

基于人工智能的质检系统设计与实现

郭泽辉

(广州华立学院 广州 510000)

摘要 随着制造业的快速发展,产品质量检测成为确保产品性能和客户满意度的关键环节。然而,传统的质检方法依赖于人工检测,存在检测效率低、误判率高等问题。为解决这些问题,文中设计了一种基于人工智能的质检系统。首先,通过分析质检过程中的痛点和需求,提出了质检系统的设计思路。其次,详细介绍了系统的工作流程和关键技术,如数据采集、图像处理和缺陷识别等。在深度学习算法的支持下,系统能对检测数据进行特征提取和模式识别,从而实现自动化的质量检测。最后,对质检系统进行实验评估。结果表明,该系统具有较高的检测准确性和效率,能有效提升质检过程的自动化水平。

关键词: 人工智能;质检系统;深度学习

中图分类号 TP311

Design and Implementation of Quality Inspection System Based on Artificial Intelligence

GUO Zehui

(Guangzhou Huali College, Guangzhou 510000, China)

Abstract With the rapid development of manufacturing industry, product quality testing has become a key link to ensure product performance and customer satisfaction. However, traditional quality inspection methods often rely on manual testing, which has problems such as low detection efficiency and high misjudgment rate. To address these issues, this paper proposes a quality inspection system based on artificial intelligence. Firstly, by analyzing the pain points and requirements in the quality inspection process, the design concept of the quality inspection system is proposed. Secondly, the workflow and key technologies of the system were detailed, such as data acquisition, image processing, and defect recognition. With the support of deep learning algorithms, the system is able to extract features and recognize patterns from detection data, thereby achieving automated quality inspection. Finally, conduct experimental evaluation on the quality inspection system. The results indicate that the system has high detection accuracy and efficiency, and can effectively improve the automation level of the quality inspection process.

Key words Artificial intelligence, Quality inspection system, Deep learning

0 引言

在制造业中,产品质量是影响企业竞争力的重要因素。传统的质量检测方法主要依赖人工,存在检测效率低、误判率高、成本高等问题。为提高质检效率和准确性,研究人员提出了基于人工智能的质检系统^[1]。人工智能技术在图像识别、模式识别等领域的应用,使得质检系统能自动检测产品缺陷,减少人工干预,提升检测的精度和效率。本文旨在设计一种基于人工智能的质检系统,通过数据采集、图像处理和缺陷识别等技术,提供自动化、高效的质量检测解决方案。

1 人工智能在质量检测中的应用概述

人工智能在质量检测中的应用十分广泛,通过引入深

度学习、机器视觉和大数据分析等技术,质检系统能自动识别产品中的细微缺陷,提高检测的准确性和效率。传统依赖人工的检测方法往往存在效率低、误判率高的问题,而人工智能技术通过图像处理和模式识别,可以实时检测大规模生产线上的产品,提高产品质量和生产线的自动化水平。

2 质检系统的特点和问题

2.1 传统质检方法及其问题

传统的质检方法主要依赖于人工检测,存在检测效率低、主观性强和误判率高的问题。特别是在复杂的生产线上,人工检测不仅耗时,且容易受操作员的情绪和经验影响,导致检测结果不一致。此外,随着产品设计的复杂化和精度要求的提高,传统方法已难以满足高精度的检测需求。因此,研究基于人工智能的自动化质检系统显得尤为重要。

作者简介: 郭泽辉(1985—),硕士,助教,研究方向为计算机科学与应用。

2.2 质检系统的需求分析

基于人工智能的质检系统旨在解决传统质检方法的不足,主要包括以下几个方面的需求:高效的缺陷识别、稳定的检测性能、低误判率和易于集成的系统架构。为此,本文设计了一种基于深度学习和图像处理技术的质检系统,其利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)进行特征提取和缺陷识别,并通过自动化流程提升检测效率^[2-3]。

3 基于人工智能的质检系统设计

3.1 系统总体架构

质检系统由数据采集模块、图像处理模块、缺陷识别模块和结果反馈模块组成。数据采集模块负责从生产线上获取图像和传感器数据。图像处理模块对采集到的数据进行预处理,如去噪、增强和图像分割。缺陷识别模块通过深度学习算法对处理后的数据进行特征提取和缺陷识别。结果反馈模块则将检测结果反馈给生产线,指导生产过程中的调整和优化。

3.2 系统功能模块实现

3.2.1 数据采集模块

数据采集模块是质检系统的基础,负责获取并预处理生产线上各类图像和传感器数据。该模块采用Basler工业相机和Texas Instruments的传感器进行数据采集,并使用Intel Xeon处理器进行数据的初步处理,确保数据的实时性和准确性,具体设备配置如表1所列。数据采集模块通过Modbus协议与可编程逻辑控制器(Programmable Logic Controller, PLC)系统进行通信,采集的图像数据通过GigE Vision接口传输到图像处理模块。

表1 数据采集模块设备配置

设备	型号	处理能力	接口
Basler 工业相机	acA2500-14 gm	每秒拍摄 50 帧图像	GigE Vision 接口
Texas Instruments 传感器	TMP36	测温范围: -40°C~125°C	SPI接口
Intel Xeon 处理器	Xeon E5-2680 v4	2.4 GHz, 28 核, 512 GB 内存	PCIe 接口

3.2.2 图像处理模块

图像处理模块是质检系统中的重要模块之一,该模块对采集到的图像进行预处理,以提升后续缺陷识别的准确性和效率。模块的功能包括图像去噪、图像增强、边缘检测和图像分割。

(1)图像去噪是图像处理的首要步骤,主要用于消除因噪声干扰而产生的图像失真。图像处理模块采用高斯滤波算法进行图像去噪,滤波器的标准差设置为 $\sigma=1.5$,具体的滤波操作如式(1)所示^[4]:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中, $G(x, y)$ 为高斯滤波器的权重, x 和 y 为像素的横纵坐标。

(2)图像增强用于提高图像的对比度和亮度,使得产品缺陷更明显。图像处理模块采用直方图均衡化技术来增强图像的对比度。其核心思想是将图像像素的灰度值进行重新分布,使得图像的对比度得以改善,如式(2)所示:

$$h(v) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^v p_i \quad (2)$$

其中, $h(v)$ 为灰度值 v 的累积概率分布函数, p_i 为灰度级 i 的像素点数, M 和 N 分别为图像的宽度和高度。

(3)边缘检测是识别图像中物体轮廓和边界的关键步骤,直接影响着后续图像分割的效果。图像处理模块采用了Canny边缘检测算法,该算法首先通过高斯滤波器平滑图像,以减少噪声的影响^[5]。接着,计算图像的梯度幅值和方向(边缘梯度),用于检测图像中亮度变化显著的区域。边缘梯度的计算如式(3)所示:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3)$$

其中, G_x 和 G_y 分别表示图像在水平方向和垂直方向上的梯度, G 为组合后的梯度幅值,用于检测边缘强度。然后,采用非极大值抑制技术细化边缘,确保检测到的边缘线条更为精确。最后,Canny边缘检测算法通过双阈值检测来区分强边缘和弱边缘,并连接这些边缘形成完整的边界。通过这一系列处理,Canny边缘检测算法能有效提取图像中的清晰边缘,为后续的图像分割奠定基础。

(4)图像分割的目的是将图像分割成若干区域,以便对产品表面进行局部分析。图像处理模块采用Otsu阈值分割法,将图像划分为前景和背景两个部分。Otsu算法通过最大化类间方差,自动确定最佳阈值 T ,如式(4)所示:

$$\sigma_b^2(T) = w_1(T)\sigma_1^2(T) + w_2(T)\sigma_2^2(T) \quad (4)$$

其中, $\sigma_b^2(T)$ 为类间方差, $w_1(T)$ 和 $w_2(T)$ 分别为前景和背景的权重, $\sigma_1^2(T)$ 和 $\sigma_2^2(T)$ 为对应的类内方差。

3.2.3 缺陷识别模块

缺陷识别模块是质检系统的核心,该模块通过CNN对预处理后的图像进行深度分析,以检测并识别出产品中的细微缺陷。CNN的基本结构由多个卷积层、池化层和全连接层组成。首先,卷积层通过卷积运算提取图像的局部特征,如式(5)所示:

$$Z^{(l)} = W^{(l)} \cdot A^{(l-1)} + b^{(l)} \quad (5)$$

其中, $Z^{(l)}$ 表示第 l 层的输出, $W^{(l)}$ 是第 l 层的权重矩阵, $A^{(l-1)}$ 是第 $l-1$ 层的激活输出, $b^{(l)}$ 为偏置项。

然后,池化层对卷积层提取的特征进行降维和滤波,保留最显著的特征以减少计算量。最后,全连接层将提取到的特征组合在一起,通过激活函数进行非线性转换,并通过Softmax函数将输出结果转换为概率分布,以判断图像中是否存在缺陷。Softmax函数将网络的输出值映射到(0,1)之

间,表示每个类别的概率,从而确定产品是否存在某种类型的缺陷。整个过程通过反向传播算法不断调整网络的权重和偏置,提升模型的检测准确性,使得系统能精准识别图像中的缺陷。

3.2.4 结果反馈模块

结果反馈模块负责将缺陷识别模块生成的检测结果实时传输和展示,以便能及时调整操作生产线。当检测到的图像通过卷积神经网络处理后,结果反馈模块会通过 Modbus TCP/IP 协议将这些检测结果发送至 PLC 系统,以便自动化设备进行响应。此外,系统还集成了人机界面(Human Machine Interface, HMI),用于实时显示检测结果,包括产品的合格状态和具体的缺陷信息。若系统检测到产品存在缺陷,模块则会立即触发报警信号,并自动保存缺陷的图像及其具体位置。这些数据不仅会通过 HMI 显示,还会存储在中央数据库中,以供后续分析和质量改进使用。通过这一闭环反馈机制,系统能实现对生产过程的实时监控与调整,大幅提升生产线的响应速度和产品质量管理水平。

4 实验评估

4.1 实验环境与数据集

本实验在 Ubuntu 20.04 操作系统下进行,采用 NVIDIA Tesla V100 图形处理器(Graphics Processing Unit, GPU)加速神经网络模型的训练,实验的硬件和软件配置如下。中央处理器(Central Processing Unit, CPU)为 Intel Core i9-10900 K,配备 64 GB 内存,使用 Python 3.8 进行开发和实验。数据集包含 5 000 张来自实际生产线的产品图像,其中有 2 000 张图像带有不同类型的缺陷,所有图像尺寸均为 256×256 像素。数据集按 4:1 的比例划分为训练集和测试集,确保模型的训练和测试具有代表性和可靠性。具体的实验环境配置如表 2 所列。

表 2 实验环境配置

实验环境	基本配置
操作系统	Ubuntu 20.04
CPU	Intel Core i9-10900K
GPU	NVIDIA Tesla V100
Python 版本	Python3.8
内存容量	64 GB

4.2 实验步骤

实验步骤包括以下几个关键环节。首先,对数据集中的图像进行预处理,确保图像经过去噪、增强、边缘检测和分割后具备良好的质量,以便后续的缺陷识别。接着,利用 4 000 张图像训练 CNN 模型,训练过程中采用 Adam 优化器,并设置学习率为 0.001,同时通过数据增强和 Dropout 策略

防止过拟合。训练完成后,使用剩余的 1 000 张图像对模型进行验证,通过 Softmax 函数输出检测结果,并与真实标签比较,评估模型的准确性和处理速度。最后,将检测结果通过 Modbus TCP/IP 协议传输至 PLC 系统,并在 HMI 界面实时显示。若检测到缺陷,系统则会触发报警并记录缺陷的图像和位置信息。

4.3 实验结果分析

实验通过比较基于 CNN 的缺陷识别算法与传统方法的准确率和处理速度,验证本文设计的系统的有效性。实验结果如表 3 所列。结果表明,基于 CNN 的算法在缺陷识别上的准确率达到 98.5%,而传统方法的准确率仅为 89.2%。此外,基于 CNN 的方法在处理速度上也有显著提升,每张图像的平均处理时间从传统方法的 120 ms 缩短至 25 ms。从实验结果可以看出,基于 CNN 的质检系统在检测准确性和处理速度方面均优于传统方法。此系统的高效性和准确性为生产线上的质量检测提供了强有力的支持,提高了质检过程的自动化水平,减少了人工检测的时间和成本。

表 3 实验结果对比

方法	准确率/%	平均处理时间/ms
传统方法	89.2	120
基于 CNN 的方法	98.5	25

5 结语

本文设计并实现了一种基于人工智能的质检系统。通过采用深度学习和图像处理技术,系统能高效、准确地检测生产线上的产品缺陷。实验结果表明,本文系统在检测准确性和处理速度上均优于传统方法,具有显著的应用优势。未来,随着人工智能技术的进一步发展,本文所提系统将在更多制造领域中得到推广和应用,为提高产品质量和生产效率提供有力支持。

参考文献

- [1] 湖北楚天龙实业有限公司.一种基于人工智能的图像质检方法及系统:CN202410355481.1[P].2024-04-30.
- [2] 侯立业.图像处理技术在溢油监控中的应用研究[J].中国设备工程,2024(5):203-205.
- [3] 彭梓塘,黄晓贤,范晓慧,等.基于卷积神经网络的烧结成品率预测[J].中南大学学报(自然科学版),2024,55(4):1263-1271.
- [4] 付林,赵东明,付林威.混合半径高斯滤波算法在去除 GRACE 条带误差中的应用[J].大地测量与地球动力学,2024,44(5):517-521,550.
- [5] 姚成敏,朱节中,杨再强.蜣螂优化算法在 Canny 边缘检测算法中的应用[J].国外电子测量技术,2024,43(4):143-151.