

深度学习

# 基于深度学习的视觉检测系统提升汽车零部件检测效果

文/Nuria Garrido López

在德国 Continental 公司的底盘及安全部门和车辆动力学 (VED) 业务部门, 质量控制和基于相机的机器视觉检测方法, 已经实行了很多年。例如, 电子制动系统是汽车主动安全系统中最重要的环节, 要对其进行 100% 的在线检测; 电子制动系统是制造复杂的机电系统的重要部分, 它们正以越来越多的品种供应给 OEM 厂商。

小型化、更高的集成水平以及更丰富的功能, 使得生产工艺变得更复杂、更严苛。在提高系统性能的同时, 还要降低汽车质量 / 重量以实现更高的燃油效率, 这种需求要求在电子制动系统中实现电子、液压和机械三方面的高度集成。例如, MK 100 单元 (见图 1) 需要用可视化方法来检测微小的阀口孔、O 形圈和阀门内壁, 这对机器视觉系统的镜头、照明和特征提取功能都提出了严峻挑战 (见图 2)。

简单的检测任务, 如检测存在 / 不存在、零件是否正确放置或正确组装以及尺寸是否准确, 很容易量化。然而, 并不是所有用于确定产品 OK 还是 NOK (非 OK) 的参数都是量化的。一些潜在的 NOK 标准变化很大, 并且无法通过数字、形状等方式加以量化。

另一个挑战是许多组件来自不同的供应商, 但是需要在同一条生产线上用同一套机器视觉系统进行处理。通常, 不同的供应商会在组件表面加工出不同

的图案, 这不仅改变了背景图案, 也为特征提取带来了挑战 (见图 3)。

## 新的检测任务

尽管如此, 全球 VED 产线上 95% 的检测任务, 都可以通过 Continental 公司 VED 业务部门提供的先进标准化 2D 机器视觉系统来解决。有些地方会用到 3D 系统, 但是越来越多的应用需要一种全新的解决方案。在典型的传统机器视觉应用中, 系统知道需要查找什么, 并且系统可以从符合要求的图像中识别出需要提取的特征, 并将提取的特征与参考样本进行比较, 最终将零部件直接分类为 OK 或 NOK。但是, 缺陷五花八门, 不容易被量化, 该怎么检测它们呢?

这些新的挑战可能需要彻底颠覆而不是逐步演进。比如, 识别出零件上不同类型的污染物就是一种新的挑战。污染物可以是某种形式的油脂、灰尘或是尺寸、形状、外观都不同的各类碎屑, 并且它们存在的位置也是随机的, 这些都让量化和检测变得极具挑战性 (见图 4)。

## 为机器赋予人工智能

Continental 公司 VED 机器视觉团队, 正在为机器视觉应用挖掘深度学习算法的潜能和不同类型的算法。在某种程度上, 基于深度学习的检测方法, 其首次检测试图将传统机器视觉的速度、



图1: MK 100 电子制动系统的检测方法, 对传统机器视觉系统的检测能力提出了严峻挑战。

重复精度和准确性与只有人类思维才具备的能力结合在一起, 这将为系统赋予人工智能的能力。就像有经验的工人能够识别出任何形态的污染物一样, 一个训练有素的类神经网络也应该能够识别污染物, 甚至有可能对这些污染物进行分类。例如, 液压零件螺纹上的污染物将根据它们的材质和大小来分类为: 严重或无关紧要。

作为众多同行者的一员, Continental 公司 VED 业务部门正在评估由一家专业供应商提供的标准神经网络系统。该系统具有一套经过验证的架构, 并提供机器视觉应用所需要的一些必要的工具库。神经网络需要一个受监督的学习阶段。在这个阶段, 将很多零部件的图像输入到系统中, 深度神经网络层从这些图像中提取特征, 这些特征用于区分零件是 OK 还是 NOK。这点与人类思维非常相似, OK 和 NOK 图像的判定, 代表着神经网络系统的分类新能。

## 超越基于规则的检测方法

在实际生产期间获得的图像, 有助于为深度学习解决方案生成数据。现有的经验可以产生符合要求的图像, 并借助照明和对比度突出相关特征, 比如裂纹, 典型机器视觉的核

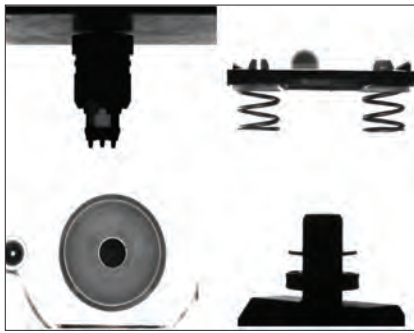


图2: 四幅图片展示了相机捕获到的典型工业光学检测图像。

心技术仍然适用。然而,深度学习系统并不能像传统机器视觉检测系统那样,区分出背景和缺陷。在深度学习系统中,深度神经网络的输入层和输出层之间的隐藏层,通过一种特殊机制来实现提取特征。

然而,面对这种突破基于规则的算法边界的复杂情况,深度学习系统能比基于规则的软件表现出更好的性能。这就是 Continental 公司开始将人工智能用于产品开发和制造中的原因。例如,自动驾驶(AD)为人工智能提供了一种应用场景,在这种应用中,人工智能为控制单元赋予了处理新的或意外交通状况的能力;在这里,交通状况是无法通过规则来描述的。

### 为意外事件做好准备

Continental 公司 VED 部门所追求的目标是:开发出一款能处理意外事件的新工具。新工具将面临许多挑战。第一项挑战是用于监督学习阶段的数据库,在此期间神经系统要学习大量的图像数据。

另一个挑战是时机的把握。如果新零件投入生产,很难获得 OK 和潜在 NOK 零件的图像。那么,基于深度学习的算法将如何完成其学习曲线呢?

一种解决方案是开发出一种能够快速学习的机器视觉系统。在短暂的

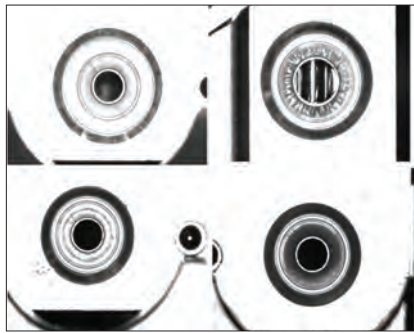


图3: 四个合格零件的图像,外观差异很大,但是要求检测系统能够接受。

试生产阶段完成图像收集后,这样的系统就可以为大规模生产做好准备了。

VED 团队对质量的重视,反映在对深度学习视觉系统的性能要求上:将产品误判为 NOK 并不是一个严重的问题。因为如果一个 OK 零件被错误地分类为 NOK,这将会增加生产成本,但却不会影响产品的质量安全性。但是,如果将一个 NOK 零件误判而归类为 OK,则是完全不能接受的。

为了评估深度学习算法的性能,需要获取统计的背景数据,凡是在 VED 机器视觉实验室中进行的测试,将复制之前成功的日常生产情况。测试中包括 OK 和 NOK 的生产零件,它们均通过一个深度学习视觉检测系统,来验证是否有任何 OK 被判为 NOK、或 NOK 被判为 OK 的情况发生。一旦发现分类中可能出现错误,系统也可以从中学习并修改这个监督学习阶段。通过彻底评估系统性能、并证实没有 NOK 零件被误判为 OK,这种深度学习机器视觉系统才能被充分信任。

### 焊点检测的挑战

让 VED 受益于深度学习视觉系统的一个领域是焊点检测。焊点检测是一项特别棘手的任务,许多可能存在的缺陷在外观上有很大变化,而 OK 焊点看起来总是非常相似。找到

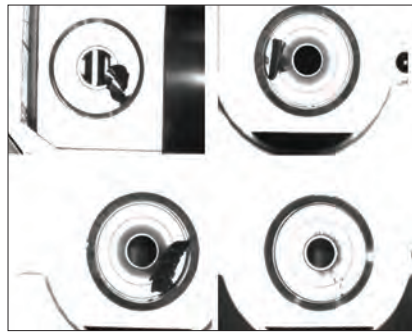


图4: 具有不同类型污染物或缺陷的NOK零件的图像,它们将被检测系统剔除出去。

NOK 的点并不难,但是对于传统算法来说,要区分出缺陷的类别却非常复杂。甚至是为焊点检测提供正确的照明,也是一项颇具挑战性的任务。然而,获得有关缺陷机制的确切信息,对于在连续反馈中优化焊点检测过程而言,也是很有价值的。

另一个应用是检查纤维增强的黑色橡胶波纹管。为了确保该类组件所需的耐用性,需要验证正确的纤维分布和方向。与传统的机器视觉相比,深度学习算法有望能更好地处理对比度较低的图像。

深度学习视觉检测系统还面临着—项挑战,即再次培训系统的问题。必须要定义被授权重新培训系统的操作员和需要使用的一组图像数据。重新培训后,必须要有一个标准化的验证过程。

### 共存的解决方案

有一件事是肯定的:电子制动系统的组装并没有变得更容易,并且随着传统的解决方案在某些领域开始达到极限,市场正需要新的机器视觉工具。新的检测任务正开始不断涌现,并且将在未来变得越来越重要。基于深度学习的机器视觉系统将作为一种新工具,填补生产检测工作中一些可预见的空白。⊕