# 机器学习在火炸药机械感度响应预测应用研究

# 摘要

为减小火炸药机械感度的试验量和常规试验的不确定性，更加快速准确地获取火炸药性能参数，研究了用机器学习方法预测火炸药机械感度的响应值。通过真实试验、有限元仿真和Monte Carlo数据增强构建数据集，对不同分类模型进行训练和超参数调优，得到BP神经网络为最优模型。以真实试验数据测试模型，结果表明利用机器学习方法预测火炸药机械感度的响应值有效可行，且为火炸药多元QMU可靠性评估提供了很好的参考价值。

关键词：机器学习，火炸药，安全性，QMU评估

# 1.引言

火炸药在机械作用下发生爆炸变化的难易程度称为炸药的机械感度，依据机械作用形式分为撞击感度、摩擦感度等[1]。Bruceton升降法广泛应用于敏感性产品的感度测定，由于火炸药感度试验的升降法存在研制周期和成本的限制，所需试样有限，可获得数据不足，且试验本身存在一定的危险性，试验结果具有很强的随机性[2]，因此传统方法并不能实现对响应值的准确预测。

机器学习在解决推理规则不确定的非线性建模问题上有独特的优越性[3]。由于目前尚未见到机器学习对火炸药机械感度响应值预测研究的公开报道，本文通过真实试验、有限元仿真和Monte Carlo数据增强[4]相结合，建立合适的机器学习模型，使得给定撞击和摩擦感度试验的刺激量，能快速准确地预测响应结果，减少试验量，降低试验耗费，为火炸药的QMU可靠性评估提供依据，对火炸药运输生产及使用过程中的安全评估有重要参考意义。

# 2.火炸药机械感度响应预测模型的建立

## 2.1数据集的来源与构建

### 2.1.1 实验数据

参照国家军用标准[5,6]的特性落高法和爆炸概率法，进行发射药撞击和摩擦感度测定。

撞击感度与刺激量（落高）的对数值服从正态分布，确定初始刺激量和步长，用落锤仪进行5组（每组25发）Bruceton升降法试验。摆式摩擦仪的摆锤以标准规定的摆角—表压—药量条件，击打待测火炸药的试样，进行2组（每组25发）试验。上述试验中如试样有发声、发光、分解、冒烟等现象，则判为爆炸。实验装置见图1和图2。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 图1 撞击装置示意图  1-上击柱；2-击柱套；3-底座；4-下击柱；5-炸药试样 | 图2摩擦装置示意图  1-上滑柱；2-滑柱套；3-试样；4-下滑柱 |

### 2.1.2火炸药机械感度试验的有限元仿真

用ANSYS AUTODYN软件对火炸药颗粒的机械感度试验进行模拟仿真。建立落锤撞击HMX炸药颗粒和摆锤击打滑柱的~~物理~~有限元模型，成功模拟了特性落高法和爆炸概率法。仿真所用颗粒直径由200至400μm混合而成。在落高（取对数值）1.2至1.6cm的条件下进行撞击感度试验的仿真，观察不同落高~~（取对数）~~下的响应结果。在试样实际压力85-480MPa、摆锤摆角30至90°的情况下进行摩擦感度试验的仿真，观察不同压力、摆角下的反应度。实现的仿真效果如图3和图4所示。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 图3 颗粒直径300μm，临界落高10-11cm的撞击仿真 | 图4 颗粒直径500μm，临界压力97 MPa，摆角90°的摩擦仿真 |

### 2.1.3 Monte Carlo模拟数据增强

通过计算机随机生成临界刺激量，和另一组按标准产生的刺激量作比较得到响应结果，实现模拟感度试验[4,7]。为了扩充火炸药感度试验的数据集，编写Monte Carlo程序模拟Bruceton升降法，程序流程如图5所示。将真实试验和仿真得到的临界刺激量的和作为先验知识[8,9]，确定初始刺激量为，步长为，基于Box-Muller变换法[10]生成长周期的正态随机数。比较模拟刺激量和。若小于，则响应记为，在的基础上加上步长；反之记为1，在的基础上减去步长。以此类推，至采样数为时停止。

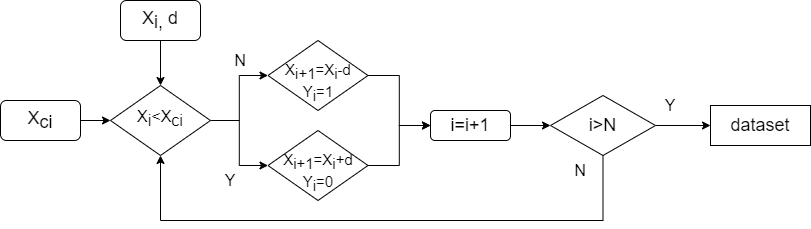


图5 计算机模拟升降法的程序框图

### 2.1.4 数据集的构建

模型所需的数据集的构成见表1。将有限元仿真和Monte Carlo模拟生成的两部分数据结合，随机打乱并按适当的比例划分为训练集、验证集和测试集，将真实感度试验数据保留用于最后的预测。

表1 数据集构成

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 类型 | 数据量 | | | |  |  |
| 真实试验 | 仿真 | Monte Carlo | 合计 | 输入量 | 输出量 |
| 撞击 | 125 | 250 | 450 | 825 | 颗粒直径(μm)，落高(cm) | 响应值(0或1) |
| 摩擦 | 50 | 64 | 190 | 304 | 颗粒直径(μm)，压力(MPa)，摆角(°) |

## 2.2 预测模型的建立

### 2.2.1 模型训练

火炸药机械感度试验存在两种现象，即不发火（记为0）和发火（记为1），因此对其响应值的预测可视为二分类问题。常用的机器学习分类模型及特点如下：

1. 决策树。解释性强，但对数据噪音敏感，通过决策树剪枝提升学习效率；
2. 逻辑回归。非线性变换，使用简单且解释性强；
3. 朴素贝叶斯。对有限数据量的泛化效果好，但需假设输入变量互相独立；
4. 支持向量机(SVM)。寻找间隔最大的超平面划分数据集，实现二分类；
5. K近邻(KNN)。根据最近邻K个样本的多数分类，较好避免了样本不平衡的问题[11]；
6. 随机森林。属于集成学习方法，速度较慢，但对非平衡数据的表现比较稳健[12]；
7. BP神经网络。包含输入层、隐藏层（中间层）、输出层三部分，基于反向传播原理优化模型，速度快，准确度较高。

参考上述模型，分别选用精细决策树（A）、逻辑回归（B）、核朴素贝叶斯（C）、二次SVM（D）、余弦KNN（E）、加权KNN（F）、集成RUSBoosted树（G）、BP神经网络（H）共八种具体模型。采用10折交叉验证，多次超参数调优后，得到的训练结果和模型信息总结见表2和表3。训练结果初步表明，BP神经网络方法表现优异，计算速度最快且效果更佳。

表2 撞击试验模型训练

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型 | Accuracy (%) | Precision(%) | Recall(%) | AUC | 训练时间/s | 模型信息 |
| A | 71.9 | 72.6 | 68.6 | 0.79 | 1.49 | 最大分裂数:100；分裂准则:基尼不纯度 |
| B | 71.4 | 67.9 | 73.7 | 0.80 | 11.21 | 评价指标:二元交叉熵 |
| C | 71.4 | 70.3 | 73.7 | 0.78 | 9.34 | 使用高斯核 |
| D | 71.4 | 70.3 | 73.7 | 0.79 | 21.48 | 使用二次核函数 |
| E | 72.7 | 77.3 | 64.5 | 0.79 | 0.95 | 邻近点个数K=19；度量标准:余弦距离 |
| F | 73.8 | 74.5 | 72.5 | 0.81 | 0.73 | 邻近点个数K=27；度量标准:欧式距离 |
| G | 72.7 | 69.8 | 78.6 | 0.81 | 5.69 | 最大分裂数:50；学习率:0.1 |
| H | 88.0 | 84.6 | 91.7 | 0.90 | 0.07 | 隐藏层个数:10；输出激活函数:Sigmoid；  损失函数:MSE；迭代次数:14；贝叶斯正则化 |

表3 摩擦试验模型训练

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型 | Accuracy (%) | Precision(%) | Recall(%) | AUC | 训练时间/s | 模型信息 |
| A | 83.9 | 83.2 | 88.4 | 0.88 | 1.85 | 最大分裂数:100；分裂准则:基尼不纯度 |
| B | 71.7 | 81.8 | 72.9 | 0.78 | 4.10 | 评价指标:二元交叉熵 |
| C | 67.7 | 86.5 | 67.4 | 0.75 | 5.35 | 使用高斯核 |
| D | 80.7 | 79.7 | 86.1 | 0.89 | 43.26 | 使用二次核函数 |
| E | 83.1 | 87.2 | 83.1 | 0.87 | 46.74 | 邻近点个数K=10；度量标准:余弦距离 |
| F | 84.6 | 89.8 | 83.1 | 0.91 | 1.05 | 邻近点个数K=14；度量标准:欧式距离 |
| G | 85.0 | 89.9 | 83.8 | 0.91 | 5.51 | 最大分裂数:40；学习率:0.1 |
| H | 88.2 | 91.4 | 91.4 | 0.92 | 0.31 | 隐藏层个数:30；输出激活函数:Sigmoid；  损失函数:MSE；迭代次数:62；贝叶斯正则化 |

### 2.2.2 模型预测

选取上文训练完成的两个BP神经网络模型，对真实感度试验的数据进行响应值预测，准确率达到了86%以上，结果表明该方法较为有效。

表4 模型预测效果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 试验类型 | 数据量 | 模型 | Accuracy (%) | Precision(%) | Recall(%) | 二元交叉熵 |
| 撞击 | 125 | BP神经网络 | 88.0 | 90.5 | 89.3 | 0.0490 |
| 摩擦 | 50 | BP神经网络 | 86.0 | 92.5 | 90.2 | 0.0446 |

# 3预测模型在QMU评估中应用研究

## 3.1 QMU定义

裕度与不确定度量化[13] (QMU, Quantification of Margin and Uncertainty)方法由美国的劳伦斯利弗莫尔国家实验室、洛斯阿拉莫斯实验室在2002年提出，是适用于高新武器装备等系统的可靠性评估的新方法。QMU的数学表达式为[14]：

(1)

(2)

火炸药可靠性QMU评估的关键要素如图6所示。即裕量，为性能参数裕度的最佳估计，是火炸药最坏情况下的估计值和性能要求最低（失效判据）的估计值之差。为的不确定度。和需根据具体试验和给定的安全设计值，得到相应的计算方法。为置信系数，用于表征火炸药是否满足可靠性要求。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 图6 火炸药可靠性QMU评估的关键要素 | 图7 多元QMU评估法的性能曲线 |

## 3.2 预测模型与多元QMU评估法

公式(2)及图6所示的QMU评估方法针对单一性能参数，而火炸药机械感度可靠性的QMU评估由两种性能参数（即撞击和摩擦感度）融合而成，因此提出一种基于投影曲线欧氏距离进行多元QMU评估的新方法。

根据训练完成的分类模型，预测火炸药撞击和摩擦感度试验的响应值。由大量预测值建立感度与临界刺激量阈值的模型，作为QMU评估体系中的观测清单和性能通道。绘制图7所示的性能曲线，为性能阈值，为根据单侧置信度得出的性能阈值不确定度的下(上)限，为给定的安全性设计值，计算各曲线间的二维欧氏距离，作为裕量和不确定度的区间：

(3)

将和作比值，得到置信系数的区间范围。若满足 ，则不确定度包括于性能裕量中，判定在指定置信水平下，火炸药满足响应概率不超出安全设计值的可靠性要求；反之如存在，火炸药失效。

以某火炸药为例，利用上述训练好的BP神经网络预测25发撞击试验和50发摩擦感度试验的响应值。随后参考数理统计方法[15,16]计算出，在置信水平为0.9999时，撞击感度的临界刺激量（取对数）为1.1662cm，置信下限为0.7157cm，给定安全性设计值为0.7cm。摩擦感度的临界爆炸概率为0.6920，置信下限为0.6039，给定安全性设计值为0.6。根据公式(3)计算出此时的M和U值，相应的QMU评估计算结果如表5所示。

表5 QMU计算示例

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| 撞击 | 1.1662 | 0.7157 | 0.7 |
| 摩擦 | 0.6920 | 0.6039 | 0.6 |
| 综合评估 |  | | |
|  | | |
| 通过QMU评估 | | |

该多元QMU评估法具有可拓展性，如需融合更多的感度性能参数，可推广至更高维的欧氏距离，实现对火炸药更多感度的综合评估。

# 4结论

通过多种模型训练和预测的结果比较发现，基于机器学习方法预测火炸药机械感度的响应值是可行的。和常规的感度试验获取火炸药性能相比，机器学习方法计算速度快，准确率高，能有效减少工作量，降低试验成本，减少试验存在的危险性和不确定性。同时，预测得到的响应值，为火炸药感度临界刺激量阈值模型的建立和多元QMU评估法提供了有效参考，对火炸药生产、运输和使用有重要意义。关于机器学习方法在火炸药性能预测的应用，还存在诸多可以改进和完善的地方，如提出更多可表征的性能参数，利用状态检测与预测技术实现动态评估[17]等方式，值得进一步挖掘和研究。

**待修改文献格式**

# 参考文献

[1] 《炸药理论》-炸药的感度.pdf[M].

[2] 感度试验的Monte\_Carlo法计算机模拟与分析\_严楠.pdf[M].

[3] 基于神经网络的HMX爆轰临界厚度预测研究\_杨宗伟.pdf[M].

[4] 计算机模拟感度试验研究\_曹建华.pdf[M].

[5] GJB 772A-1997.pdf[M].

[6] GJB-火工品可靠性计量-计数综合评估方法[M].

[7] 升降法试验下标准差σ估计的Monte\_Carlo分析\_张天飞.pdf[M].

[8] 计算机模拟升降法试验的研究\_严楠.pdf[M].

[9] 升降法试验数据区间估计方法估值精度研究\_付东晓.pdf[M].

[10] LEE D U, VILLASENOR J D, LUK W, 等. A hardware Gaussian noise generator using the Box-Muller method and its error analysis[J/OL]. IEEE Transactions on Computers, 2006, 55(6): 659-671. https://doi.org/10.1109/TC.2006.81.

[11] 基于K近邻的分类算法研究\_桑应宾.caj[M].

[12] 随机森林模型在分类与回归分析中的应用\_李欣海.pdf[M].

[13] TRUCANO T. Uncertainty Quantification[J]. 2004: 8.

[14] QMU认证方法及其实现途径.pdf[M].

[15] 火工品可靠性评估信息熵等值鉴定与验收.pdf[M].

[16] 冲击波作用下炸药安全性QMU评估\_花成.pdf[M].

[17] 基于RVM\_PF的动态安全裕度与不确定性评估方法.pdf[M].