

基于产业场景的《深度学习》课程教学改革实践

李卫勇, 晏苏红, 谢于晨

江西科技学院信息工程学院, 江西 南昌

收稿日期: 2024年10月31日; 录用日期: 2025年4月8日; 发布日期: 2025年4月17日

摘要

在应用型本科教育领域, 各项教学培养技能应紧密贴合“产业”岗位的实际技能需求, 遵循“产业引领教学、产业定义教学、产业驱动教学改革、产业促进教学提升”的发展路径。在工业视觉检测产业领域, 金属板带材缺陷检测项目是对学生未来从事金属加工、质量控制、设备维护等工作至关重要。在应用型本科教育中将金属板带材缺陷检测项目知识要点全过程融入到《深度学习》课程教学实践, 让学生身临其境地体验工业视觉检测产业场景, 旨在提升其技能水平, 增强其就业竞争力。

关键词

应用型本科, 工业视觉检测, 金属板带材缺陷检测, 深度学习

Practical Teaching Reform of “Deep Learning” Course Based on Industrial Scenarios

Weiyong Li, Suhong Yan, Yuchen Xie

School of Information Engineering, Jiangxi University of Technology, Nanchang Jiangxi

Received: Oct. 31st, 2024; accepted: Apr. 8th, 2025; published: Apr. 17th, 2025

Abstract

In the field of application-oriented undergraduate, all teaching and training skills should closely meet the actual skills needs of “industry” posts and follow the development path of “industry leading teaching, industry defining teaching, industry driving teaching reform and industry promoting

teaching improvement". In the field of industrial visual inspection, the defect detection project of metal plate and strip is very important for students to engage in metal processing, quality control and equipment maintenance in the future. In application-oriented undergraduate, the whole process of knowledge points of metal plate and strip defect detection project is integrated into the teaching practice of "Deep Learning" course, so that students can experience the industrial scene of industrial visual inspection in an immersive way, aiming at improving their skills and enhancing their employment competitiveness.

Keywords

Application-Oriented Undergraduate, Industrial Visual Inspection, Metal Plate and Strip Defect Detection, Deep Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在应用型本科教育中,针对人工智能工程技术、软件工程技术及智能控制技术等本科专业,均纳入了《深度学习》课程。然而,当前的教学模式大多沿袭了普通本科院校的做法,侧重于知识传授,课程内容偏重理论,而实践操作环节相对匮乏。这种现状导致学生难以将现代检测技术应用于实际情境中,且在复杂缺陷的识别与分析能力上培养不足,难以跟上行业的快速发展步伐,进而制约了学生的实践技能提升及就业竞争力。

在当前人工智能技术蓬勃发展的浪潮中,神经网络作为其中最耀眼的分支,其应用范围已广泛覆盖图像识别、自然语言处理、医疗诊断、金融预测及自动驾驶等多个关键领域[1],凭借卓越的数据处理能力,神经网络能够精准识别复杂模式,智能决策,显著提升工作效率与准确性。特别是在工业视觉检测领域,神经网络技术在金属板带材缺陷检测项目中应用广泛,实现了高精度、高效率的检测,有效弥补了人工检查的局限性,显著提升了生产质量。若能将金属板带材缺陷检测的核心知识点深度融入《深度学习》课程的教学实践中,不仅能全面培养学生的职业认知,提升其专业技能,还能深化学生对工业视觉检测产业链的理解与把握。

2. 当前《深度学习》教学不足

当前金属板带材缺陷检测教学存在以下主要问题:

1) 理论与实践脱节:课程偏重理论,缺乏实际操作机会和真实案例分析,导致学生难以深入理解检测技术[2]。

2) 课程内容陈旧:当前工业检测的方法主要有人工目视[3]、频闪检测[4]、涡流检测[5]、红外检测[6]、漏磁检测[7]、和机器视觉等方法。对各种检测技术所适用的检测对象和检测的缺点进行探讨和分析,如表1所示。

研究表明,上述几类方法已不适当当前社会产业升级的需求。

3) 师资力量薄弱:专业教师匮乏,且继续教育机会有限,影响教学质量和知识的更新。

4) 资源设备受限:实验设备和实习基地不足,限制了学生接触现代化检测技术和实践机会。

5) 评估方式单一:考核重理论,缺乏实践技能和项目制学习评估,难以全面反映学生能力。

Table 1. Comparative analysis of detection techniques for indicating defects of different plates and strips
表 1. 不同板带材表明缺陷的检测技术对比分析

方法名称	检测对象	缺点
人工目视法	精整线	1) 检测效率低, 易产生漏检和误检; 2) 工作环境恶劣
频闪检测法	精整线	1) 对操作人员要求高; 2) 检测结果的可信度低
涡流检测法	连铸板坯	1) 对检测环境要求高; 2) 容易受环境因素影响
红外检测法	连铸板坯	1) 仅检测缺陷的有无和深度, 不能识别缺陷种类; 2) 检测速度慢
漏磁检测法	金属材料的非金属夹杂物	1) 仅用于金属材料; 2) 无法准确识别缺陷种类; 3) 检测速度慢
机器视觉检测法	适用于多种物质表明检测	1) 对光照条件要求高; 2) 对计算机算法要求高

6) 学生兴趣与动力缺失: 教学方法单一, 缺乏创新, 且学生对职业前景了解不足, 影响学习积极性。

3. 金属板带材缺陷检测项目融入《深度学习》实施路径

金属板带材缺陷检测融入《深度学习》的实施路径可以分为五个关键步骤:

- 1) 收集和标注大量高质量的缺陷图像数据, 以构建训练数据集;
- 2) 选择适合的深度学习模型, 如卷积神经网络(CNN), 并进行模型设计和优化;
- 3) 利用训练数据进行模型训练, 同时进行超参数调整和验证;
- 4) 在实际检测中部署经过训练的模型, 并持续监测其性能;
- 5) 定期更新数据集和模型, 以适应新的缺陷类型和生产变化, 从而不断提升检测效果。

其流程示意图如图 1 所示。

对于收集高质量金属板带材缺陷图像不便的场景, 可以使用公开数据集 NEU-DET 和 KMUST-DET [8]。

NEU-DET 数据集是 Song 和 Yan [9]开放的缺陷检测数据集。该数据集包含六类热轧钢带表面缺陷, 即网纹(Crazing, Cr)、夹杂(Inclusion, In)、斑块(Patches, Pa)、表面麻点(Pitted surface, PS)、氧化铁皮压入(Rolled-in scale, RS)和划伤(Scratches, Sc)。NEU-DET 数据集的 6 类典型表面缺陷图像示例样本如图 2 所示。

KMUST-DET 数据集样本采集于国内某铜板带材生产企业。该数据集包含 3 类黄铜和紫铜表面缺陷, 即黑点(Black spot, BS), 油滴(Oil drop, OD)和划伤(Scratch, Sc), 共有 1705 张分辨率为 800 × 600 的 RGB 图像[10], 如图 3 所示。

教学的过程中可以使用这些公开的数据随时随地进行课堂教学, 免去收集数据、人工分类等繁杂工作。

深度学习领域中可用于金属板带材检测的网络浩若烟海。其中, 基于 CNN 的分类网络目前已经成为表面缺陷检测中非常重要的技术[11]。一般而言, 表面缺陷分类往往采用经过预训练的 VGG、ResNet、DenseNet、SENet 等网络作为骨干网络, 然后针对实际问题搭建简单的网络结构, 输入一幅测试图像到网

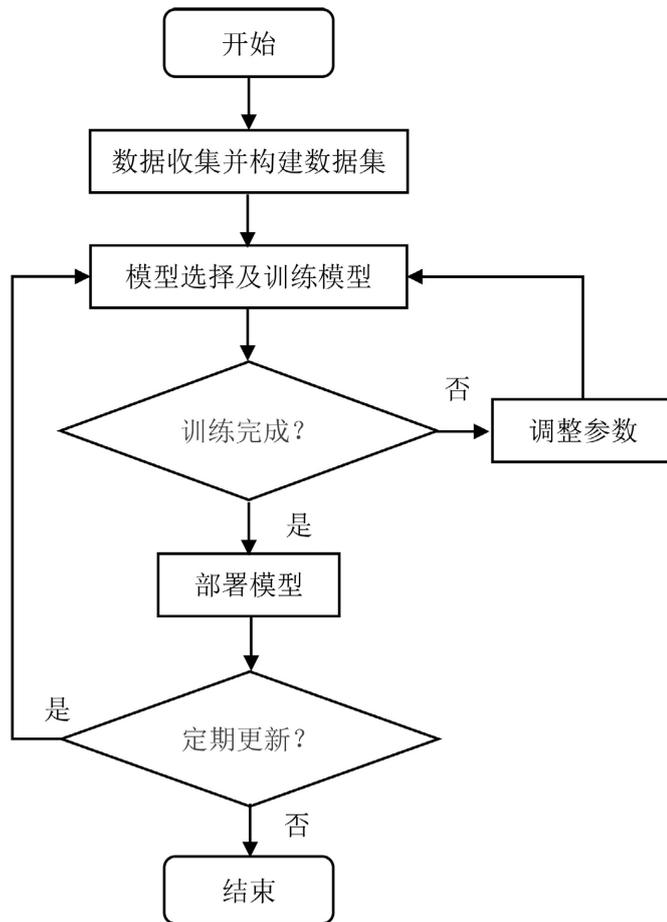


Figure 1. Flow chart of metal strip defect detection based on deep learning

图 1. 基于深度学习的金属带板材缺陷检测流程图

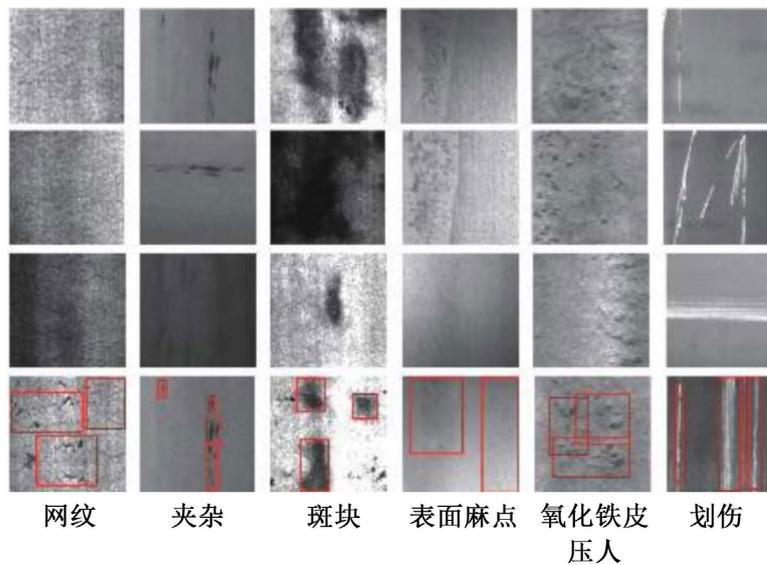


Figure 2. Examples of six typical surface defect images in NEU-DET data set

图 2. NEU-DET 数据集的 6 类典型表面缺陷图像示例样本



Figure 3. Examples of three types of defect images in KMUST-DET data set
图 3. KMUST-DET 数据集的 3 类缺陷图像示例样本

络中，输出缺陷分类及其置信度，或者一组特征向量。根据分类网络的实现方法差异，可将其细分为直接用网络分类、利用网络进行缺陷定位和利用网络作为特征提取器三种方式[12]。

教学工作过程中，教师可多模型融合教学，拓宽学生知识面，增加学生知识面宽度。同时，不同的网络也有共同之处，学生通过学习不同的网络模型能更加清楚地把握神经网络模型的共性，便于其在日后的工作中更加的有的放矢。

对于模型的训练及调整，教师可让学生发挥其主观能动性。学生可通过调整模型训练超参数、尝试不同损失函数、使用不同优化器等方法自主调整模型以达到更好的性能。

4. 实施成效

通过上述的实施路径，很好地解决了传统的教学方式中存在的不足。学生通过公开数据集和神经网络的结合，很好地解决了传统教学方式中理论与实践脱节的教学不足。同时，教师可以根据最新的神经网络技术动态更新教学中使用的模型，更好地帮助学生适应当前技术的发展，解决了课程内容更新滞后的问题。此外，神经网络模型的使用和训练不依赖于场地限制，打破了设备和资源场地的限制，学生随时随地能进行学习。另外，工科出身的新教师，在研究生阶段大多接触过前沿的人工智能技术，对于这些教师而言，进入工作后从事神经网络教学工作能更加有的放矢，很好地解决了专业教师匮乏带来的师资力量不足问题。最后，课程实践可以动态地安排对应的实际工程项目，让学生走出课堂，走进实际的工程现场，课程的评估的重点也由原来单一的理论学习评估转移到解决实际工程项目上的能力上。这种课程教学方式的转变，不但打破了传统教学评估单一的弊端，还能提高学生的学习兴趣，让学生对金属板带材缺陷检测实际的工程检测过程有更加理性的认知。

通过上述的实施路径，学生可以学到以下内容：

- 1) 数据收集和标注：学生将学习如何收集实际生产中的缺陷图像，并掌握数据标注的技巧，了解数据质量对模型训练的重要性。
- 2) 模型选择与设计：学生将了解不同深度学习模型的原理，特别是卷积神经网络(CNN)，学习如何根据具体任务选择合适的模型，并进行初步的模型设计。
- 3) 模型训练与优化：学生将在此过程中掌握模型训练的流程，包括如何准备训练数据、设置超参数、监控训练过程，以及使用验证集评估模型性能。

4) 实际部署与监测: 学生将学习如何将训练好的模型部署到实际生产环境中, 并掌握性能监测与评估的方法, 以便及时调整和优化模型。

5) 数据更新与模型迭代: 学生将了解到机器学习和深度学习的动态特性, 学习如何定期更新数据集和模型, 保持其在不断变化的生产环境中的有效性。

通过这些步骤, 学生能够全面理解深度学习在缺陷检测中的应用, 提升实践能力和创新思维。

5. 结束语

应用型本科教育应当紧密围绕“产业”这一核心, 遵循产业引领教学的原则, 不断推进教学改革与提升。在工业视觉检测产业领域, 将金属板带材缺陷检测项目全面融入《深度学习》课程教学实践中, 不仅为学生提供了一个身临其境的学习平台, 使其能够深入体验工业视觉检测产业的真实场景, 更在无形中提升了学生的技能水平, 增强了其就业竞争力。随着人工智能技术的不断进步和产业的持续发展, 金属板带材缺陷检测技术会进一步优化, 动态调整《深度学习》课程教学内容, 以期为社会培养出更多具备扎实专业技能和良好职业素养的高素质人才, 为推动我国工业视觉检测产业的繁荣发展贡献力量。

参考文献

- [1] 王海云. 基于深度卷积神经网络的金属板带材表面缺陷检测研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 昆明: 昆明理工大学, 2020.
- [2] 沙鑫美. 应用型本科教育教学评估的四个基本问题[J]. 高教发展与评估, 2024, 40(3): 1-9.
- [3] 李小彤. 基于图像处理和胶囊网络的金属带材表面缺陷检测研究[D]: [硕士学位论文]. 昆明: 昆明理工大学, 2020.
- [4] Obeso, F. and Gonzalez, J. (1997) Intelligent On-Line Surface Inspection on a Skinpass Mill. *Iron and Steel Engineer*, **74**, 29-35.
- [5] 萨, 让路, 卢斌. 用安装在火焰切割设备前的涡流探测器检验热连铸板坯的表面质量[J]. 国外钢铁科技, 1995(1): 1-7.
- [6] Kimoto, K., Ueno, S. and Hirose, S. (2006) Image-Based Sizing of Surface-Breaking Cracks by SH-Wave Array Ultrasonic Testing. *Ultrasonics*, **45**, 152-164. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2006.08.006>
- [7] 石桂芬, 何永辉, 张清. 漏磁法检测薄带钢内部缺陷的研究进展[J]. 世界钢铁, 2013, 13(4): 58-62, 72.
- [8] Zhu, X., Su, W., Lu, L., Li, B., Wang, X. and Dai, J. (2020) Deformable DETR: Deformable Transformers for End-to-End Object Detection. arXiv: 2010.04159.
- [9] Misra, I., Girdhar, R. and Joulin, A. (2021) An End-To-End Transformer Model for 3D Object Detection. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Montreal, 10-17 October 2021, 2886-2897. <https://doi.org/10.1109/iccv48922.2021.00290>
- [10] Song, K. and Yan, Y. (2013) A Noise Robust Method Based on Completed Local Binary Patterns for Hot-Rolled Steel Strip Surface Defects. *Applied Surface Science*, **285**, 858-864. <https://doi.org/10.1016/j.apsusc.2013.09.002>
- [11] Lv, X., Duan, F., Jiang, J., Fu, X. and Gan, L. (2020) Deep Metallic Surface Defect Detection: The New Benchmark and Detection Network. *Sensors*, **20**, Article 1562. <https://doi.org/10.3390/s20061562>
- [12] Long, J., Shelhamer, E. and Darrell, T. (2015) Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. 2015 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, 7-12 June 2015, 3431-3440. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2015.7298965>