

基于机器视觉的 UO_2 芯块外观缺陷自动检测系统

付 豪

(中核建中核燃料元件有限公司, 四川 宜宾 644000)

摘要: 核燃料芯块的外观质量关乎反应堆的运行安全与效率,在投入使用时必须满足高质量要求。目前,主要采用人工目视方式控制核燃料芯块外观质量,该方式主观经验性强、容易视觉疲劳,存在误检漏检风险,且无法对缺陷进行定量分析。为了高效进行 UO_2 核燃料芯块外观缺陷检测,设计了一种基于机器视觉的 UO_2 芯块外观缺陷自动检测系统。该系统采用模块化设计,先对采集到的芯块图像进行预处理;再针对芯块表面特征,通过图像分割技术提取缺陷区域,依托连通性分析方法进行缺陷分析;最后使用 SVM 分类器与卷积神经网络(CNN)相结合的方法对缺陷进行分类,实现芯块外观缺陷自动识别。结果表明,该系统具有较好的检测精度和检测效率,满足工业自动化检测需求。

关键词: 核燃料芯块; UO_2 ; 缺陷分析; 自动检测; 机器视觉; 图像分割; 模块

中图分类号: TL291; TL352 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-8063(2026)03-0096-07

DOI: 10.13426/j.cnki.yky.2025.08.11

核燃料芯块是核反应堆燃料组件的核心部件^[1-3],其质量缺陷会导致核燃料芯块在使用过程中发热不均匀,影响热传导效率,增加芯块与包壳相互作用、堆芯熔化的风险^[4-6]。目前,对核燃料芯块外观检测主要依靠取得目视证的专检人员目视检查,劳动强度大,辐射防护差,工作效率低,长时间目视检查容易造成检验人员眼疲劳,可能导致不合格芯块未被发现、剔除。因此,开展芯块外观缺陷自动检测技术研究十分必要。

随着数字图像处理技术的发展,机器视觉具有适用范围广、精度高、效率高、非接触、自动无损检测等优点,在缺陷检测领域得到了广泛应用^[7-10]。近年来,学者对核燃料芯块外观缺陷检测技术进行了大量研究。钟浩等采用图像采集方法对芯块外观缺陷中的裂纹缺陷进行了研究^[11],但未对检验效率进行分析。郭永彩、高潮等对芯块几何尺寸进行测量^[12-14],但未对非规则几何尺寸的缺陷进行研究。

自动检测方法基本是在特定光源下通过照相技术获取芯块外观图像,再依托计算机技术处理,主要是基于模糊理论、智能神经网络等技术进行芯块外观缺陷识别和评判^[15-18],可以离线检测裂纹、缺块、斑纹、带核、端部掉块等。在国内设计、研制芯块外观缺陷自动检测装置的基础上,笔者

基于机器视觉,采用图像采集方法研究裂纹、掉块等缺陷,设计了一种基于机器视觉的 UO_2 芯块外观缺陷检测系统,为核燃料芯块质量控制提供一种切实可行的技术方案。

1 芯块外观缺陷自动检测技术研究

UO_2 芯块直径为 8.18~8.20 mm,高度为 11~14 mm。要求检验精度优于 0.03 mm,测量不确定度优于 0.01 mm,错检率低于 15%,漏检率低于 5%,检测效率高于 90 块/min。

1.1 检测系统研制

本芯块外观缺陷自动检测系统采用模块化设计,主要包括储料机构、运料机构、检测机构、检测算法及数据库模块。以上模块包含:入料立体库、出料立体库、V 型盘传输机构、芯块自动上/下料机械手、端面检测、柱面检测、图像识别算法、储存查询系统、MES 系统对接,其组成见图 1。

1.1.1 端面检测机构

机械结构采用 26 根不锈钢滚子,放置一组芯块(25 个)。滚子带动芯块旋转,以供线阵相机拍摄柱面。当机械手吸盘装载芯块后,机械手首先抬升,随后旋转 90°平移至端面检测机构并下降到指定高度。此时芯块端面检测机构会在直线模组的带动下从一侧移动至另一侧,在移动的同时对芯块

的端面进行拍摄。拍摄所得的图像由算法进行处理,处理后的结果记入数据库。对于存在缺陷的芯块,其将在柱面检测完毕,进行统计,并统一剔除。

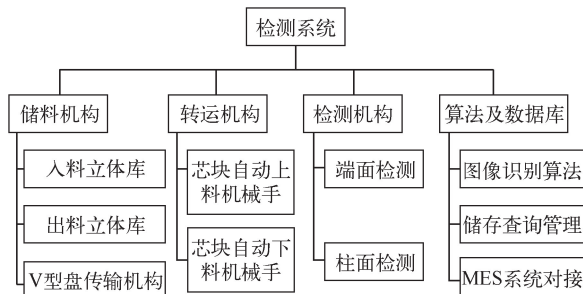


图1 检测系统图

Fig. 1 Diagram of the detection system

检测工位可一次拍摄 25 个芯块,芯块之间的间距和 V 型盘里芯块的间距保持一致,因此端面检测机构共需移动约 450 mm。设定本工位的曝光时间为 200 μs ,在 0.02 mm/pix (pix 指像素) 的拍摄精度下,其最快移动速度为 100 mm/s,则完成本工位测量所需时间为 4.5 s。

1.1.2 柱面检测机构

当芯块端面测量完成后,SCARA 机械手带着吸盘上的芯块移动至柱面检测机构的入料区(图 2)后,逐渐下降,随后关闭吸盘真空阀,将芯块放置在柱面检测机构中。推杆将芯块推入拍摄区,滚子带动芯块旋转,开始拍摄 5 个芯块的柱面图像。当芯块旋转超过 450° 时,相机停止拍摄。相机平移,对齐相邻的一个芯块后,继续进行拍摄。重复 5 次,完成 25 个芯块的柱面图像采集。在每次图像采集完毕后,芯块柱面的图像将由算法处理,处理结果被记入数据库。同时,推杆将芯块向前推出拍摄区至出料区。自动下料机械手移动至该区域,使用真空吸盘吸取芯块,旋转机械手将其从出料区搬运至废料盒上方停住;对于检测不合格的芯块,将会关闭真空吸盘负压,使其自动落入废料盒中,然后再将剩余合格芯块搬运至出料 V 型盘。

1.2 图像识别算法原理

1.2.1 图像分割

图像分割技术是对闭合目标形状进行分析处理的基本方法。对芯块缺陷进行分析前,首先要检测芯块表面特征,将缺陷位置提取出来。图像分割技术一般从场景的灰度图像着手进行分析。针对芯块目标区域的提取可以用到亚像素圆形拟

合、极坐标转换、图像二维旋转变换等,缺陷分割算法需要用到多种算法的结合,这些技术包括各向异性扩散滤波、二元阈值、区域生长、空间量化误差、图像纹理分析、软件二元阈值和像素加权、相关阈值、阈值图像,综合多种算法提取出疑似目标图像的缺陷,见图 3。

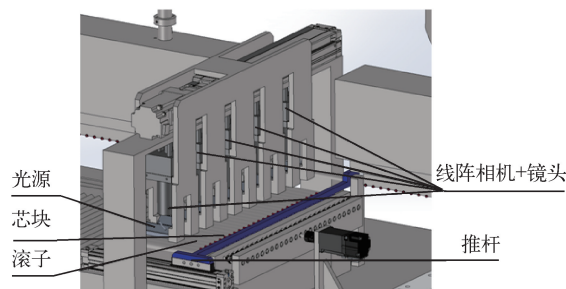


图2 柱面检测机构

Fig. 2 Cylindrical surface detection mechanism

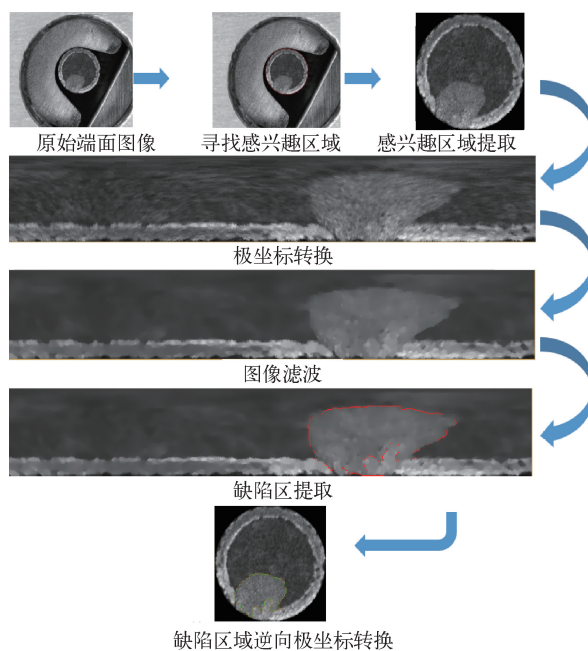


图3 缺陷区域位置提取

Fig. 3 Defect area location extraction

1.2.2 缺陷分析

缺陷检测主要采用连通性分析,在全图像连通性分析中,被分割图像的所有目标像素均被视为构成单一斑点的像素。即使斑点像素并不相连,仍被视为单一的斑点。所有的 Blob 统计和测量均通过图像中的目标像素进行计算;通过连通性标准连接 Blob 分析,将图像中目标像素聚合为离散的斑点连接体。一般情况下,连接性分析通过连接所有邻近

的目标像素构成斑点。不邻近的目标像素则不被视为斑点的一部分,在机器视觉应用中,由于所进行的图像处理过程不同,可能需对某些已被分割的图像进行缺陷分析,而这些图像并未被分割为目标像素和背景像素,这类分割称为标注连通性分析。当对

标注分割的图像进行连通性分析时,将连接所有具有同一标注的图像。标注连通分析不再有目标和背景的概念,按照检测要求将提取的目标缺陷区分为实际缺陷与误检缺陷,端面掉块和柱面气孔缺陷分析见图4~图 5(图中缺陷尺寸数据单位为 μm)。

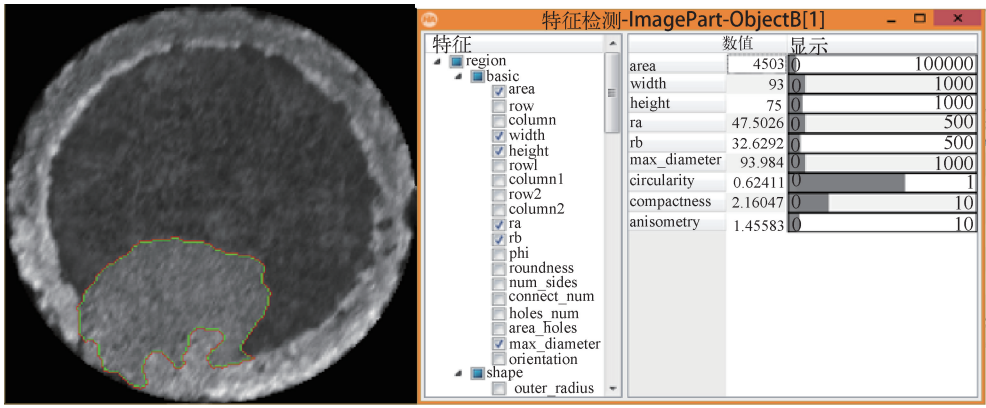


图 4 端面掉块缺陷分析
Fig. 4 Analysis of end face chipping defect

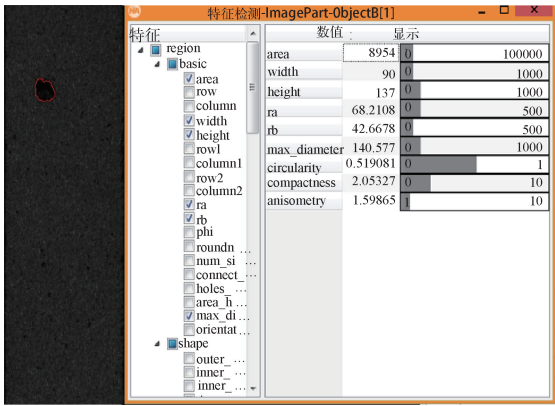


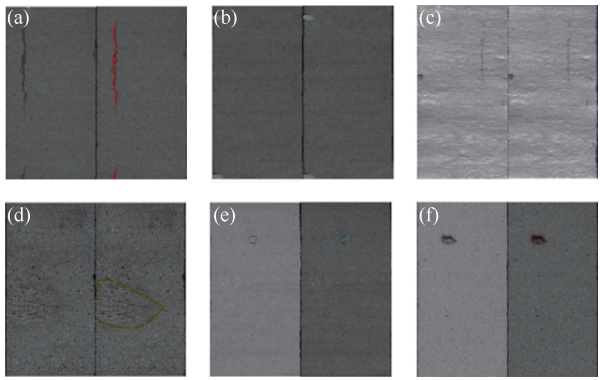
图 5 柱面气孔缺陷分析
Fig. 5 Analysis of cylindrical surface pore defect

KNN 聚类分析通过计算点 A 与其他所有点之间的距离,找出与点 A 最近的 k 个邻居,并根据这些邻居的类别或属性值进行预测。本研究将其用于缺陷分析,将芯块极坐标转换后的图像进行多尺度横向投影。将该投影数据作为学习数据,分别对合格芯块与缺陷芯块进行学习,得到学习后的 KNN 模板,然后将待检测图像数据与模板对比,统计其所属分类,即可得到该图像的缺陷分析结果。

1.2.3 缺陷分类器设计

采用 SVM 分类器与卷积神经网络(Conv-

lutional Neural Network, CNN)相结合的方法,对检出的缺陷进行分类。先把样本点“升维”(映射到高维甚至无穷维空间),再在高维空间中处理线性问题。方法优点:1)SVM 可以给出学习结果的推广能力,是一种处理非线性分类和非线性回归的有效方法;2)使用图像直接作为网络输入,避免了传统识别算法中复杂的特征提取和数据重建过程。其本质是构建多层学习模型,通过学习得到图像更有价值的特征,从而最终提升分类或预测的准确性,各缺陷图像检测结果见图 6。



(a) 裂纹图像;(b) 掉块图像;(c) 未磨削图像;
(d) 部分磨削问题;(e) 含核凹坑图像;(f) 气孔图像。

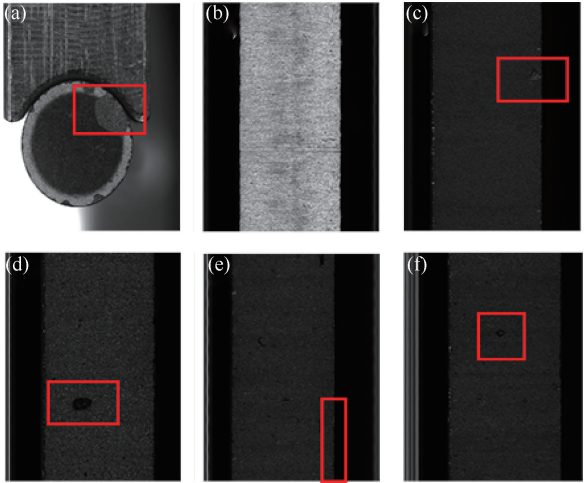
图 6 图像检测结果

Fig. 6 Image detection results

1.2.4 标准缺陷图库建立

用芯块外观缺陷自动检测装置直接测量芯块开裂和掉块的尺寸,当开裂和掉块缺陷大于 0.2 mm时予以判废和剔除。为提高检测准确率和有效判断缺陷类型及其是否超标,有时需将芯块图片与标准缺陷图片进行比对。

从制备的芯块中挑选出具有代表意义的缺陷芯块,使用检测装置进行照相,形成图片;对缺陷进行测量,得到缺陷尺寸。检验时,将样品图片和标准缺陷图片进行比对,判断样品是否合格;如果不合格,则判废剔除。典型外观缺陷见图 7。



(a) 倒角掉块;(b) 未磨削;(c) 柱面掉块;
(d) 柱面气孔;(e) 柱面裂纹;(f) 含核凹坑。

图 7 典型外观缺陷

Fig. 7 Typical surface defects

2 测量系统技术指标验证

根据计量管理要求,测量仪器的精度应为待检产品公差范围的 1/3 至 1/10,重复性应小于公差范围的 1/3 至 1/10,不确定度应小于最大测量误差的 1/3,具体技术指标见表 1。

表 1 测量系统技术指标

Table 1 Technical specifications of the measurement system

外观缺陷类型	技术要求	精度要求/mm	重复性要求/mm	不确定度要求/mm
开裂	裂纹宽度 ≤ 0.2 mm	± 0.03	0.03	0.01
掉块	掉块长度 ≤ 0.2 mm	± 0.03	0.03	0.01

2.1 芯块自动传输验证

挑选一盘外观完整、清洁的 UO_2 芯块,数量为 816 块。人工将装有 UO_2 芯块的 V 型盘放入待检位。启动检测装置,检测装置自动完成 V 型盘的传输和芯块的夹取、转移、旋转等动作,同时完成芯块外观检测。目视观察整个检测过程,无芯块掉落、转移不到位等现象。传输试验结束后,检验人员采用目视方法检验芯块外观。

芯块在夹取、转移、旋转和检测过程中,无掉落、转移不到位等现象。检验人员对传输后的芯块外观进行检查,没有发现芯块掉边掉角,表面擦痕和其他缺陷。分别选取 6 块和 13 块试验芯块分析总氢含量和总杂质含量,结果见表 2。芯块经过夹取、转移、旋转和检测后,芯块总氢和杂质含量正常,检测装置没有造成芯块沾污。

表 2 芯块总氢、杂质含量

Table 2 Total hydrogen and impurity content of pellets

项目	总氢检测		传输后杂质含量		结论
	值/($\mu\text{g/gU}$)		检测值/	目标值/	
	传输前	传输后	($\mu\text{g/gU}$)	($\mu\text{g/gU}$)	
			差值		
试验 1	0.19	0.17		0.7	合格
试验 2	0.22	0.17		1.2	合格
Cl			<10	≤25	合格
F			<3	≤15	合格
总杂质			193.36	≤1 500	合格

2.2 芯块外观检测验证

使用检测装置对圆孔标准块进行检测,结果见表 3。可以看出,检测得到的端面圆孔、柱面圆孔直径与计量检定值的差值分别为 $-0.026\sim 0.007$ 和 $-0.013\sim 0.008$,检测装置的测量精度优于 0.03 mm,满足要求。

表 3 测量精度验证结果

Table 3 Measurement accuracy verification results

端面圆孔直径/mm			柱面圆孔直径/mm		
计量检定值	检测装置测量值	差值	计量检定值	检测装置测量值	差值
0.096	0.076	-0.020	0.094	0.086	-0.008
0.581	0.565	-0.016	0.572	0.559	-0.013
1.104	1.078	-0.026	1.089	1.087	-0.002
1.189	1.184	-0.005	1.198	1.194	-0.004
1.539	1.546	0.007	1.564	1.572	0.008

2.3 检测系统可靠性评估

2.3.1 重复性验证

人工挑选柱面裂纹宽度约 0.2 mm 的芯块 1 块和柱面掉块长度约 0.2 mm 的 UO_2 芯块 1 块,使用检测装置对这 2 块芯块的裂纹和掉块进行检测,得到裂纹宽度和掉块长度,重复 10 次。按式(1)~式(2)分别计算平均值和标准偏差(S_x), S_x 满足技术要求,结果见表 4;检测装置重复性(标准偏差)优于 0.03 mm,满足要求。

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

$$S_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})^2}. \quad (2)$$

表 4 检测装置重复性验证结果

Table 4 Detection device repeatability verification

序号	柱面裂纹宽度/mm	柱面掉块长度/mm
第 1 次	0.198	0.179
第 2 次	0.207	0.206
第 3 次	0.218	0.227
第 4 次	0.175	0.185
第 5 次	0.187	0.189
第 6 次	0.219	0.227
第 7 次	0.164	0.218
第 8 次	0.168	0.218
第 9 次	0.182	0.189
第 10 次	0.217	0.238
平均值	0.194	0.208
标准偏差	0.021 2	0.020 8

2.3.2 不确定度确定

使用检测装置对圆孔标准块的圆孔直径重复测量 10 次,计算检测装置不确定度,结果见表 5。测量的不确定度优于 0.01 mm,满足要求。最佳估计值是 n 个测量数据的算术平均值($\bar{x}$),可按式(1)计算。根据式(2)计算 S_x ,按式(3)计算 A 类标准不确定度(U_A)。

$$U_A = \frac{S_x}{\sqrt{n}}. \quad (3)$$

2.4 检测准确率和检测效率验证

在按照正常磨削工艺制造的 UO_2 芯块中挑选 1 盘 UO_2 芯块,人工混入 345 块带有开裂

宽度、掉块长度大于 0.2 mm 等缺陷的芯块,芯块总数为 1 029 块。检验人员对 UO_2 芯块外观进行 100% 检测,检测后将不合格芯块放回原位;人工将该盘芯块放至待检位;启动自动检测装置,剔除开裂、掉块大于 0.2 mm 缺陷的芯块,剔除芯块数量及缺陷类型、检测人员及时间等信息自动进入数据库,重复 3 次,人工复检装置判废剔除的废品和合格芯块,统计被错检和漏检的芯块数量,结果见表 6。自动检测装置 3 次检测 1 029 块芯块所用时间分别为 638、608、597 s,检测效率分别为 97、102、103 块/min,检测效率平均为 101 块/min,满足要求。

表 5 测量的不确定度

Table 5 Measurement uncertainty

测量项目	柱面圆孔直径/mm		端面圆孔直径/mm	
	计量检定值	测量值	计量检定值	测量值
第 1 次		0.086		0.076
第 2 次		0.088		0.076
第 3 次		0.086		0.074
第 4 次		0.089		0.085
第 5 次	0.094	0.086	0.096	0.077
第 6 次		0.086		0.072
第 7 次		0.089		0.076
第 8 次		0.086		0.073
第 9 次		0.086		0.078
第 10 次		0.086		0.077
平均值		0.087		0.076
标准偏差		0.001 7		0.003 6
不确定度		0.000 4		0.001 2

3 结论

设计的核燃料芯块外观缺陷自动检测系统,能够在复杂生产条件下对核燃料芯块外观缺陷进行快速、准确自动测量,其测量精度优于 ± 0.03 mm,标准偏差优于 0.03 mm,测量不确定度优于 0.01 mm,错检率为 9.8%,漏检率为 2.3%,检测效率平均为 101 块/min,满足需求。研究结果为芯块外观缺陷自动检测装置的研制与推广提供了技术支撑,为核工业关键设备自主可控提供了保障。

表 6 检测准确率统计
Table 6 Statistics of detection accuracy

次数	人工检测数量/块				检测装置检测数量/块				
	合格芯块	大于 0.2 mm 的开裂	大于 0.2 mm 的掉块	其他 缺陷	合格芯块	合格芯块 人工判废	大于 0.2 mm 的开裂	大于 0.2 mm 的掉块	其他 缺陷
第 1 次	684	83	238	24	621	8	78	243	79
第 2 次	684	83	238	24	617	10	93	231	78
第 3 次	684	83	238	24	614	7	97	218	93
平均值	684	83	238	24	617	8	97	218	89
错检率	$(684-617)/684\times100\%=9.8\%$								
漏检率	$8/(83+238+24)\times100\%=2.3\%$								

注:错检率=错检芯块数量/人工判定的合格芯块数量×100%,漏检率=漏检芯块数量/人工判定的不合格芯块数量×100%。

参考文献:

[1] 伍志明. 二氧化铀核燃料的粉末冶金技术[J]. 粉末冶金技术, 1996, 14(1): 63-68.
Wu Zhiming. P/M technology of uranium dioxide nuclear fuel [J]. Powder Metallurgy Technology, 1996, 14(1): 63-68.

[2] 伍志明, 张行如, 王景震. 核电站用二氧化铀芯块的制造实践[J]. 中国核科技报告, 1989 (增刊 3): 508-516.
Wu Zhiming, Zhang Xingru, Wang Jingzhen. Manufacturing practice of uranium dioxide pellets for nuclear power plants [J]. China Nuclear Science and Technology Report, 1989(S3): 508-516.

[3] 李锐, 高家诚, 杨晓东, 等. 二氧化铀核燃料芯块烧结工艺的发展概况[J]. 材料导报, 2006, 20(2): 91-93.
Li Rui, Gao Jiacheng, Yang Xiaodong, et al. The development of sintering technologies of UO₂ fuel pellets[J]. Materials Reports, 2006, 20(2): 91-93.

[4] 陈彭. 秦山核电厂燃料棒 PCMI 效应和包壳疲劳分析[J]. 原子能科学技术, 1998, 32(2): 115-121.
Chen Peng. Analysis on pellet cladding mechanical interaction and cladding fatigue of the fuel rod of Qinshan nuclear power plant [J]. Atomic Energy Science and Technology, 1998, 32(2): 115-121.

[5] 肖增光, 史晓磊, 陈林林, 等. 用 ICARE2 分析秦山二期核电厂堆芯熔化行为[J]. 应用能源技术, 2017 (5): 52-54.
Xiao Zengguang, Shi Xiaolei, Chen Linlin, et al. Analysis of core meltdown in Qinshan PhaseII NPP by using ICARE2 code[J]. Applied Energy Technology, 2017(5): 52-54.

[6] 许芝春, 张亚培, 苏光辉, 等. 堆芯熔融物与混凝土相互作用数值模拟研究[J]. 核动力工程, 2021, 42 (增刊 1): 40-46.
Xu Zhichun, Zhang Yapei, Su Guanghui, et al. Numerical simulation research on the interaction between core melt and concrete[J]. Nuclear Power Engineering, 2021, 42(S1): 40-46.

[7] 曾纪林. 机器视觉在工业机器人抓取技术中的应用[J]. 数字技术与应用, 2025, 43(5): 223-225.
Zeng Jilin. Application of machine vision in grasping technology of industrial robots[J]. Digital Technology & Applicatin, 2025, 43(5): 223-225.

[8] 张雷, 刘明, 王长虹, 等. 提高核燃料棒芯块间隙无损检测设备置信度的方法研究[C]//中国核科学技术进展报告(第三卷):中国核学会 2013 年学术年会论文集:第 7 册. 2013: 35-39.

[9] 张寒, 王军平, 朱桐宇, 等. 快堆 MOX 燃料中模浮动压制生坯性能与缺陷研究[J]. 原子能科学技术, 2024, 58(2): 421-430.
Zhang Han, Wang Junping, Zhu Tongyu, et al. Research of property and defect of fast reactor MOX fuel green pellet in floating pressing[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2024, 58(2): 421-430.

[10] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 现代制造工程, 2023(4): 143-156.
Zhao Langyue, Wu Yiquan. Review of surface defect detection methods based on machine vision[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2023(4): 143-156.

[11] 钟浩. 基于深度学习的核燃料芯块表面缺陷检测方法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2023.

[12] 郭永彩, 李明惺, 高潮, 等. 核燃料芯块垂直度自动检测系统[J]. 核动力工程, 2010, 31(5): 39-41.
Guo Yongcai, Li Mingxing, Gao Chao, et al. Perpendicularity automatic detection system for nucle-

- ar fuel pellets[J]. Nuclear Power Engineering, 2010, 31(5):39-41.
- [13] 高潮, 廖品真, 郭永彩, 等. 核燃料芯块几何尺寸同步测量系统研究[J]. 激光杂志, 2010, 31(2):39-40.
Gao Chao, Liao Pinzhen, Guo Yongcai, et al. Research on geometrical dimension synchronized measurement system of nuclear fuel pellet[J]. Laser Journal, 2010, 31(2):39-40.
- [14] 高潮, 张思超, 金雷, 等. 核燃料芯块几何尺寸及密度检测系统[J]. 重庆大学学报, 2014, 37(4):77-81.
Gao Chao, Zhang Sichao, Jin Lei, et al. Geometrical scale and density measuring system for nuclear fuel pellets[J]. Journal of Chongqing University, 2014, 37(4):77-81.
- [15] 宋文豪, 张斌, 李峰宇, 等. 核燃料芯块的表面裂纹检测算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(16):73-79.
Song Wenhao, Zhang Bin, Li Fengyu, et al. Surface crack detection algorithm for nuclear fuel pellets[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(16):73-79.
- [16] 王乃宽. 基于机器视觉的核燃料芯块几何参数检测系统设计[J]. 科技视界, 2025, 15(17):8-10.
Wang Naikuan. Design of a geometric parameter detection system for nuclear fuel pellets based on machine vision[J]. Science & Technology Vision, 2025, 15(17):8-10.
- [17] 赵靓, 赵世琛, 魏汉明. 基于卷积神经网络的人脸识别和温度检测系统[J]. 舰船电子工程, 2025, 45(6):110-113.
Zhao Liang, Zhao Shichen, Wei Hanming. Face recognition and temperature detection system based on convolutional neural network[J]. Ship Electronic Engineering, 2025, 45(6):110-113.
- [18] 胡博, 钱鑫. 基于人工智能的计算机图像自动识别[J]. 电子设计工程, 2024, 32(22):191-195.
Hu Bo, Qian Xin. Computer image automatic recognition based on artificial intelligence[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(22):191-195.

Automatic Detection System for UO_2 Pellet Surface Defects Based on Machine Vision

FU Hao

(CNNC Jianzhong Nuclear Fuel Co., Ltd., Yibin 644000, China)

Abstract: The appearance quality of nuclear fuel pellets is closely associated with the operational safety and efficiency of nuclear reactors, and must exhibit high quality before being loaded into reactors. Currently, visual inspection by human operators is employed to control the quality of nuclear fuel pellets. However, manual inspection is highly subjective, prone to visual fatigue, carries risks of false and missed detections, and lacks the capability for quantitative defect analysis. To effectively detect surface defects of UO_2 nuclear fuel pellets, an automated inspection system based on machine vision has been designed. The system adopts a modular architecture: first, preprocessing the acquired pellet images; then, utilizing image segmentation techniques tailored to the surface characteristics of the pellets to extract defect regions; subsequently, applying connectivity analysis for defect examination; and finally, employing a combined approach of Support Vector Machine (SVM) classifier and Convolutional Neural Network (CNN) for defect classification, enabling automatic identification of pellet surface defects. The results demonstrate that the system achieves high detection accuracy and efficiency, meeting the requirements of industrial automated inspection.

Key words: nuclear fuel pellets; UO_2 ; defect analysis; automatic detection; machine vision; image segmentation; module