deep tunnels. *J Rock Mech Geotech Eng* 2012;4(4):289–95.
- [15] Liu L, Wang X, Zhang Y, Jia Z, Duan Q. Tempo-spatial characteristics and influential factors of rockburst: A case study of transportation and drainage tunnels in Jinping II hydropower station. *J Rock Mech Geotech Eng* 2011;3(2):179–85.
- [16] Ortlepp WD, Stacey TR. Rockburst mechanisms in tunnels and shafts. *Tunn Undergr Sp Tech* 1994;9(1):59–65.
- [17] Castro LAM, Bewick RP, Carter TG. An overview of numerical modelling applied to deep mining. In: Sousa LR, Vargas E Jr, Fernandes MM, Azevedo R, editors Innovative numerical modelling in geomechanics. London: CRC Press; 2012. p. 393–414.
- [18] He MC, Jia XN, Gong WL, Liu GJ, Zhao F. A modified true triaxial test system that allows a specimen to be unloaded on one surface. In: Kwasniewski M, Li X, Takahashi M, editors True triaxial testing of rocks. London: CRC Press; 2012. p. 251–66.
- [19] Miranda T, Sousa LR. Application of data mining techniques for the development of new geomechanical characterization models for rock masses. In: Sousa LR, Vargas E Jr, Fernandes MM, Azevedo R, editors Innovative numerical modelling in geomechanics. London: CRC Press; 2012. p. 245–64.
- [20] Barai SK. Data Mining applications in transportation engineering. *Transport* 2003;18(5):216–23.
- [21] Saitta S, Kripakaran P, Raphael B, Smith IF. Improving system identification using clustering. *J Comput Civ Eng* 2008;22(5):292–302.
- [22] Witten IH, Frank E, Hall MA. Data mining: Practical machine learning tools and techniques. 3rd ed. Burlington: Morgan Kaufman Publishers; 2011.
- [23] Leskove J, Rajaraman A, Ullman J. Mining of massive datasets [Internet]. Santa Clara: Stanford University; 2014. Available from: <http://www.mmds.org/>.
- [24] Berthold MR, Hand DJ, editors. Intelligent data analysis: An introduction. 2nd ed. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg; 2003.
- [25] Adoko AC, Gokceoglu C, Wu L, Zuo QJ. Knowledge-based and data-driven fuzzy modeling for rockburst prediction. *Int J Rock Mech Min* 2013;61:86–95.
- [26] Chapman P, Clinton J, Kerber R, Khabaza T, Reinartz T, Shearer C, et al. CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide. Chicago: SPSS Inc.; 2000.
- [27] Miranda TFS. Geomechanical parameters evaluation in underground structures: Artificial intelligence, Bayesian probabilities and inverse methods [dissertation]. Guimarães: University of Minho; 2007.
- [28] McPherson B, Elsworth D, Fairhurst C, Kelsler S, Onstott T, Roggenthen W, et al. EarthLab: A subterranean laboratory and observatory to study microbial life, fluid flow, and rock deformation. A Report to the National Science Foundation. Bethesda: Geosciences Professional Services Inc.; 2003.
- [29] Sousa LR, Miranda TFS, Roggenthen W, Sousa RL. Models for geomechanical characterization of the rock mass formations at DUSEL using data mining techniques. In: Proceedings of the 46th US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium 2012 [CD-ROM]; 2012 Jun 24–27; Chicago, IL, USA. Alexandria: American Rock Mechanics Association; 2012. p. 1–14.
- [30] He M, Sousa LR. Experiments on rock burst and its control. In: AusRock 2014: Third Australasian Ground Control in Mining Conference; 2014 Nov 5–6; Sydney, Australia. Carlton: Australasian Institute of Mining and Metallurgy; 2014. p. 19–31.
- [31] Peixoto ASM. [Prediction of rockburst in underground works] [dissertation]. Porto: University of Porto; 2010. Portuguese.
- [32] R-Project.org [Internet]. Vienna: The R Foundation; c2016 [updated 2013 Jul 15, cited 2017 May 15]. Available from: <http://www.r-project.org>.
- [33] Cortez P. RMiner: Data mining with neural networks and support vector machines using R. In: Rajesh R, editor Introduction to advanced scientific softwares and toolboxes. Hong Kong: International Association of Engineers; 2010.
- [34] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction. 2nd ed. New York: Springer Science+Business Media, LLC; 2016.
- [35] Cortez P, Embrechts MJ. Using sensitivity analysis and visualization techniques to open black box data mining models. *Inform Sciences* 2013;225:1–17.
- [36] Heckerman D. Bayesian networks for data mining. *Data Min Knowl Disc* 1997;1(1):79–119.