

doi:10.3969/j.issn.1001-8352.2025.01.006

基于深度学习算法的硝酸铵溶液析晶点检测系统*

魏周华^① 王清华^① 何锋军^① 党创刚^① 田璐^② 孙伟博^②

^①陕西北方民爆集团有限公司(陕西西安,715600)

^②西安科技大学能源学院(陕西西安,710054)

[摘要] 为解决膨化硝酸铵生产线水相溶液质量自动检测的问题,根据生产线现场条件,设计了水相溶液质量自动检测系统。通过研究不同深度学习算法对硝酸铵析晶状态判定的准确度发现,EfficientNet算法的准确度最高。对EfficientNet算法进行改良,上调每层特征通道数,在深度上删去了多个MBConv层,减小参数量,降低FLOPs,加速检测,使系统自动测量的析晶点温度与人工测量的平均误差小于0.3℃。结果表明:系统可准确测量硝酸铵水相溶液的析晶温度及密度,并自动生成硝酸铵水相溶液检测报告;同时,实现数据的追溯和查询,并对异常数据进行标记,满足生产需要。

[关键词] 硝酸铵水相溶液;深度学习;析晶点;EfficientNet算法

[分类号] TQ560.7

A Detection System for Crystallization Points of Ammonium Nitrate Solution Based on Deep Learning Algorithm

WEI Zhouhua^①, WANG Qinghua^①, HE Fengjun^①, DANG Chuangang^①, TIAN Lu^②, SUN Weibo^②

^①Shaanxi Beifang Civil Explosive Group Co., Ltd. (Shaanxi Xi'an, 715600)

^②College of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology (Shaanxi Xi'an, 710054)

[ABSTRACT] An automatic quality detection system for expanded ammonium nitrate aqueous solution was designed based on the on-site conditions of the production line. The accuracy of different deep learning algorithms in determining the crystallization state of ammonium nitrate solution was studied. EfficiencyNet algorithm exhibited the highest accuracy. EfficiencyNet algorithm was improved by increasing the number of feature channels in each layer and removing multiple MBConv layers in depth. The numbers of parameters were reduced, FLOPs were lowered, and the detection were accelerated. The average error between the automatically measured crystallization point temperature by the system and the manually measured temperature is less than 0.3℃. The results demonstrate that the system can accurately measure the crystallization temperature and density of ammonium nitrate solution, and automatically generate detection reports for ammonium nitrate solution. At the same time, it can trace and query data, and mark abnormal data, thereby meeting production requirements.

[KEYWORDS] aqueous solution of ammonium nitrate; deep learning; crystallization point; EfficientNet algorithm

0 引言

硝酸类炸药是应用最广泛的工业炸药品种之一,具有中等威力和一定的敏感性。膨化硝酸铵炸药是硝酸炸药的一种,它的多微孔结构具有能够形成热点起爆的敏化作用,故无需如一般工业炸药中要加单质炸药、高感度盐或金属粉等敏化剂,可降低成

本,减少污染及生产、使用中的危险性。膨化硝酸铵炸药由硝酸铵溶液在专用表面活性剂作用下经真空强制析晶工艺而制得^[1]。由于实际生产的需要,硝酸铵溶液需处于过饱和状态,但高浓度硝酸铵溶液易在较低温度下析晶结块^[2]。硝酸铵溶液析晶点不仅是生产时质量标准的重要参数,同时对于炸药储存、运输以及爆炸性能等均具有重要的影响^[3]。目前,炸药生产厂家大多使用2种析晶点检测手段:一

* 收稿日期:2024-05-23

第一作者:魏周华(1990—),男,工程师,从事工业炸药生产及工程爆破方面的研究。E-mail:574366916@qq.com

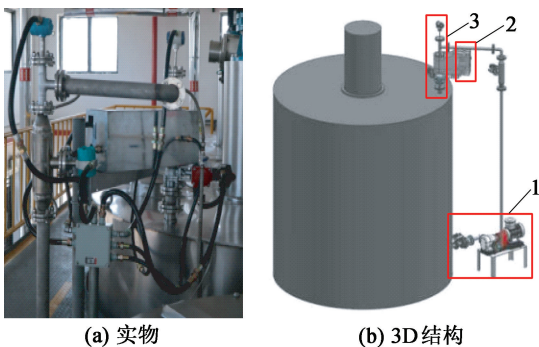
通信作者:孙伟博(1979—),男,博士,副教授,从事爆破技术及爆破装备方面的研究。E-mail:sunweibo@xust.edu.cn

种是水相溶液析晶点温度检测;一种是水相溶液 pH 值检测。这 2 种方法均需人工进行操作。一方面,我国号召实现工厂机器换人,使用智能化手段进行产品生产;另一方面,人工检测析晶点对于操作人员来说有一定的安全隐患,同时,外部因素对结果影响较大。为响应国家号召,同时确保检测结果的准确性,众多科研人员对该项目进行了深入研究^[4-8]。

前人的研究在自动化、无人化方面均有一定的技术更新,但仍存在不足。本文中,基于某膨化炸药生产线,采用深度学习算法对采集的硝酸铵溶液视频进行剪裁,结合温度、密度以及 pH 值等传感器显示的溶液当前状态数据,自动确定溶液析晶点温度,确保了系统检测结果的准确性以及操作的安全性。

1 系统结构

基于深度学习算法的硝酸铵水相溶液析晶点检测系统,按照功能实现可以分为以下 4 个主要系统:取样系统、数据采集系统、析晶状态检测系统和控制系统。系统及结构如图 1 所示。



1 - 取样系统;2 - 析晶状态检测系统;3 - 数据采集系统。

图 1 系统结构

Fig. 1 Structure of the system

取样系统实现了对硝酸铵溶液的泵送取样。主要包括溶液循环泵与气动球阀。溶液循环泵通过电机驱动叶轮旋转,产生强大的压力,从而将硝酸铵溶液从储液罐中抽取,并输送到析晶状态检测系统的设备中。气动球阀通过气动执行器控制球体的旋转来实现阀门的开启和关闭。气动执行器接收到气源信号时,活塞推动承插杆并带动球体旋转 90°,使球体从阀体出口上移开,从而打开通道,允许硝酸铵液体通过。反之,当气源信号断开时,弹簧将球体紧密贴合到阀体的出口上,保持阀门闭合状态,阻止硝酸铵液体通过。

数据采集系统使用密度传感器与温度传感器传

送数据,获得溶液的实时状态。

析晶状态检测系统主要包括玻璃视盅、高清摄像头。取样系统工作完毕后,溶液停留在玻璃视盅内,由摄像头将此刻的实时画面传输给计算机。计算机利用深度学习算法判断此刻溶液是否析晶,并自动记录析晶温度。

控制系统主要包括可编程逻辑控制器(PLC)与计算机。PLC 通过周期性地循环执行一系列步骤完成工作。工作过程中,深度学习算法服务器通过企业网络采集并保存图像、温度、密度等信息,自动进行深度学习。通过该服务器,可以发送系统开始析晶点检测的信号给 PLC,水相析晶点检测系统开始运行,判断析晶点后,及时发给 PLC 控制电磁动作和循环泵动作,并控制蒸汽吹扫。PLC 和摄像机挂在控制系统内千兆交换机端口,可以通过该接口交换信息。PLC 通过模拟输入端口和通讯端口采集温度、密度等信息;通过模拟输出端口控制变频器运行;通过数字信号控制集料电磁阀、吹扫电磁阀、循环泵等工作;通过自带工业以太网端口上传采集参数和接收控制指令与信号。计算机则放置在控制室中,作为整个系统的核心控制元件,工作人员通过观察检测界面,判断此时系统运作是否正常;出现意外情况时,可以根据不同的问题选择手动操作点击对应按钮来实现调控。

2 析晶状态判定算法研究

2.1 算法选择

深度学习算法是系统判断析晶状态的核心方法。本系统中,使用深度学习的卷积神经网络(CNN)模型进行图像识别。CNN 本质上是一种输入到输出的映射^[9]。为了找到最高效的图像识别算法,对 ResNet-50、MobileNetV2、ShuffleNet、DenseNet 和 EfficientNet 算法进行了对比研究。

对于图 2 所示的一组随机的析晶状态,ResNet-50 的准确率为 98.57%;MobileNetV2 的准确率为 95.11%;ShuffleNet 的准确率为 95.22%;DenseNet 的准确率为 98.21%;EfficientNet 的准确率为 98.05%。故而本系统使用准确率较高的 EfficientNet 算法进行析晶判断,这是目前较为先进的 CNN 模型之一^[10],它可用更少的训练量达到更高的识别度^[11]。

2.2 算法训练

训练时,首先需要输入图像样本集(带标签的图像),接着进行数据由低层次向高层次的前向传

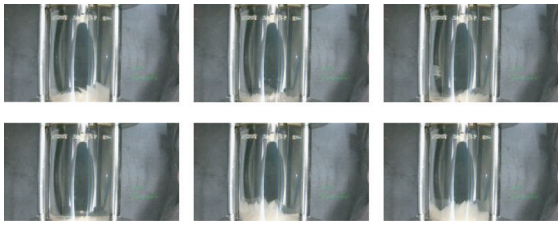


图 2 析晶状态

Fig. 2 Crystallization state

播。在前向传播过程中,输入的图形数据经过多层卷积层的卷积和池化处理,提出特征向量,将特征向量传入全连接层中,得出分类识别的结果。全连接层中的全连接权值矩阵通常会基于专家经验设置初始值。当输出的结果与期望值相符时,输出结果,完成训练,得到全连接权值矩阵。

当前向传播得出的结果与预期不相符时,则进入反向传播阶段,即将误差从高层次向底层次进行传播训练的阶段。在反向传播过程中,求出结果与期望值的误差,再将误差一层一层返回,计算出每一层误差,然后进行权值更新。该过程的主要目的是通过训练样本和期望值来调整网络权值。

最后,经多次前向和反向传播循环,得到输出符合预期结果的训练后权重文件模型,即输出适合分辨析晶状态的一类 CNN 网络。达到 99.9% 的成功率后,训练结束。

2.3 阈值判定

使用 EfficientNet 进行阈值判定时,通常会根据具体的任务和数据集来确定阈值的设定。阈值判定是指根据模型输出的概率,与预先设定的阈值进行比较,以确定最终的分类结果或者决策。用均方误差来计算当前帧截图中“正在析晶状态”与工程中训练的权重参数的相似度情况,并输出相似度。采用 SoftMax 函数筛选与训练中的最相似情况,一阶求导输出范围为 0~1 的数,以最高相似度得分作为判定标准。

2.4 结果输出

为了得到更高的准确率,上调了每层特征通道数的同时,在深度上删去了多个 MBConv 层,减小参数量,降低 FLOPs(即系统每秒可以执行完成的浮点数运算次数),加速检测,得到了改良算法 Efficient-blast,准确率高达 99.83%。数据集中算法结果如表 1 所示。

如图 3 所示,对于不同的析晶状态,本系统都能够成功识别,并生成图 4 所示相应的检测报告。检测报告主要包括开始检测时的密度、析晶状态转化时的温度及帧图片。

表 1 数据集中算法结果

Tab. 1 Results obtained by algorithms in data set

模型	准确率/%	参数量	FLOPs
Efficient-blast	99.83	4.45×10^6	5.97×10^8
ResNet-50	98.57	2.35×10^7	4.13×10^9
MobileNetV2	95.11	1.60×10^6	1.92×10^8
ShuffleNet	95.22	2.28×10^6	1.53×10^8
DenseNet	98.21	6.96×10^6	2.90×10^9
EfficientNet	98.05	5.29×10^6	1.20×10^9
Swin Transformer	97.63	8.67×10^7	1.52×10^{10}

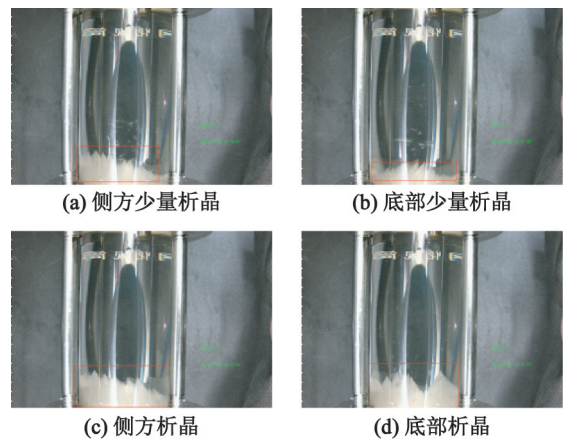


图 3 不同的析晶状态

Fig. 3 Different crystallization states

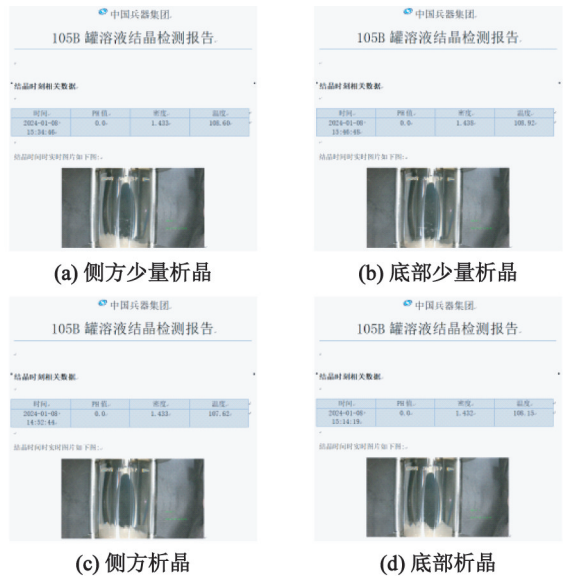


图 4 检测报告

Fig. 4 Test reports

3 测量方法与结果分析

3.1 测量方法

首先,在控制室打开保温蒸汽阀,让测量管道升

温;然后,打开出口球阀和溶液泵,使水相溶液在管道内循环,做好测量准备。

接着,通过点击水相溶液检测界面的“开始”按钮,即可让系统按照既定的流程开始运转;当测量管道内水相溶液温度达到检测工艺温度时,记录此刻溶液的密度,启动析晶判断程序。进行析晶判断时,通过深度学习算法判断是否析晶。当出现析晶状态时,记录此刻温度,并生成检测报告,如图4所示。

自动测量结束后,控制溶液泵停止、再反转,打开吹扫蒸汽阀,以清扫管道内的残余晶体。

3.2 结果与分析

自2023年11月19日至2024年1月30日,对1 027 t硝酸铵水相溶液进行了自动检测,共得到了180余组系统测量的析晶点温度。将自动测量的析晶点温度与人工测量温度进行对比,两者平均误差在0.3℃以内。表2列出了节选的20组测量温度。图5显示了这20组析晶点温度的测量误差。

为了直观地分析硝酸铵溶液析晶点检测系统所得数据的稳定程度,对比系统测量析晶点温度与人工测量析晶点温度的方差,进行判断。

表2 部分实验数据

Tab. 2 Partial experimental data

序号	人工测量温度	系统测量温度	平均误差
1 [#]	108.80	108.96	0.16
2 [#]	109.00	109.02	0.02
3 [#]	108.80	108.78	0.02
4 [#]	109.00	109.01	0.01
5 [#]	108.70	108.92	0.22
6 [#]	108.50	108.60	0.10
7 [#]	109.00	108.75	0.25
8 [#]	109.00	108.74	0.26
9 [#]	108.70	108.93	0.23
10 [#]	108.60	108.50	0.10
11 [#]	108.70	108.62	0.08
12 [#]	108.50	108.65	0.15
13 [#]	109.00	109.01	0.01
14 [#]	109.00	108.94	0.06
15 [#]	108.60	108.73	0.13
16 [#]	109.00	109.00	0.00
17 [#]	108.70	108.62	0.08
18 [#]	109.00	108.86	0.14
19 [#]	108.60	108.72	0.12
20 [#]	108.80	108.77	0.03

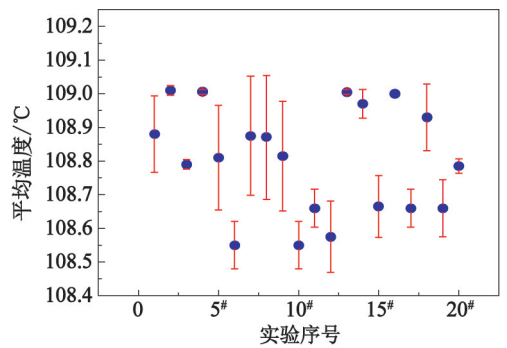


图5 析晶点的温度误差

Fig. 5 Error in temperature of crystallization point

使用节选的部分数据,用样本统计量来代替总体参数。样本方差计算公式为

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (1)$$

式中: S^2 为样本方差; x_i 为样本值; \bar{x} 为样本均值。

将表2数据代入式(1),计算可得:系统测量的 S^2 为0.025 89;人工测量的 S^2 为0.034 74。两者相比,系统测量样本方差较小;计算2个样本方差的差值为0.008 85,可知两者测量结果误差非常小。同时,由计算结果可知,系统测量析晶点温度的离散程度更小,测量波动更小,稳定性更高。

4 结论

1)基于深度学习算法的硝酸铵水相溶液析晶点检测系统,可以实现现场无人值守的硝酸铵水相溶液析晶点自动测量,避免人为因素对温度检测结果影响的同时,实现了工厂内部无人化、机器化操作,管理更加安全。

2)修正的EfficientNet算法即Efficient-blast对析晶状态的判别度最高,准确率为99.83%,可以识别多种析晶状态,满足析晶点自动测量的需求。

3)基于深度学习算法的硝酸铵水相溶液析晶点检测系统,自动测量的析晶点温度与人工测量的平均误差在0.3℃之内,且相较人工检测,系统检测样本方差更小。因而,系统检测析晶点温度的离散程度更小,测量波动更小,稳定性更高。

参考文献

- [1] 陆明,吕春绪,刘祖亮. 硝酸铵的膨化机理研究[J]. 兵工学报, 2002, 23(1): 30-34.
LU M, LÜ C X, LIU Z L. A study on the expansion me-

- chanism of ammonium nitrate [J]. Acta Armamentarii, 2002, 23(1): 30-34.
- [2] 黄麟, 赵旭东, 席韬, 等. 现场混装乳化炸药中低温制备及性能表征[J]. 工程爆破, 2023, 29(4): 143-148. HUANG L, ZHAO X D, XI T, et al. Mid-low temperature preparation and properties characterization of on-site mixed emulsion explosive [J]. Engineering Blasting, 2023, 29(4): 143-148.
- [3] 徐尊, 吴红波, 缪志军, 等. 析晶点对乳化炸药稳定性的影响研究[J]. 广东化工, 2015, 42(8): 66, 60. XU Z, WU H B, MIU Z J, et al. Effect of crystallization point on the stability of emulsion explosives [J]. Guangdong Chemical Industry, 2015, 42(8): 66, 60.
- [4] 王枚, 迟平, 吴攀宇, 等. 硝酸铵水溶液析晶点在线无人化测量方法的研究[J]. 火工品, 2023(4): 71-75. WANG M, CHI P, WU P Y, et al. Study on online unmanned measurement method of crystallization point of ammonium nitrate aqueous solution [J]. Initiators & Pyrotechnics, 2023(4): 71-75.
- [5] 刘万义, 耿图禹, 徐森, 等. 硝酸铵溶液析晶点测量方法研究[J]. 爆破器材, 2021, 50(3): 60-64. LIU W Y, GENG T Y, XU S, et al. Study on measurement method of crystallization point of ammonium nitrate solution [J]. Explosive Materials, 2021, 50(3): 60-64.
- [6] 崔雪峰, 张日强, 孟祥宇, 等. 基于 Arduino 的硝酸铵溶液析晶点温度测量系统的研究[J]. 现代矿业, 2020(12): 165-167, 173.
- [7] 刘德晶. W/O 法在乳化炸药水相析晶点测试中的应用[J]. 广东化工, 2018, 45(3): 38-39. LIU D J. Application of W/O method in the determination of crystallization point of emulsion explosive [J]. Guangdong Chemical Industry, 2018, 45(3): 38-39.
- [8] 张东杰. 乳化炸药用液体硝酸铵技术指标在线检测系统[J]. 火工品, 2018(4): 45-48. ZHANG D J. Research on on-line detection system for technical indicators of liquid ammonium nitrate for emulsion explosives [J]. Initiators & Pyrotechnics, 2018(4): 45-48.
- [9] 傅杨攀, 刘勇健, 陈贡发, 等. 基于 CSMR 和卷积神经网络的岩质边坡稳定性分析[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(1): 114-121. FU Y P, LIU Y J, CHEN G F, et al. Stability analysis of rock slope based on CSMR and convolution neural network [J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(1): 114-121.
- [10] 王潇怡, 罗运华, 喻忠军, 等. 基于 EfficientNet 的多通道雷达目标微动特征分类方法[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(9): 1-14. WANG X Y, LUO Y H, YU Z J, et al. Multi-channel radar target micro-motion feature classification method based on EfficientNet [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(9): 1-14.
- [11] 周子云, 黄洪. 改进 EfficientNet 图像分类的恶意流量检测模型[J]. 四川轻化工大学学报(自然科学版), 2023, 36(6): 49-56. ZHOU Z Y, HUANG H. Improved malicious traffic detection model for efficientnet image classification [J]. Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition), 2023, 36(6): 49-56.

版 权 声 明

1、本刊对发表的文章拥有出版电子版、网络版版权,并拥有与其他网站交换信息的权利。本刊支付的稿酬已包含以上费用。

2、本刊文章版权所有,未经书面许可,不得以任何形式转载。

《爆破器材》编辑部