工业界表面缺陷检测方法综述

# 参考

<https://blog.csdn.net/qq_41742361/article/details/111413095>

# 正文

产品的表面缺陷检测是近年来制造业中格外关注的一项技术问题。作为生产制造过程中必不可少的一步，表面缺陷检测广泛应用于各工业领域，包括3C、半导体及电子、汽车、化工、医药、轻工、军工等行业，催生了众多上下游企业。自20世纪开始，表面缺陷检测大致经历了三个阶段，分别是人工目视法检测、单一机电或光学技术检测以及机器视觉检测。随着光电元器件的快速发展，以及计算机技术中图像处理、人工智能等算法的深入研究，以机器视觉为代表的先进方法在工业质检中得到越来越广泛的应用。

本文介绍目前主流的表面缺陷检测方法，包括基于传统机理的表面缺陷检测方法和基于机器视觉的表面缺陷检测方法，阐述各类检测方法的基本原理，并分析其主要特点和优势。

## 基于传统机理的表面缺陷检测方法

自20世纪中后期开始，各类高灵敏度检测器件快速发展。在表面缺陷检测领域展开了基于涡流检测、交流电磁场检测、漏磁检测、激光超声检测等多种检测机理的研究。这一类检测方法主要基于高灵敏度的机电技术或光学技术，通过对电信号或磁信号处理实现缺陷的检测，原理和适用范围区别较大，各有优劣。下面分别介绍涡流、交流电磁场、漏磁、激光超声四种基于传统机理的检测方法。

### 涡流检测

涡流检测（EddyCurrent Testing, ET）基于电磁感应原理，主要适用于导电材料的表面及近表面的检测。如下图所示，(a)表示流经线圈的交流电会在线圈周围产生磁场；(b)表示当线圈靠近导电材料表面时，被测物表面产生感应电流；(c)表示因缺陷造成的材质、尺寸变动会引起线圈阻抗变化，利用涡流检测仪监测这种变化量就能判断出被测物表面是否存在缺陷。探头线圈产生的涡流频率与检测深度成反比，即涡流频率越高其检测深度越浅，涡流检测法也可以准确检测被测物表面上缺陷的位置和大小。

受金属趋肤效应的影响，激励磁场在金属表面感应出的涡流密度最大，离表面越远则衰减越大。由于涡流检测是利用缺陷对涡流场的扰动来实现检测的目的，当金属表面存在较大的粗糙度时，会引起表面涡流场的局部扰动，产生较大的基底噪声，同时如果在检测过程中探头与金属表面之间接触不良，由于探头的纵向振动也会改变金属表面的涡流分布，这样就会产生很大的干扰噪声，这些干扰噪声将在一定程度上降低检测信号的信噪比，严重时甚至不能进行正常的检测。

从涡流检测的原理和特性不难看出，涡流检测技术具有如下特点：

非接触式检测，不会损害被测物的表面。

检测无需耦合介质，检测速度快，灵敏度高。

被检测对象必须是导电材料，一般只适用于金属表面缺陷检测。

对被测物的表面状态要求较高，在检测粗糙度较大的表面时效果不佳

难以准确区分缺陷的种类，一般应用于孔洞、裂纹等缺陷的检测，在检测脏污、轻微划痕等缺陷时并不适用。

### 交流电磁场检测

与涡流检测方式类似，交流电磁场检测（Alternating Current Field Measurement，ACFM）同样基于电磁感应原理。ACFM交流电磁场技术是综合了交流电位降和涡流检测两种电磁检测方法演化而来的检测方法，主要是利用电磁场在不需接触样本表面的状况下可检测出表面裂纹的长度及深度。

与涡流检测不同，交流电磁场检测技术提取的是磁感应强度信号，而非阻抗信号。它通过激励探头在工件表面产生均匀电流，利用检测线圈拾取平行电流在缺陷处产生扰动而引起磁场畸变信号，再经过信号采集和处理装置将得到反映缺陷长度和深度信息的信号Bz和Bx，从而分析判断缺陷信息，其原理如下图所示。

交流电磁场检测技术具有如下特点：

无接触检测，不会损害被测物的表面。

表面要求低，可穿透涂层，主要用于海洋钻井平台等水下结构物的表面缺陷检测。

数学模型精确，因此反演所得的缺陷尺寸和位置准确。

仅适用于具有高导磁率的铁磁性材料。

检测无需标定、检测速度快、操作便捷、减少了工作量。

多用于手持式检测，自动化程度较低。

设备昂贵，检测成本高，所能检测的缺陷种类有限。

### 漏磁检测

漏磁检测（MagneticFlux Leakage，MFL）是铁磁材料产品常用的表面缺陷检测方法之一，该方法能够直观地显示缺陷的形状、位置和尺寸。如下图所示，漏磁法的原理为在磁化装置的作用下将被测产品磁化至饱和状态，若被测产品无缺陷，则产品中的磁感应线被约束至物体之中，磁通平行于被测物表面，几乎没有磁感应线从表面溢出；若存在破损、腐蚀等缺陷，缺陷部位的材料或形态会导致磁导率变化，将形成与缺陷大小成比例的漏磁场。通过磁敏探头检测泄漏的磁力线，即可推算出被测物上的缺陷形态。

铁磁性被测物的磁化方式在漏磁检测中占有重要地位，常用的磁化方式有永久磁化、直流磁化和交流磁化三种。永久磁化以永久磁铁作为励磁磁源，其效果相当于固定直流磁化，具有体积小、磁能低和剩磁低的优点。直流磁化以直流电流激励电磁铁产生磁场并磁化，磁化强度可通过控制电流强弱来实现，需要退磁。交流磁化以交流电激励电磁铁产生磁场并磁化，磁化后铁磁性材料不会产生剩磁，因此无需退磁。

漏磁检测技术具有如下特点：

仅适用于铁磁材料产品的检测，且不适用于检测形状复杂的物体。

检测灵敏度较高，检测速度快，成本低。

能够形成缺陷尺寸形态的初步量化。

永久磁化和直流磁化在检测完成后需进行退磁，操作繁琐。

能够检测破损、腐蚀等少数几种缺陷，且难以准确区分缺陷的种类。

### 超声波检测

激光超声技术是一种涉及光学、声学、热学、电学等多学科融合的检测方法，其主要利用高能量的短脉冲激光投射到固体表面来生成含有被测物表面信息的超声信号，然后再用激光探针检测出该信号，从中提取出有关缺陷的信息。根据激光是否与被测物产生超声信号的方法，可将激光超声检测技术分为直接式和间接式两类。直接式中激光与被测物表面直接作用，产生热弹效应或溶蚀效应生成超声信号。间接式则通过与被测物周围的介质产生超声信号。

如下图（a）所示，热弹效应指当激光器照射到材料表面的能量不足以使其表面熔化，材料吸收光能发生急剧的热膨胀，产生了偏振方向与表面平行的应力波即超声剪切波；如图（b）所示,溶蚀效应指入射激光功率密度较高，激光能量足以使材料表面温度急剧升高至材料的熔点，导致表面小部分材料气化，形成等离子体，于是有一垂直于表面的反作用应力作用在表面，激发出幅值较大超声纵波。

激光超声技术具有如下特点：

非接触性检测，无需添加耦合剂。

可实现绝缘体、陶瓷和有机材料的检测

对于表面和近表面微小缺陷具有高度敏感性。

能够应用于恶劣环境和远程控制，可实现远距离检测。

可实现大面积检测和快速扫描，适用于生产中一些快速运动试件的快速检测。

对表面光洁度要求较低，对表面粗糙、形状复杂的试件也有较好的检测效果。

热弹效应的转换效率较低，而溶蚀效应可能会造成被测物表面的轻微损坏。

所能检测的缺陷种类较少，且难以准确区分缺陷的种类。

可以看出，涡流、漏磁、激光超声等基于传统机理的检测方法适用场合有限，且仅能识别出少数几种类型的缺陷，对缺陷的定量描述也比较局限，无法综合评估被测物的品质状况，难以满足当前工业产品的表面缺陷检测需求。

## 基于机器视觉的表面缺陷检测方法

作为目前工业生产中最常用的自动检测技术之一，机器视觉技术是实现设备自动化、智能化和精密控制的有效手段，具有可靠性高、检测精度高、检测速度快、成本低和适用性广等突出优点。

检测算法是实现机器视觉检测的核心。检测算法的关键在于从图像中提取出能够辨识缺陷的特征，再依据特征进行缺陷检测。目前，根据特征提取方式的不同，可将缺陷检测中所使用的方法分成两类：

### 基于人工特征提取的方法

基于人工特征提取方法的总体流程如下所示。在工程应用中，通常首先采用图像增强和图像分割等处理算法细分出缺陷区域，然后人为定义规则，手工提取缺陷区域的特征，最后使用支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、BP神经网络等判别算法实现缺陷的检测。

#### 图像处理

视觉系统采集到图像数据后首先需要进行图像处理，常用的图像处理方法包括图像增强和图像分割等。

从一方面来看，受传感器材料属性、工厂电气设备干扰等因素的影响，工业现场采集的图像通常包含噪声。根据噪声能量分布区间的不同，可以择优采取高斯滤波、均值滤波或中值滤波等图像增强的策略消除噪声。除降噪之外，图像增强还可利用直方图均衡化、伽马变换等方式有目的地增强图像某些特征，如颜色、亮度和对比度等。

从另一方面来看，我们感兴趣的区域有时隐藏在图像中，与背景的分离不够明显。这时需要采用图像分割将图像按照其特征属性的不同分解为若干个独立区域，分解方式取决于要解决的问题。例如在缺陷检测中，我们所感兴趣的是图像中是否存在异常现象，如划痕、脏污等。经过有效的分割后，图像中每个同类区域内的特征相同或相近，而不同区域间的特征则有明显区别。常用的图像分割方法包括基于阈值的分割方法、基于区域的分割方法、基于形态学分水岭的分割方法等。

总而言之，通过图像处理可改善图像质量，使其缺陷的特征信息更突出，更适合于机器处理。

#### 特征提取

图像特征提取指的是从初始的数字图像数据中挖掘出能够精准、完整且不冗余地描述目标对象的信息。从上述定义中可以看出，基于人工特征工程进行缺陷检测最关键的步骤就是从图像中提取出缺陷的特征信息。若提取的特征不够精准，那么依赖于该特征做出的判断也必然是不准确的。同时，若提取的特征不够精炼、特征空间维度过大，可能导致后续判别算法的复杂性极高，陷入“维度灾难”。

业内进行表面缺陷检测时常用的图像特征有几何特征、形状特征、颜色特征、纹理特征和灰度特征。

缺陷最基本的特征就是几何特征，一般用缺陷的区域周长、面积大小、位置和缺陷质心等信息来表示。缺陷周长和面积大小分别为缺陷边界及内部的像素点数量，通过统计像素个数即可提取其几何特征。

形状特征指的是其矩形度、细长度、圆形度、致密度、不变矩、偏心率等描述信息。对形状特征的描述主要可以分为基于轮廓形状和基于区域形状两类，区分方法在于形状特征仅从轮廓中提取还是从形状区域中提取。几何特征和形状特征的结合是区分缺陷类型的重要依据。

颜色特征是图像检索中应用最广泛的视觉特征，也是人们识别图像最主要的感知特征。与几何特征和形状特征不同，颜色特征具备一定的旋转、平移不变性，鲁棒性较强。颜色特征可以通过颜色直方图、颜色聚合向量、颜色矩等方法来提取和匹配。

纹理特征是图像固有的一个重要特征，体现了物体表面的具有缓慢变化或者周期性变化的表面结构组织排列属性。常用的描述纹理特征的方法有统计法和频谱法。统计法是利用图像的直方图的矩对纹理结构进行描述，频谱法是依据傅里叶频谱特性来描述图像的纹理结构。

缺陷的灰度特征是一种在图像的灰度量化级内，对各像素点灰度值的分布来进行统计的表征量，可利用图像的灰度直方图信息（如方差、均值、熵）获得图像的灰度特征。

缺陷图像的特征提取实现了从图像空间到特征空间的转换，在实际项目中一般将图像的多种基本特征组合，形成综合性的缺陷描述特征向量。然而，并非所有特征对后续的缺陷检测与图像理解有作用。如果特征提取的过多，使得特征向量维度较高，会带来较多的冗余信息和复杂的计算量，还需要再使用主成分分析（Principal Components Analysis，PCA）等方法进行降维。如果特征提取的较少，则会导致对缺陷的描述不够准确，使得准确率和精度不尽人意。因此，基于人工特征提取的表面缺陷检测方法比较依赖工程师的经验，项目实施难度大。

#### 判别模型

判别模型的实质是一个多类别分类器。在提取出能够准确描述缺陷的特征后，缺陷检测系统需要依靠判别模型进行分类，判断图像中是否存在缺陷。常用的判别算法有BP神经网络、支持向量机、K-means聚类算法等。

##### BP神经网络

BP神经网络是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型，其实质是建立输入与输出间的映射关系。BP神经网络采用单向多层结构，模型的输出与模型本身之间没有反馈连接，其拓扑结构如下图所示。

由上图可以看出，神经网络的每一层包含若干神经元，同一层神经元彼此不相连。信息沿着前馈方向流动，由输入层通过一个或多个隐含层到达输出层。每个神经元连接至下一层的全部神经元，上一层神经元的输出被用作下一层神经元的输入。BP神经网络通过一个基于误差反向传递的学习方法来优化，使得网络的预测与真实越来越接近，形成对映射函数的估计或近似。

BP神经网络具有非线性、自学习和自适应优势，能够通过已知缺陷数据的统计学习产生一个可以自动识别的系统，被广泛应用于缺陷检测、手写字体识别等。

##### 支持向量机

支持向量机是建立在统计学习理论基础上的一种数据挖掘方法，通过建立满足分类要求的最优分类超平面，能够有效地处理多分类问题。超平面是分割输入变量空间的线，在二维中我们可以将其视为一条线。如下图所示，圆形和三角形符号分别代表两种类别，支持向量机建立的分类边界的特性为最大间隔原则，即分类器边界与训练类别数据保持着最远距离。这种特性使得支持向量机具备较好的泛化能力。

支持向量机具有坚实的理论基础和简单明了的数学模型，在处理小样本、非线性的分类问题中表现出较好的性能，在表面缺陷检测、故障诊断等领域取得了诸多成功的应用。特别是在处理高维特征时，支持向量机很大程度上克服了“维度灾难”，具有较强的分类能力和鲁棒性。

##### K-means聚类算法

聚类问题是指在一个集合内的元素共具备若干种属性，根据属性的不同将每一个元素划分至具备相近属性的子集中，每个子集内部的元素之间属性差异尽可能小，而不同子集的元素属性差异尽可能的大。与BP神经网络和支持向量机这一类有分类算法不同，聚类算法虽然也能实现类别的区分，但有着本质上的不同。BP神经网络和支持向量机属于有监督学习，在分类前需明确每个训练样本的所属类别；而K-means聚类算法则是无监督学习，在聚类前并不清楚类别甚至不给定类别数量。

K-means聚类算法的实施过程如下图所示。（a）表达了初始数据的分布情况，（b）表示随机生成红色和蓝色两个聚类中心。在（c-f）中，我们首先将与红色或蓝色聚类中心相近的点标注成与它相同的颜色，然后再取所有红色/蓝色的数据的均值位置作为新的聚类中心，如此反复，直至收敛至最优解停止。K-meas聚类算法算法简单，容易实现，算法处理速度快，在处理具备较好的聚类能力。

以上就是基于人工特征提取方法中常用的图像处理、特征提取和判别模型策略。可以看出，基于人工特征提取的方法存在以下缺点：

人为定义规则进行表面缺陷识别依赖于尺寸、形状、纹理等容易量化的特征，工作量较大，对于一些难以量化特征的缺陷，无法实现准确地检测；

对于特征相似的缺陷，很难进行高区分度的人工特征工程，容易造成缺陷种类的误判，影响后续的缺陷分析；

受光照条件变化等因素的影响，采集到的产品图像差别较大，对比度、灰度值等特征的变化导致规则和算法的重新开发，系统鲁棒性较差，甚至规则无穷尽导致无法进行检测；

基于人工特征提取所需的处理环节较多，很难做到对缺陷特征完整的建模和迁移，往往“一机一模型”，这导致开发周期长、成本高。特别是图像处理和特征提取过程中比较依赖视觉算法工程师的经验，具有强烈的针对性，算法开发难度大。

正是因为基于人工特征提取方法存在上述的种种缺点，仅仅在简单检测项中稳定可靠，对于复杂表面缺陷的抗干扰能力差、漏检率和误检率高，在实际应用中与满足关键指标需求仍有一定的距离。

## 基于深度学习特征自提取的方法

伴随着与日俱增的数据量、海量的算力和不断突破的算法模型，机器视觉与深度学习等人工智能技术的融合使得高质量的表面缺陷检测成为了可能。机器视觉代替人类感官作为数据输入源，深度学习模型作为系统中处理数据和分析数据的“大脑”，大大提高了缺陷检测的精度，并且降低了设计缺陷检测系统的成本。

深度学习网络由多个单层非线性运算单元叠加而成，深度指的是非线性运算单元组合的层级数。深度学习比低层学习具有更强的表示能力，但深度的增加使得非凸目标函数陷入局部最优解而非全局最优解，这成为妨碍深度学习发展的主要因素。2006年，多伦多大学的Hinton教授在论文中提出了两个重要观点：（1）多层的神经网络具备优秀的特征学习能力，能够挖掘到数据更本质的特征；（2）可通过逐层预训练的方法解决深度神经网络难以得到全局最优解的问题。该论文奠定了深度学习的基础。自此，深度学习飞速发展，极大地改善了目标检测、语音识别等任务的性能，在工业质检、巡检、故障诊断等领域也取得了极大地成功。

基于深度学习的表面缺陷检测方法是一种端到端的方案，由卷积神经网络自动提取缺陷的特征。深度学习算法的特征自提取能力使得网络可以自动学习到表征缺陷的图像特征，其对于缺陷目标从局部到全局的理解，如从结构信息到语义信息，分布在网络的不同层中，最终形成对缺陷目标的整体感知。特征自提取相比人为特征工程更能准确地表达和理解各类型缺陷，检测的精度更高。

在表面缺陷检测系统中，相机、光源等硬件设备是基础支撑，检测算法是关键。基于深度学习的检测算法取得的性能突破，是人工智能技术在表面缺陷检测领域取得里程碑式发展阶段的重要原因。如下图所示，深度学习表面缺陷检测的基本任务主要可分为三类：第一类是图像分类，判断产品表面是否存在缺陷；第二类是目标检测，除了要判断出是否存在缺陷，还需识别出缺陷的种类，并以矩形框的形式定位缺陷的位置；第三类是图像分割，判断出图像的每一个像素位置所属的目标物类型。目前的表面缺陷检测主要以目标检测和图像分割为主。以Faster R-CNN、YOLOv3、SSD为主的目标检测算法和以Mask R-CNN、DeepLabv3为主的图像分割算法为表面缺陷检测带来了新的生命力。