

DOI: 10.11883/bzycj-2020-0114

基于数据挖掘技术的地下工程目标 毁伤效应计算方法*

张磊¹, 吴昊², 赵强¹, 王幸¹, 任新见¹, 王继民³, 孔德锋¹

(1. 军事科学院国防工程研究院工程防护研究所, 河南 洛阳 471023;

2. 军事科学院, 北京 100071;

3. 河海大学计算机与信息学院, 江苏 南京 211100)

摘要: 针对毁伤试验数据少、不均匀、不连续、范围窄等带来的计算精度不高的问题。研究通过数据挖掘技术进行毁伤效应计算。利用数据库管理毁伤数据, 通过数据清洗技术识别并清除数据异常点, 以保证数据库中数据的质量。建立了算法评价方法以选择最优经验算法。通过特征选择对高维毁伤数据进行降维, 确定毁伤效应的主要控制参数进行神经网络学习和 k -近邻检索。在此基础上建立基于数据融合的“三阶段”毁伤效应计算模型, 可依据试验数据、经验算法和神经网络模型进行毁伤效应计算。实际应用表明, 所提出的计算方法, 能够满足实际应用需求。

关键词: 数据挖掘; 毁伤效应; 数据质量分析; 特征选择; k -近邻检索; 神经网络

中图分类号: O381

国标学科代码: 1303520

文献标志码: A

Calculation method of damage effects of underground engineering objectives based on data mining technology

ZHANG Lei¹, WU Hao², ZHAO Qiang¹, WANG Xing¹, REN Xinjian¹, WANG Jimin³, KONG Defeng¹

(1. Institute of Defense Engineering, Academy of Military Science of PLA, Luoyang 471023, Henan, China;

2. Academy of Military Sciences, People's Liberation Army, Beijing 100071, China;

3. College of Computer and Information, Hehai University, Nanjing 211110, Jiangsu, China)

Abstract: Aiming at low calculation accuracy of damage effect caused by less data, uneven, discontinuity and narrow distribution of damage experimental data, data mining technology is introduced to calculate damage effect. The database manages damage metadata and the data cleaning technology is used to identify and eliminate dead points' data in order to control the data quality in database. An algorithm evaluation method is established to select the optimal empirical algorithm. The dimensionality reduction of high-dimensional damage data is achieved through feature selection and the main control parameters are chosen to train neural network model and k -nearest neighbor search. The “three-stage” damage effects calculation model based on data fusion has been established. The model can be used to calculate weapon damage effect based on experimental data, the empirical algorithm and the BP neural network model. The software has been developed to complete the damage calculation, and the results shows that the proposed method can meet the needs of practical application.

Keywords: data mining; damage effects; data quality analysis; feature selection; k -nearest neighbor search; neural network

武器毁伤效应是攻防双方都十分关注的基础性和共性的问题, 对武器的研制、目标的防护设计、易损性研究和毁伤评估都具有举足轻重的作用, 是承接“进攻-防守-评估”作战要素的核心环节。武器毁伤效应的主要研究手段包括实验研究、理论分析和数值模拟^[1], 其中解析法一般需对毁伤过程做一定的

* 收稿日期: 2020-04-17; 修回日期: 2020-11-26

第一作者: 张磊(1974—), 男, 博士, 副研究员, ustczhanglei@163.com

通信作者: 孔德锋(1989—), 男, 硕士, 工程师, kdf35@126.com

简化假定, 只能适用于简单条件; 数值模拟则过度依赖于算法和模型, 参数多且计算速度慢, 无法满足实战要求; 实验研究是最可靠、最常用的手段。尽管随着国防事业的发展, 我国科研人员已经积累了一定数量的实验数据(包括训练、演习和实战等数据)、经验算法和毁伤判据等效应数据, 但现有数据仍存在离散性大、数据缺失、数量少、噪声大、分布不均匀、不连续、分布范围窄等缺点, 无法支撑毁伤效应计算和评估所需, 其需要建立足够精度、宽域分布且连续的毁伤谱。数据挖掘技术的出现为此类问题的解决提供了可行途径, 数据挖掘通常又称“数据中的知识发现”, 是从大量的、有噪声的、不完全的、不连续的、模糊的、随机的实测数据中提取有效的、新颖的、潜在有用的信息的过程, 是将数据变成有价值信息的过程^[2]。近年来数据挖掘技术已经在工业意外爆炸、高速穿甲、装甲防护等领域中得到应用。He 等^[3]首次将过程挖掘技术应用于煤矿瓦斯爆炸事故的紧急救援领域, 将 2006 年至 2014 年下半年期间我国煤矿发生的 50 起重大瓦斯爆炸事故作为日志数据, 利用过程挖掘技术提取紧急救援模型并在紧急事故救援中得到成功应用。Ryan 等^[4]开发了一种多层感知器体系结构神经网络模型用于预测铝质弹丸超高速撞击 Whipple 防护盾的贯穿极限, 利用 769 次冲击试验数据训练神经网络模型, 预测精度达 92%, 高于经验方法的 71% 准确率。Ryan 等^[5]还分析了超高速撞击 Whipple 防护盾的研究中, 传统神经网络在类似高维空间问题研究中的不足(特别是当试验样本不足、分布范围窄且分布不均匀时, 神经网络预测精度会大大降低), 并提出一种通过最少量额外实验数据来补救采样不良的参数空间影响的算法。李建光等^[6]利用 RBF 神经网络模型对混凝土侵彻深度进行预测。金胜兵等^[7]利用数据挖掘技术进行了混凝土靶标侵彻深度的预测, 综合了 k -近邻(k -nearest neighbor, KNN)算法与 BP 神经网络模型, 提高了现有神经网络模型的预测精度。

在现代战争中, 大量具有战略价值的目标被移入地下, 依靠高抗力地下防护结构抵御来袭武器毁伤。为提高对地下目标的毁伤能力, 钻地武器研发和应用发展迅速。钻地武器依靠动能来穿透防护层、钻入工程内部或侵彻到地下一定深度后爆炸, 从而对目标产生毁伤, 近年来在实际战场中得到多次应用。因此, 常规钻地武器对地下目标的毁伤效应和毁伤评估一直是研究热点。杨秀敏等^[8]曾对钻地武器破坏效应的研究现状和发展进行了系统的论述, 指出常规钻地弹毁伤效应包括侵彻效应和爆炸效应, 其中爆炸效应包括岩土介质中的冲击波(即地冲击)和空气冲击波带来的两方面效应, 研究结果表明: 由于钻地武器对地下目标毁伤效应的复杂性, 以实验数据为基础的经验统计方法具有重要作用。张国星等^[9]就钻地弹侵彻地下工程目标研究现状进行了综述, 分析了实验研究、解析方法和数值模拟的优缺点, 并指出实验方法是其中最为成熟的方法, 同时也指出数值模拟方法也是重要的技术手段之一, 但计算速度仍限制了其应用。此外, 文献 [10-11] 利用数值模拟进行了钻地武器对地下工程目标的毁伤效应分析和评估, 讨论了影响毁伤效应的主要战斗部参数和目标参数。综上所述, 在钻地武器对地下目标毁伤的研究中, 特别是在实战条件下需要对战场目标的毁伤进行快速评估的情形, 实验研究以及以此为基础的经验方法是一种重要的技术途径。

目前通过数据挖掘进行毁伤效应分析, 主要是基于实验数据建立各种浅层或深层网络预测模型, 但是现有实验数据存在离散性大、缺失明显、数量少、数据噪声大、样本分布不均匀、不连续、分布范围窄等缺点, 以至于训练出来的模型无法满足参数域的需要。本文针对钻地武器对地下工程目标的毁伤, 构建基于效应试验和经验算法融合的数据挖掘毁伤效应算法: 以效应源数据为基础, 通过数据异常分析法剔除数据异常点, 建立毁伤源数据库; 针对经验算法适用范围有限、计算精度不统一等局限性, 建立经验算法评价方法, 分析不同参数域内最适用的经验算法; 利用实验数据建立神经网络预测模型; 在此基础上建立基于 k -近邻算法、经验算法和 BP 神经网络模型的毁伤效应“三阶段”算法进行钻地武器对地下工程目标毁伤效应计算。

1 源数据异常分析

源数据蕴涵分析对象运行的客观规律, 其完整性和可靠性是确保数据挖掘能否进行以及挖掘结果

能否正确的前提,因此,源数据是数据挖掘的基础和核心。以钻地武器对地下工程目标毁伤效果评价为例,分析过程中所需源数据包括图 1 所示的数据种类。

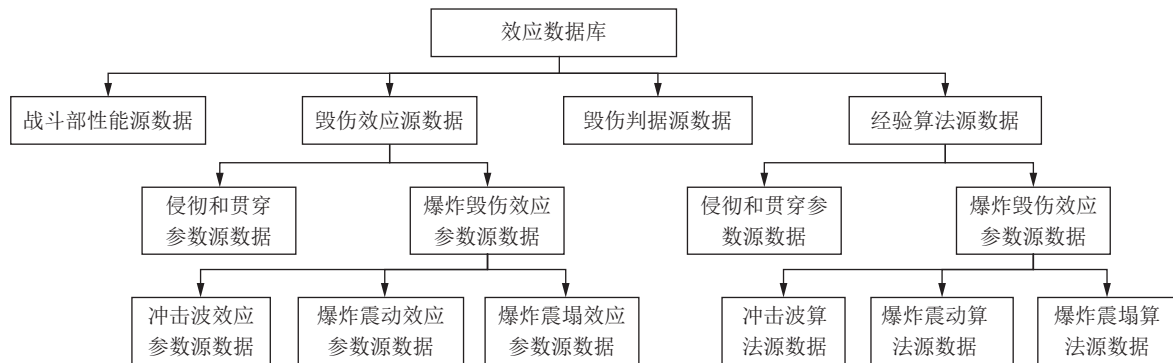


图 1 地下工程目标毁伤评估源数据结构

Fig. 1 Structure of source data for underground engineering target damage assessment

在源数据中,由于实验条件的差别、量测技术和标准的差异、实验误差、人为因素以及记录和数据录入失误等不可避免的因素,会导致一些样本不符合数据模型的一般规则,或者与其他样本存在较大的偏差,这样的样本即为“数据异常点”。异常数据会降低一些数据挖掘算法的效率,可能会在数据模型中引入非正态分布或其他的数据复杂性,从而很难以可行的计算方式找到准确的数学模型。因此,必须对进入数据库的源数据进行数据异常点的检测和清除。考虑到毁伤源数据维度高、各维度量纲和尺度不一致,且各个维度变量存在相互关联性等特点,选用马氏距离(Mahalanobis distance, 记为 d_i)作为数据异常性判断参数,计算各数据与数据集均值的距离,距离均值超过 $\pm 3\sigma$ 的数据点认为是异常数据。

给定 p 维数据集中的 n 个观测值 x_i (其中 $n \gg p$), 每个多维数据点 i 的马氏距离为

$$d_i = \sqrt{(x_i - \mu)^T S^{-1} (x_i - \mu)} \quad (1)$$

式中: μ 为均值向量, S 为协方差矩阵。图 2 为数据库中 456 个混凝土侵彻深度试验数据样本在剔除异常点前后马氏距离分布频率对比,在剔除 16 个与平均值相差超过 $\pm 3\sigma$ 数据点后,保留下的 440 个数据样本离散性明显减小,其分布也更为吻合正态分布特征,选取这些数据样本能有效消除偶然因素引起的数据异常,提高预测精度。

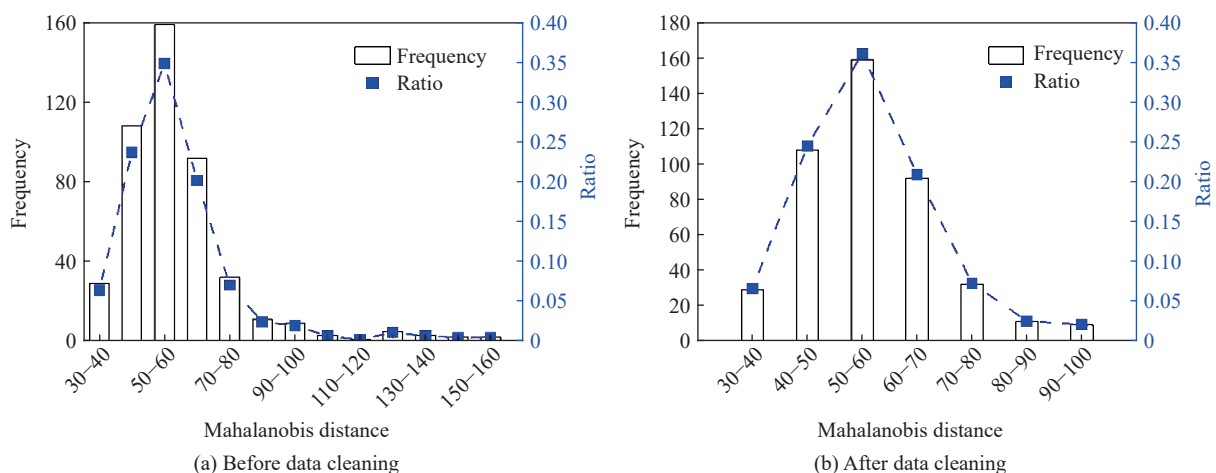


图 2 数据样本频率分布图

Fig. 2 Frequency distribution of data sample

2 经验算法评价方法

实验研究尽管存在成本高、数据不连续以及适用范围有限等缺点,但以此为基础所建立的经验公式,往往在实验数据范围内具有较高的预测精度,且其形式简单,可根据几个有限的控制参数快速给出能满足实际工程精度需求的预测结果。但经验算法也存在明显的不足,经验算法是根据大量现场或实验测试数据,借助回归、拟合等统计分析方法建立,由于现场或实验测试数据都是在某些环境因素下得到的,因而具有一定的适用范围或应用条件。如何评价这些算法在不同参数范围内的优劣,是得到相对准确预测结果的前提。

本文采用如图 3 所示的算法流程进行经验算法适用性判别。首先计算经验算法与实验数据样本的平均相对偏差,以与实验样本偏差小的算法作为最优算法;如果实验数据样本不足,再利用多个经验算法生成“伪效应试验数据”,计算不同经验算法之间的相对偏差,以相对偏差小的算法作为最佳算法;如果通过以上两个流程仍无法确定最佳算法时,则利用专业知识进行判断,分别从理论分析和使用者评价两个角度去判断算法优劣。

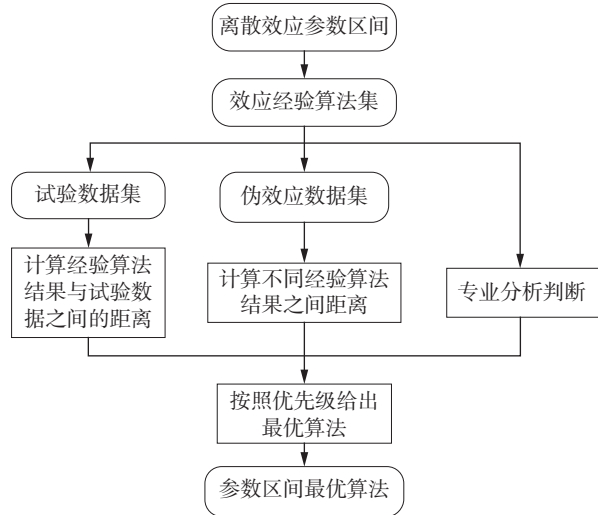


图 3 经验算法评价流程

Fig. 3 Evaluation process of empirical algorithms

3 基于 BP 神经网络的效应预测建模

3.1 BP 神经网络基本原理

BP 神经网络是应用最广泛的神经网络模型之一,其模型结构简单且具有强大的非线性映射能力,几乎可逼近所有非线性系统。它包括一个输入层、若干个隐藏层和一个输出层,输入层和输出层的节点数可以根据数据集的输入输出进行调整,隐藏层的层数和节点数可以根据训练的需要进行调整,同一层上节点不相互连接,层与层之间的神经元相互连接,网络中每一个节点都是一个独立的神经元。

BP 神经网络的训练过程是一个全局优化的问题,通过最小化损失函数,可以得到最优的网络参数,它的训练过程由信号的正向传播与反向误差传播两个部分组成。

(1) 正向传播时,样本从输入层传入,经过隐藏层节点和输出层节点的计算,并从输出层输出,每个神经元的输出为: $y_i = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta\right)$, 其中: x_i 为神经元的输入, w_i 为权值, θ 为偏置项, $f(\cdot)$ 为激活函数。在输出层常采用平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE, 记为 δ_{map})和交叉熵(cross entropy)等损失函数评估预测和真实值之间的误差,其中 MPAE 不仅适用于回归预测,且是一种相对的误差度量准则^[12],一般使用 MAPE 对连续量进行误差评价:

$$\delta_{\text{map}} = 100\% \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{p_i - t_i}{t_i} \right| \quad (2)$$

式中: p_i 为预测的效应值, t_i 为样本效应值, n 为样本数。

(2) 在误差反向传播阶段,误差从输出层输入,然后沿着梯度下降的方向向隐藏层和输入层逐层返回,并修改每一层神经元的权值和偏置项。当误差减少到可以接受的程度或训练达到指定的次数时,则模型训练停止^[13]。

钻地武器对地下工程毁的伤过程涉及侵彻贯穿、空气冲击波、爆炸震动和爆炸震塌等不同的毁伤

效应, 需对每个毁伤效应分别设计神经网络模型。为消除不同特征单位差异对模型的影响, 对各效应的主要控制参数进行无量纲化:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = Y \quad (3)$$

式中: x_1, x_2, \dots, x_n 和 Y 为无量纲化量。无量纲化可以消除各变量之间的相关关系, 同时减少模型输入变量, 降低维度。

3.2 神经网络模型结构

(1) 模型输入层

模型输入为无量纲化产生的控制参数向量 (x_1, x_2, \dots, x_n) 。

(2) 模型隐藏层

Fletcher 等^[14] 的研究表明: 一般三层的神经网络就可以逼近任意的函数, 而增加隐藏层的数量可以显著提高模型的预测精度, 但同时也会使得模型计算更加复杂, 模型训练需要更多的时间, 一般可采用经验公式计算隐藏层的数量。本文利用下式确定隐藏层的层数:

$$S_h = \log_2 N \quad (4)$$

式中: N 为输入层节点数量。在确定隐藏层的数量之后, 对于每层的神经元节点数目的确定目前没有较好的公式或方法可以参考, 实际研究中一般使用人工试错法和经验法进行结合来确定。

(3) 模型输出层

输出层神经元个数为 1, 表示输出的效应量, 即式 (3) 中的 Y 。

模型激活函数选用 Relu 矫正线性单元激活函数, 结合数值试验调整学习速率为 0.05, 既能保证训练的速度, 又能保证模型的稳定性和精确度。

3.3 模型实验验证

(1) 实验方法

以混凝土侵彻深度为例, 利用实验数据建立 BP 神经网络模型, 将主要控制参数无量纲化, 得到模型输入向量为 $X = \left(\frac{m}{\rho_t D^3}, \frac{mv^2}{\sigma D^3} \right)$, 输出为 $Y = \frac{H}{D}$ 。其中: H 为侵彻深度, $m; D$ 为弹体直径, $m; m$ 为弹头质量, $\text{kg}; \rho_t$ 为靶标密度, $\text{kg}/\text{m}^3; v$ 为速度, $\text{m}/\text{s}; \sigma$ 为靶标单轴抗压强度; $\frac{m}{\rho_t D^3}$ 表征弹体密度与靶标密度之比; $\frac{mv^2}{\sigma D^3}$ 表征单位体积内弹体动能与靶标强度之比。在验证数据集上, 分析 BP 神经网络与常用的经验算法, 包括: BRL 公式^[15]、Young 公式^[16]、NDRC 公式^[17] 以及 Forrestal 公式^[18] 的计算精度, 采用 MAPE 作为评价指标。

(2) 实验数据

从源数据库中抽取实验数据 837 条, 并通过异常分析剔除异常数据, 最后用于建模的数据为 815 条, 其中 570 条作为训练集, 245 条作为验证集。

(3) 实验结果及分析

BP 神经网络和 BRL、Young、NDRC 和 Forrestal 经验算法^[15-18] 计算后的在验证集上的 MAPE 指标见表 1。由于所选取的测试集为随机从效应数据库中抽取, 样本分布比较离散, 部分区间样本点会超出经验公式适用范围, 从而导致经验算法整体预测效果不佳, 而 BP 神经网络在测试集上的 MAPE 明显比其他四个经验公式要低, 其预测的总体效果要略优于其他四个经验公式。

表 1 经验算法和 BP 神经网络模型 MAPE 值

Table 1 MAPE values of empirical algorithms and BP neural network model

模型	$\delta_{\text{map}}/\%$	模型	$\delta_{\text{map}}/\%$
BRL公式 ^[15]	71.34	Forrestal公式 ^[18]	56.90
Young公式 ^[16]	52.76	BP预测模型	40.11
NDRC公式 ^[17]	65.92		

4 毁伤效应计算“三阶段”算法

“三阶段”数据挖掘算法充分利用了源数据、经验算法以及 BP 神经网络模型的各自优点计算毁伤效应,可提高不同参数区间的效应预测准确率。“三阶段”法的基本思想为:如果输入参数与源数据(实验数据)中的样本接近,则认为通过实验结果即可给出可靠的效应预测;如果输入参数在经验算法的适用范围,则利用经验算法可得比较准确的计算结果;否则,利用实验数据组成训练样本,通过 BP 神经网络充分挖掘数据中的规律,利用神经网络模型给出预测结果。“三阶段”法的具体步骤为:首先采用 k -近邻算法从源数据中检索与输入参数相似的效应过程,结合专业知识判断效应结果的合理性;若计算结果不满足要求,则从该参数区间中选择最优经验算法进行效应计算;若上述两种方法都无法给出合理结果,采用 BP 神经网络进行效应预测。流程如图 4 所示。

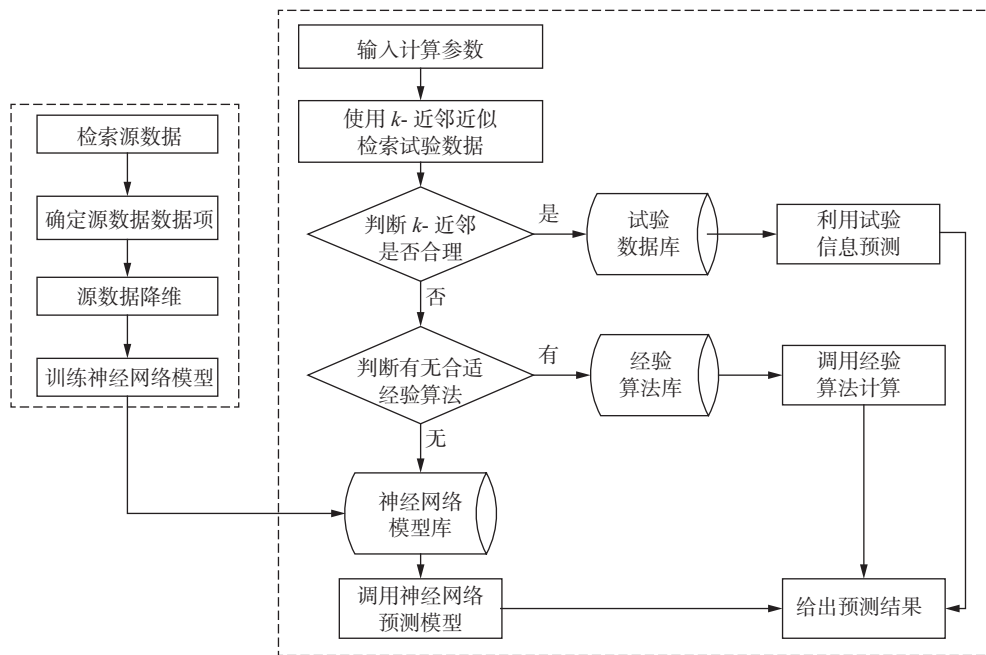


图 4 “三阶段”法毁伤效应数据挖掘流程

Fig. 4 Flow of damage effect data mining based on “three steps”

4.1 基于 k -近邻算法的毁伤效应计算

相近的输入参数,其对应的效应预测输出结果应该是相似的,因此采用 k -近邻算法^[19]从源数据中检索与输入参数相似的 k 个记录,并按照与输入参数距离的远近排列输出,供用户判断。

(1) 毁伤效应主要控制参数

毁伤效应影响因素繁多,直接采用所有影响因素进行 k -近邻检索会由于“维度灾难”导致检索效率低下以及结果不准确,因此需要对参与计算的数据进行降维。常用的数据降维方法有特征选择和特征提取,其中特征选择也称特征子集选择或属性选择,是指从已有的 M 个特征中选择 N 个特征使得特定指标最优化,是从原始特征中选择出一些最有效特征以降低数据集维度的过程;而特征提取是指利用已有的 M 个特征计算出一个抽象程度更高的包含 M 个新特征的特征集,并从中选择 N 个重要的子特征,最终被选中的每个特征都是原始 M 个特征的线性或非线形组合。本文采用特征选择进行数据降维。由于源数据实际采集的数据特征有限,而且一般常用经验算法已经比较全面地考虑了不同控制参数对效应的影响,因此,本文根据专业知识以及常用经验算法的控制变量来进行人工特征选择,确定毁伤效应的主要控制参数以达到数据降维的目的。以混凝土侵彻深度为例,通过人工选择,确定主要控制参数包括弹体质量、弹体直径、靶标强度、靶标密度和着靶速度等。

(2) 相似度量函数

本文选择欧式距离作为相似度量函数, 首先对选择的主要控制参数进行无量纲化处理, 然后利用无量纲化处理后得到的特征进行相似计算。如以侵彻深度为例, 无量纲化处理后得到参与相似度计算的向量为: $\mathbf{X} = \left(\frac{m}{\rho_1 D^3}, \frac{mv^2}{\sigma D^3} \right)$ 。基于 k -近邻的相似检索流程见图 5, 预先建立源数据的 R^* -tree 空间索引结构以及采用下界距离等方法可以提高检索效率^[20]。

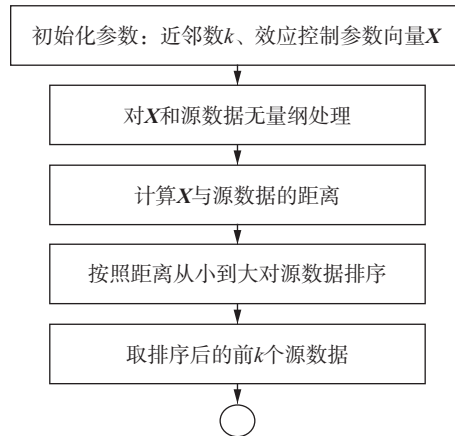


图 5 基于 KNN 的相似检索流程图

Fig. 5 Flow chart of similar searching based on KNN

如果输入参数在实验数据附近, 那么直接通过检索到的实验数据就可以给出比较准确的效应计算结果; 如果输入参数距离实验数据较远, 即使检索到输入参数的 k -近邻算法也无法得到准确的效率计算结果。为此, 就需转入第 2 步: 基于经验算法的毁伤效应计算。

4.2 基于经验算法的毁伤效应计算

利用输入参数所在参数区间的最优经验算法进行效应计算, 并人工进行结果的有效性判断。如现有经验算法无法适用或计算精度较低, 则转入第 3 步: 基于 BP 神经网络模型的毁伤效应计算。

根据钻地武器对地下坑道工程目标毁伤过程, 模型所涉及的毁伤效应算法主要包括: 岩石靶标侵彻深度算法、混凝土靶标侵彻深度算法、土靶标侵彻深度算法、分层岩土介质靶标侵彻深度算法、坑道内空气冲击波效应算法、爆炸震塌效应算法和爆炸震动效应算法。对每一类算法, 通过图 3 所示的算法评价流程, 给出参数区间最优算法作为模型算法。

4.3 基于 BP 神经网络的毁伤效应计算

由于实验数据分布范围有限, 经验算法的适用范围、计算精度有限, 以及复杂效应经验算法尚有明显缺失。因此, 在前两者都无法给出合理结果的情况下, 利用 BP 神经网络模型进行计算, 给出毁伤效应计算结果。具体建模过程已在第 3 节进行介绍。

5 算法应用

钻地战斗部对地下工程目标毁伤是由侵彻和贯穿、爆炸震动和爆炸震塌、空气冲击波等多个有着前后顺序的过程组成, 每个独立的过程对应一种毁伤元的毁伤效应。对每个过程都采用“三阶段”法进行计算, 并根据上一过程的计算结果确定下一个过程的初始条件, 所需主要参数和毁伤计算流程见图 6。根据以上计算流程, 开发计算软件。

经人工特征选择后确定的主要输入参数如表 2 所示, 主要包括弹体参数、着靶参数、坑道结构以及围岩和衬砌材料特性等参数, 其中弹体参数可根据战斗部型号由计算软件从底层数据库中自动读入, 坑道类型、围岩材料种类和衬砌材料种类根据模型所提供的参数选择。

计算软件采用图 6 中的计算流程, 首先根据弹体参数、着靶参数和围岩及衬砌材料等参数, 计算弹体侵彻深度。通过“三阶段”算法, 模型调用经验算法计算侵彻深度, 计算结果为 1.99 m。根据侵彻深度计算结果、弹着点坐标、防护层厚度等参数, 判断爆心位置为“坑道顶部防护层内爆炸”。根据图 6

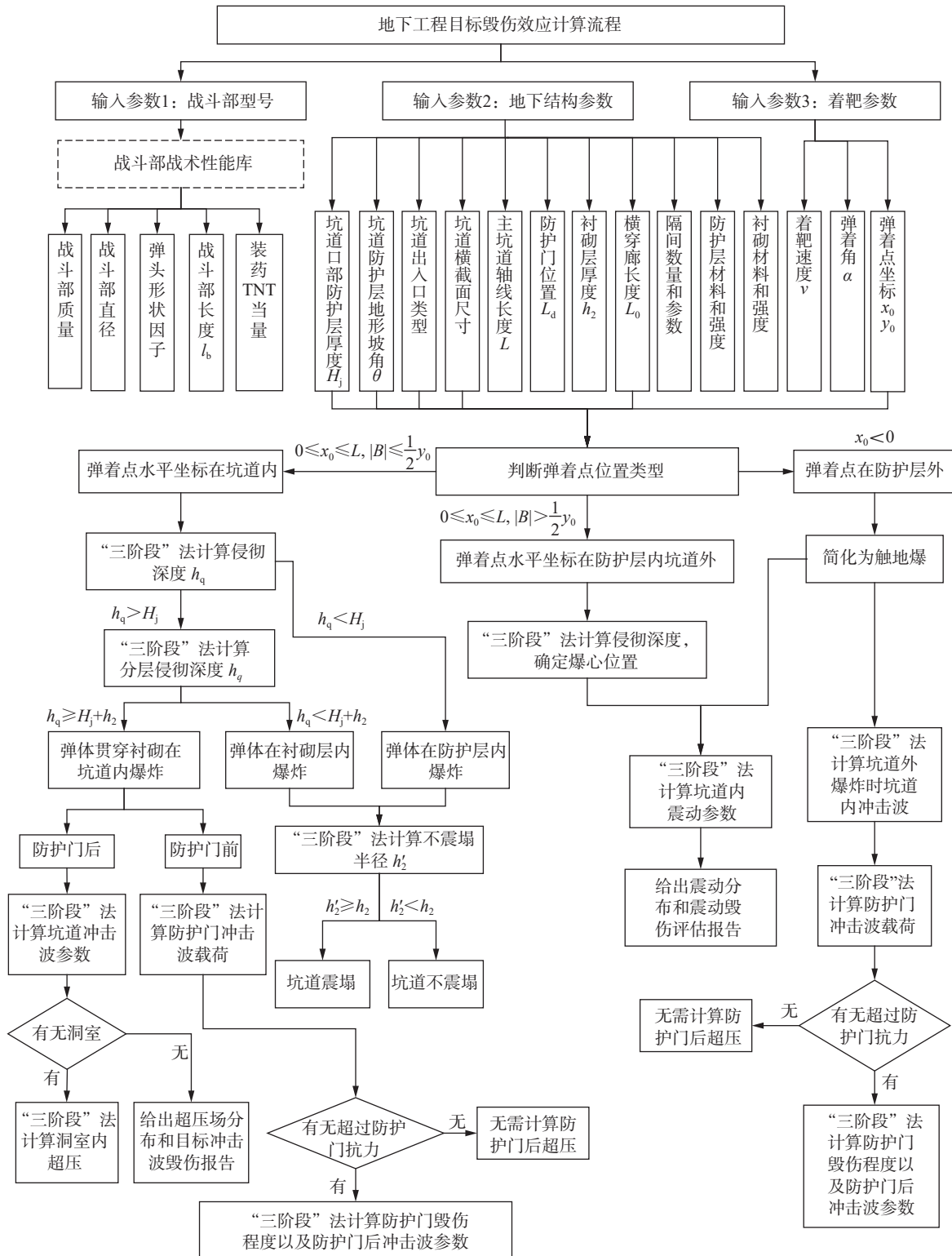


图 6 地下工程毁伤效应计算流程图

Fig. 6 Calculation flow chart of damage effect to underground engineering

的计算流程,需要计算防护层爆炸震塌以及爆炸震动毁伤,爆炸震塌采用“三阶段”算法选用经验算法,计算结果表明不会产生爆炸震塌;爆炸震动毁伤由于无相临近实验数据,无法采用 k -近邻算法,同时现有工程算法在适用范围上无法满足需求,因此模型会调用爆炸震动神经网络模型进行计算。

表 2 地下工程毁伤计算所需主要控制参数

Table 2 Main control parameters required for damage calculation of underground engineering

参数名称	输入值	备注	参数名称	输入值	备注
战斗部型号	***	下拉菜单选择	主坑道轴线长	100 m	
弹体质量	874 kg		坑道等效直径	5 m	
弹体直径	0.37 m		防护门位置	50 m	
弹头长度	1.111 m		防护门抗力	0.2 MPa	
弹头形状	卵形		围岩材料种类	岩石	下拉菜单选择
装药TNT当量	242.7 kg		围岩材料波速	3 000 m/s	
弹体长度	2.511 m		围岩材料强度	46 MPa	
弹着点坐标	(10 m, 0 m)		围岩材料密度	2 000 kg/m ³	
着靶速度	200 m/s		衬砌材料种类	钢筋混凝土	下拉菜单选择
弹着角	5°		衬砌材料强度	60 MPa	
攻角	0°		衬砌层厚度	0.5 m	
坑道类型	直通式出入口	下拉菜单选择	口部防护层厚度	5 m	

6 结 论

本文以毁伤效应试验数据库为基础,采用数据挖掘技术,实现了钻地武器对地下坑道工程目标毁伤效应的快速计算。取得的主要研究成果如下:

(1)针对常规武器对地下工程目标毁伤实验数据的特点,建立了基于马氏距离的数据异常检测算法,实现了对源数据的甄别、分析和清洗,提高了数据挖掘计算结果的可靠性;

(2)针对毁伤效应控制因素多、精确匹配检索数据困难的情况,采用相似搜索技术检索高维空间中与预测输入向量相似的实验源数据,提高了实验数据匹配率,保证了充分优先利用大量的真实实验数据,提高预测精度;

(3)建立了地下工程目标毁伤效应分析的“三阶段”算法,利用实验数据、工程算法和神经网络模型进行毁伤效应计算,特别是在缺少工程算法的情况下,“三阶段”算法可利用现有实验数据建立神经网络模型进行计算,从而实现基于实验数据驱动的毁伤效应分析。

参考文献:

- [1] 任辉启, 穆朝民, 刘瑞朝, 等. 精确制导武器侵彻效应与工程防护 [M]. 北京: 科学出版社, 2016: 54-58.
- [2] KANTARDZIC M. Data mining: concepts, models, methods, and algorithms [M]. 2nd ed. Hoboken: Wiley Publishing, Inc, 2011: 135-137.
- [3] HE Z, WU Q, WEN L J, et al. A process mining approach to improve emergency rescue processes of fatal gas explosion accidents in Chinese coal mines [J]. *Safety Science*, 2019, 111: 154-166. DOI: 10.1016/j.ssci.2018.07.006.
- [4] RYAN S, THALER S. Artificial neural networks for characterizing Whipple shield performance [J]. *Procedia Engineering*, 2013, 58: 31-38. DOI: 10.1016/j.proeng.2013.05.006.
- [5] RYAN S, THALER S, KANDANAARACHCHI S. Machine learning methods for predicting the outcome of hypervelocity impact events [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 45: 23-39. DOI: 10.1016/j.eswa.2015.09.038.
- [6] 李建光, 李永池, 王玉岚. 人工神经网络在弹体侵彻混凝土深度中的应用 [J]. *中国工程科学*, 2007, 9(8): 77-81. DOI:

- 10.3969/j.issn.1009-1742.2007.08.016.
- LI J G, LI Y C, WANG Y L. Penetration depth of projectiles into concrete using artificial neural network [J]. *Engineering Sciences*, 2007, 9(8): 77–81. DOI: 10.3969/j.issn.1009-1742.2007.08.016.
- [7] 金胜兵, 刘军, 张磊, 等. 数据挖掘技术在混凝土侵蚀深度分析中的应用 [J]. *解放军理工大学学报 (自然科学版)* [2020-09-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1430.N.20170602.1014.002.html>. DOI: 10.12018/j.issn.1009-3443.20170223003/2017.06.02.
- JIN S B, LIU J, ZHANG L, et al. The application of data mining technology in the analysis of the projectile penetration depth in concrete[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)* [2020-09-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1430.N.20170602.1014.002.html>. DOI: 10.12018/j.issn.1009-3443.20170223003/2017.06.02.
- [8] 杨秀敏, 邓国强. 常规钻地武器破坏效应的研究现状和发展 [J]. *后勤工程学院学报*, 2016, 32(5): 1–9. DOI: 10.3969/j.issn.1672-7843.2016.05.001.
- YANG X M, DENG G Q. The research status and development of damage effect of conventional earth penetration weapon [J]. *Journal of Logistical Engineering University*, 2016, 32(5): 1–9. DOI: 10.3969/j.issn.1672-7843.2016.05.001.
- [9] 张国星, 强洪夫, 陈福振, 等. 钻地弹侵蚀地下工事问题的研究与发展 [J]. *飞航导弹*, 2018(6): 34–38. DOI: 10.16338/j.issn.1009-1319.20170372.
- ZHANG G X, QIANG H F, CHEN F Z, et al. Research and development of the penetration of ground-penetrating projectiles into underground engineering [J]. *Aerodynamic Missile Journal*, 2018(6): 34–38. DOI: 10.16338/j.issn.1009-1319.20170372.
- [10] 梁国栋. 钻地弹攻击地下目标的效能评估 [D]. 南京: 南京理工大学, 2007: 18–24.
- [11] 吴越. 钻地弹对典型地堡侵爆复合毁伤效能影响要素研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2014: 45–67.
- [12] 潘丽娜. 神经网络及其组合模型在时间序列预测中的研究与应用 [D]. 兰州: 兰州大学, 2018: 32–56.
- [13] 黄丽. 基于云平台的预测分析算法的研究与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2016: 1–32, 24–35.
- [14] FLETCHER L, KATKOVNIK V, STEFFENS F E, et al. Optimizing the number of hidden nodes of a feedforward artificial neural network [C]//Proceedings of 1998 IEEE International Joint Conference on Neural Networks Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage: IEEE, 1998. DOI: 10.1109/IJCNN.1998.686018.
- [15] GWALTNEY R C. Missile generation and protection in light-water-cooled power reactor plants: ORNL NSIC-22 [R]. Oak Ridge: Oak Ridge National Laboratory, 1968: 1–23.
- [16] YOUNG C W. The development of empirical equation for predicting depth of an earth penetrating projectile: SC-DR-67-60 [R]. Albuquerque: Sandia National Laboratories, 1967: 1–11.
- [17] NDRC. Effects of impact and explosion: division 2 [R]. Washington: National Defence Research Committee, 1946: 1–7.
- [18] FORRESTAL M J, ALTMAN B S, CARGILE J D, et al. An empirical equation for penetration depth of ogive-nose projectiles into concrete targets [J]. *International Journal of Impact Engineering*, 1994, 15(4): 395–405. DOI: 10.1016/0734-743X(94)80024-4.
- [19] HAN J W, KAMBER M, PEI J. Data mining: concepts and techniques [M]. 3rd ed. Amsterdam: Elsevier Inc, 2012.
- [20] BECKMANN N, KRIEGEL H P, SCHNEIDER R, et al. The R*-tree: an efficient and robust access method for points and rectangles [J]. *Acm Sigmod Record*, 1990, 19(2): 322–331. DOI: 10.1145/93605.98741.

(责任编辑 王小飞)