基于卷积神经网络的轨道头缺陷的非接触检测及其分类

Imran Ghafoor a, Peter W. Tse a,\*, Nauman Munir b,c, Amy J.C. Trappey d

1. *Croucher光学无损检测实验室，高级设计及系统工程系，香港城市大学，九龙塘大街，香港，中国*
2. *机械工程系，成均馆大学,水原路16419号，韩国*
3. *工业工程系，管理与技术大学，拉合尔，巴基斯坦*
4. *工业工程与工程管理系，国立清华大学，新竹300，台湾*

摘要

|  |  |
| --- | --- |
| *关键词:*  激光超声技术  瑞利波  无损检测  卷积神经网络(CNN)  铁路缺陷分类 | 为了保证铁路运输系统的安全运行，必须对轨头缺陷进行智能检测和分类。通过使用机器学习模型来处理(摄像机采集的)轨道图像数据，可以实现轨道缺陷的自动识别和分类。但这种自动化的方法存在明显的缺点:无法检测亚表面的缺陷、图像数据需要高性能GPU长时间计算、光照强度和拍摄高度会影响图片质量，进而影响机器学习模型的训练。瑞利波是钢轨检测的潜在候选者，因为它可以检测表面和表面之下的缺陷，并能在曲面(如钢轨)上高速传播很长一段距离。 本文探讨了将全非接触式激光超声技术(LUT)与深度学习方法相结合，对钢轨表面及亚表面缺陷进行智能检测和分类的可能性。全非接触式LUT用于驱动和捕获钢轨头样品上激光产生的瑞利波信号，以创建健康、表面、亚表面和边缘缺陷钢轨头的a扫描信号数据库。将支持向量机(SVM)、全连接深度神经网络(DNN)和卷积神经网络(CNN)应用于预处理后的信号，在不提取任何基于统计/信号处理的特征的情况下，检测它们的分类能力。对比分析表明，CNN对铁路车头缺陷的分类具有较强的鲁棒性。因此，结合CNN，激光超声技术可以保证钢轨头表面和亚表面缺陷的自动检测和分类。 |

# 1. 绪论

由于高速铁路的快速发展，近年来铁路运输量显著增加。然而，铁路使用量的增加让

\* 通讯作者*邮箱：* meptse@cityu.edu.hk (P.W. Tse).

铁轨承受着更大的负荷循环，进而产生缺陷，最终导致火车脱轨。因此，研究一种能够检测和分类各种类型铁路缺陷的高效、智能检测系统对确保铁路网的安全性和性能至关重要。无损检测(NDT)技术是检测轨道缺陷的常用方法。目测法、超声波探伤法[1]、涡流探伤法[2]、声发射探伤法[3]都是传统的钢轨探伤方法。在大多数情况下，都是人工分析探伤数据以发现缺陷。但这是一项耗时、昂贵且容易出错的活动，且操作员的经验会影响结果。缺乏自动缺陷分类系统是检查数据时最重要的问题之一。因此，铁路行业主要关注的问题之一是将缺陷分类过程从手动转换为全自动。

近年来，铁路缺陷的自动检测已成为一个非常热门的话题。高速摄像机收集的图像数据主要用于此目的。然后将收集的图像进行一些信号处理或基于机器学习的方法，以进行自动缺陷检测和分类。以前，基于信号处理的方法主要用于处理像素值并通过定义阈值来识别缺陷区域 [4，5]。另一方面，已经提出了许多机器学习方法用于使用浅层和深度学习方法进行铁路缺陷检测和分类。研究人员使用浅层学习技术从图像中手动提取的复杂特征。

Santur等人 [6] 在一个既有健康又有缺陷的铁路数据集上使用PCA、奇异值分解（SVD）、直方图匹配（HM）和核主成分分析（KPCA）技术来比较各种特征提取方法对铁路轨道检查的能力。PCA创建的特征在他们的研究中产生了最准确的结果。Tastimur等人使用基于Haar特征的AdaBoost分类器对实时相机图像 [7]中轨道缺陷进行分类，例如轨头检查、断裂、冲刷、不平顺。Xiong等人提出了一种新型3D激光剖面分析系统（3D-LPS）来捕获钢轨表面轮廓数据，然后使用决策树分类器对钢轨表面缺陷进行分类，如磨损、波纹、划痕、腐蚀和剥落 [8]。Jiang等人提出了一种结合小波分组变换（WPT）、核主成分分析（KPCA）和SVM的综合方法，对不同深度的钢轨进行滚动接触疲劳（RCF）缺陷进行分类 [9]。

深度学习是最近的一项进步，它提出了一种端到端的分类方法，可以从给定的数据集中自动提取特征 [10-14]。苏库普等人 [15] 使用轨道图像数据库来训练卷积神经网络（CNN）来区分有缺陷的轨道和健康轨道。他们的研究是最早使用深度学习模型对铁路缺陷进行分类的研究之一，CNN的表现明显优于基于模型的方法。Gibert等人开发了一个完全卷积网络用于检查铁轨上的道岔和紧固件。他们的数据库由单视图线阵扫描相机轨道图像组成 [16]。Kang等人开发了一种绝缘体（在接触网和地面之间）表面缺陷检测系统，用于使用深度卷积神经网络（CNN）自动检查铁路接触网 [17]。Faghih-Roohi等人 [18] 使用三个DCNN结构对数据进行成像（收集了荷兰的700公里长的铁路轨道数据），以自动检测和分类轨道（正常，关节，焊接点，L型塌陷，M型塌陷，S型塌陷）。他们比较了小型、中型和大型DCNN架构的分类性能，他们的发现表明最大的DCNN优于较小的DCNN。桑图尔等人 [19] 使用三层CNN模型对3D激光相机捕获的健康的和有缺陷的轨道图像进行分类。

根据文献综述，利用轨道图像数据和机器学习技术可以成功地完成轨道缺陷的自动检测和分类 [6–9，14-23]。但是，使用这种基于图像技术的视觉检测存在一些缺点。首先，由于摄像机只能捕获轨道的表面图像，因此只能检测表面缺陷，但铁路轨道中的亚表面缺陷也会对其完整性构成风险，且这些缺陷无法被该技术检测到。其次，用于训练机器学习模型的图像数据库严重依赖于图像质量，但图像质量可能受到各种因素的影响，例如拍照时复杂的背景、光强度、拍摄高度、材料的缺陷形状，方向和表面属性。此外，钢轨表面通常被氧化腐蚀，氧化表面的颜色与某些钢轨表面缺陷的颜色相同，这可能会使机器学习模型的缺陷分类变得非常困难。最后，摄像机通常会生成一个大型图像数据库，这需要使用高端GPU和漫长的时间计算。

激光超声波检测可用于弥补基于摄像机的自动视觉检测的缺点。它为非接触式导轨检测提供高灵敏度和穿透性。此外，无需使用接触式探头，激光超声检测（LUT）可以检测难以接近的位置及其复杂的几何形状。基于激光生成的瑞利波检测还具有检测速度快和覆盖范围大[24]以及围绕曲面传播的能力[25]。这是因为瑞利波在传播过程中几乎没有衰减，并且其大部分能量被限制在试样表面上的波长内[26]。除了表面探伤之外，瑞利波还非常适合探测摄像机无法检测到的亚表面缺陷[27]的特性。

在本研究中，使用了激光超声技术与深度学习（DL）模型相结合的方法以帮助非接触、自动轨道头缺陷检测和分类。在健康和有缺陷的轨道样品上，使用激光发射单元和光学系统 [30] 来驱动窄带瑞利波。通过在轨道头试样上（使用3D扫描激光测振仪）记录各种频率的A型瑞利波扫描信号，创建了健康、表面缺陷、亚表面缺和边缘缺陷的扫描信号数据库。利用瑞利波物理知识对这些信号进行预处理，然后将其输入机器学习模型。这种信号预处理通过编码更准确的特征来帮助网络的学习过程。由于现场记录的信号可能比实验室中测量的信号更嘈杂，因此将具有信噪比（SNR 10，SNR 7和SNR 5的SNR）的人工噪声添加到信号中，以适应这种情况并测试机器学习模型的鲁棒性。最后，采用全连接的深度神经网络（DNN）、卷积神经网络（CNN）和支持向量机（SVM）对健康、表面缺陷、亚表面缺陷和边缘缺陷信号进行分类。结果表明，采用的CNN的表现明显优于DNN和SVM，即使对于具有低SNR的信号也是如此。

以下是本文的结构：第2节描述了瑞利波信号数据库的生成，包括实验设置和测试样本的详细信息，第3节描述了信号预处理步骤，噪声的添加以及训练和测试数据集的分离，第4节给出了网络架构的详细信息。 第5节介绍结果和讨论，第6节结束研究。

# 2. 数据库的生成

## 2.1. 实验安排

图1描述了一种用于瑞利波的产生和感知的非接触检测系统。它由一个激光产生器(Nd: YAG激光发射单元 (SLIII-EX, Continuum光电公司))组成，能发出波长为532 nm、脉冲持续时间为8 ns的激光束。在10 Hz频率下，每脉冲的能量设置为272 mJ，并使用相干能量计来测量它。所有实验的功率密度都保持在10 MW/cm2以下，以保证实验是在热弹性状态下进行的。由于点源激励，传统的激光声脉冲具有较宽的带宽，但由于必须向样品发射特定的窄带波，在需要频率相关信息的实际应用中通常优选的是窄带波。为了避免干扰和噪声的出现，必须根据材料的几何形状和特性来选择窄带波的范围。当激光以特定宽度的线阵图案形式被激发时，可以产生所选的窄带波。可以使用光学系统或狭缝掩模来创建这样的图案[29,30]。

利用集成Sagnac干涉仪光学系统(SIOS)的透镜结构，将输出点激光束转换为线阵列图(LAP)[30]。利用SIOS反射镜M3，通过改变LAP的线宽来调节超声产生的频率。利用三维SLDV、扫描激光多普勒振动仪(Polytec, PSV-500-3D-M)对生成的瑞利波进行非接触传感。三个扫描头、一个接线盒和一台计算机组成了3D-SLDV。它通过多普勒频移现象测量表面振动的速度。然后将信号发送到计算机进行信号预处理、机器学习模型训练和缺陷分类。图2是整个缺陷检测分类系统的示意图。

图形用户界面, 网站

中度可信度描述已自动生成

**图1** 轨道头非接触检测实验装置。

图示

描述已自动生成

**图2 缺陷检测和分类系统的示意图**

## 2.2.轨道缺陷

钢轨缺陷分为几何缺陷和结构缺陷两种类型。几何缺陷与轨道的几何条件有关，而结构缺陷则是由于制造缺陷、钢轨处理不良、钢轨疲劳和磨损造成的。非金属夹杂物的存在是制造缺陷最常见的来源之一。在正常荷载作用下，这些异物会引起局部应力集中，最终导致裂纹的产生。

钢轨处理不当造成的缺陷主要是由于列车车轮的意外断裂或旋转造成的；钢轨疲劳磨损是由钢轨与车轮间滚动面的磨损引起的。钢轨结构缺陷可发生在钢轨结构表面或亚表面，也可发生在钢轨结构内部的不同位置。表面缺陷是由于滚动接触疲劳(RCF)或损坏的车轮的冲击造成的。运行载荷作用下缺陷的传播方向决定了钢轨结构缺陷是横向还是纵向的。图3描述了几个表面和亚表面轨道头缺陷的例子。

图片包含 照片, 不同, 草, 男人

描述已自动生成

**图3** 轨头常见缺陷类型;(a)水平分层(b)横向裂缝(c)内侧开裂和剥落(d)垂直开叉头[31,44]

## 2.3. 试样及实验程序

本文利用A、B、C、D四个钢轨试件采集激光产生的瑞利波信号，这些样本由香港地铁有限公司提供。所有标本均为1米长;然而，A、B、C标本尺寸较大(17cm高)，重量60Kg，而D标本较短(14.5 cm高)，重量45Kg。如图4所示，试样A无缺陷，而试样B、C、D分别存在人工表面缺陷(深3mm、宽2mm、长约5.5 cm)、亚表面缺陷(深4mm、直径7.5 mm)、边缘缺陷(深3mm、宽1.5 mm)。

采用非接触式激光检测设备对所有钢轨试件进行线扫描(如图1所示)。在实验过程中，修改激励和传感激光器的位置，使各类缺陷的检测范围可以满足识别要求，并选择相应的行扫描长度。试验结果表明，表面、亚表面、边缘缺陷的最大检测范围分别为30 cm、10.7 cm和10 cm。随着激光激发位置、激光激发能量和LAP线宽的变化，对每个试样进行多次线扫描测量。

门上的广告单倒一边的照片

中度可信度描述已自动生成

图45 . 轨头标本; (a) 健康 (b)表面缺陷 (c) 边缘缺陷 (d) 亚表面缺陷

这种方法有助于捕获激光产生的不同振幅和频率的瑞利波信号。每个传感点从2048个采样点得到的清晰信号中取170个数据平均值，该方法有利于在包含入射回波和缺陷回波的大范围通道中捕获干净的信号。此外，3D SLDV的采样频率调整为5.12 MHz。

# 3. 信号预处理，噪声添加和数据库分割

会产生多模态和叠加模态、模态色散、来自轨头几何和边界的反射以及未过滤返回值的都会造成轨道[32]激光存在瑞利波监测的问题。基于瑞利波物理特性的信号预处理可以提高实际数据集的可解释性，并有助于神经网络编码适当的特征。在这种情况下，利用传播时间(TOF)技术和数字带通滤波技术，通过去除给定信号中不需要的成分来定位缺陷回波。轨头表面波被称为瑞利波[33]，在距离激光激发区[34]40 cm处为非色散波。最终，信号中的色散能够被消除。

## 3.1. 信号过滤

第一步采用零相位FIR带通滤波器对信号进行滤波。利用LAP线宽产生确定的波长和频率。然后利用发射波的近似频率来选择滤波器的带宽。带通滤波器的通频带固定在300 ~ 500 kHz，记录中心频率为380 ~ 420 kHz的瑞利波。同样，为了捕获中心频率分别为520 kHz和680 kHz的瑞利，将通频带改为400-600 kHz和550-750 kHz。实验过程中，在3D-SCDV控制器和计算机系统中进行带通滤波步骤。这种带通滤波从信号中去除不必要的频率成分，使入射波和缺陷回波更明显。

## 3.2.传播时间(TOF)分析和信号窗口

在本研究中，所有采集到的信号都有一个清晰的入射波(瑞利波)，其传播速度约为3045 m/s。因此，根据传播时间计算，确定每个信号的缺陷峰值。记录的信号包括入射和缺陷回波、冲击波、样本端反射波、轨道头几何形状产生的反射波。这些不良波的存在可能会影响网络学习效率，延长计算时间。信号窗口是解决这个问题的一种有效方法，因为它可以在不删除必要信息的情况下将计算时间减到最小。

我们使用一个单位高度和Twin宽度的矩形窗口。Twin用以下方式选择：窗口信号包含清晰的入射和缺陷回波(基于传播波信号的TOF)，同时适当去除冲击波和轨端反射。试件A、B、C、D捕获信号的时程图分别如图5(A)、(B)、(C)、(D)所示。

## 3.3.数据库

经过信号预处理，建立了健康信号、表面缺陷信号、表面下缺陷信号和边缘缺陷信号四类数据库。由于每个标本的行扫描长度不同，每一类有不同数量的信号，如2.3节所述。表1列出了所有窄带频率范围内(在SIOS帮助下)产生的信号的中心频率。

健康、表面和亚表面缺陷类中的大多数信号有420 kHz的中心频率，但边缘缺陷类中的所有信号都有更高的(680 kHz)频率。这是因为，与表面缺陷和亚表面缺陷相比，边缘缺陷的尺寸较小，需要使用更高频率(更短波长)的瑞利波来检测。为了测试ML模型在不同频率数据集上的鲁棒性，分别将380 kHz和520 kHz的健康信号和380 kHz的表面缺陷信号纳入相应的数据集。但是，每个数据集中的每个信号具有相同数量的采样点(2048)。表1给出了每种缺陷类型的数据库。

## 3.4. 添加噪声

实际捕获的超声信号中的噪声水平可能比图5所示的更高(由于实验和环境条件不同)。此外，机器学习网络应该对超声数据集中发现的各种噪声水平具有鲁棒性。为此，在数据库中的信号中加入了人工噪声来测试所提出的网络在恶劣环境下的性能。

假设信号v(t)是给定的超声信号，受到随机高斯噪声e(t)的破坏，则产生的噪声信号v(t)可以写成:

(*t*) = *v*(*t*)+*e*(*t*) (1)

图形用户界面, 图表

描述已自动生成

**图5** A型扫描信号捕获的轨道头样本;(a)健康(b)表面缺陷 (c)亚表面缺陷(d)边缘缺陷

表1 数据库的每个类别(健康的和有缺陷的)中的信号数。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  | 信号数量 |  |  |
| 380KHz | 420KHz | 520KHz | 680KHz | 总计 |
| 健康的 | **130** | **1344** | **200** | X | **1674** |
| 表面缺陷 | **150** | **1543** |  | X | **1693** |
| 亚表面缺陷 | X | **743** | X | X | **743** |
| 边缘缺陷 | X | X | X | **792** | **792** |
|  | 总计 |  |  |  | **4902** |

其中信噪比(SNR)的定义为

(dB) (2)

生成在SNR为10、SNR为7、SNR为5的三个噪音级别下的数据库，这样除了原始的(干净的)数据库之外，还生成了三个新的数据库，分别是SNR 10、SNR 7和SNR 5。

## 3.5. 数据库分割

用给定的数据集训练神经网络，然后用相同的数据集进行性能评估，可以得到非常高的精度。但这是不正确的，因为这种做法可能导致网络无法预测未知数据。通过将给定的数据库分为训练数据集和测试数据集，可以测试神经网络的实际性能。这在研究界是一种常见而有益的方法。将所有的clean、snr10、snr7、snr5数据集划分为训练和测试数据集。

由于实验的限制，在每个样本上记录的信号数量并不相等，因此实验生成的数据库是不平衡的，某些类接收的信号比其他类多，如表1所示。所以每个类的数据集可按固定比例分离出训练和测试数据集。如表2所示，90%用于训练， 10%用于测试。

# 4. 机器学习

机器学习(ML)算法不需要预先给定算法就可以从给定的数据中学习潜在的规则。给定数据集的分类是一个预测建模问题，输入数据预测类别。由于能够处理大量数据，机器学习(ML)在铁路行业的应用越来越受欢迎。ML算法和计算硬件(如GPU加速)的进步，使其在执行图像分类等任务时的性能提高到l人类水平。对于给定数据的分类，可以使用多种ML方法(例如，决策树(DTs)、K近邻(knn)、支持向量机(SVM)、人工神经网络和随机森林(RFs))，每种方法都有不同的潜力、缺点和应用。

神经网络是最流行的机器学习模型之一，是一个把输入空间(瑞利波时间序列信号)映射到连续(回归)或离散(分类)目标空间的近似函数。一个简单的神经网络通常包括三层:输入层、隐藏层和输出层，隐藏层与其他两层全连接。更深层次的神经网络通常在输入层和输出层之间有多个隐藏层。在全连接的神经网络中，当前层中的每个节点都与前一层中的每个节点连接(具有特定的权值)。

另一种深度神经网络是Lecun等人[35]提出的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)。除了全连接层外，CNN还有卷积层和池化层。与全连接层不同，卷积层连接到前一层的特定区域(基于定义的过滤器/卷积核)。输入数据由池化层下采样，可以节省时间，防止过拟合[36]。这些卷积和池化层允许CNN从原始数据或特征数据中学习分层特征。同时由于权重共享，CNN需要的参数比全连接层少。

## 表 2 将数据库分离为训练和测试数据集。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 训练集 | 测试集 |
| 健康 (H) | **1506** | **168** |
| 表面缺陷 (SD) | **1524** | **169** |
| 亚表面缺陷 (SSD) | **669** | **74** |
| 边缘缺陷 (ED) | **713** | **79** |
| 总信号数 | **4412** | **490** |

本研究使用了全连接深度神经网络(DNN)和卷积神经网络(CNN)对超声信号分类。我们使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)[37-39]分类器对给定数据集中出现的健康和缺陷信号进行分类，以便将正在研究的深度学习模型与其他流行的机器学习模型进行分类性能比较，模型的体系结构和参数见下面标题。

计算准确性、精确度和召回率，并计算混淆矩阵来评估ML模型在测试数据集上的性能。数据集的精确度定义为正确预测的观测数除以进行预测的总次数。准确率是正确样本数(真阳性)与预测出的正样本数(真阳性+真阴性)的比率，而召回率是从真阳性例子中做出的真阳性类预测的数量(真阳性+假阴性)。在预测不平衡数据集的结果时，精确度和召回率都是有用的。当假阳性的占比很高时，精确度非常有用。相反，当假阴性的占比很高时，召回率就变得很重要。方程式(3)、(4)和(5)给出准确度、精确度和召回率的数学形式。

(3)

(4)

(5)

式中，TP、TN、FP、FN分别代表真阳性、真阴性、假阳性、假阴性。

## 4.1. 支持向量机

图示

描述已自动生成

**图 6** 全连接深度神经网络训练过程的体系结构和流程图

支持向量机是一种基于核函数的机器学习模型，可用于回归和分类。支持向量机具有很强的理论基础，在非线性和高维特征空间中表现更好。本研究给予模型的输入和输出分别为2048个和4个。选用4次多项式函数作为核函数。该内核将输入空间映射到一个更高维度的空间，并对声信号[40]产生最佳结果。式6给出了多项式函数的数学表达式。

*d*

*K(*  (6)

其中K为函数，X为输入向量，d为多项式次。使用i7 9700处理器和64 Gb RAM 训练到收敛。

## 4.2. DNN架构

本研究中使用的全连接深度神经网络(DNN)有一个输入层、三个隐藏层、四个0.5概率丢失层和一个输出层。这个全连接的DNN使用了谷歌开发的深度学习开源库Tensorflow 2.0。训练硬件包括一个带有64 GB RAM的i7 9700处理器。根据瑞利波信号的采样点数选择输入层的节点数。另一方面，输出层中的节点数量保持与缺陷类的类型相等，即健康、表面、亚表面和边缘4个。另一方面，隐藏层的节点数则是根据运行几次后获得的最佳结果来确定的。

由于深度学习[41]中校正线性单元(Relu)， Relu(x) = max⁡(0,x)的性能最好，因此将其作为隐藏层的激活函数。采用softmax交叉熵损失作为损失函数，该损失函数对多类问题给出了很好的分类结果。它是一个两阶段函数，首先应用softmax激活函数(如式7所示)，然后通过式8计算交叉熵[36]

(7)

(8)

其中y是一个从输入到输出层的向量，i (i = 1,2 ...... K)是输出单元的索引。Yi和Yi '分别表示预测值和真实的标签。图6描述了整个网络的架构以及训练过程的流程图。模型参数如表3所示，包括层类型、每层数据输出形状、计算参数个数。

## 4.3CNN架构

CNN也是由谷歌开发的深度学习开源软件Tensorflow创建的。网络的输入层有2048个节点(相当于信号的采样点)。该网络也有四个卷积层，第一层有32个过滤器，接下来的三层有64个过滤器。对于第一层，选择了一个大的过滤器尺寸(25 × 1)，因为它在噪声条件[42]中表现良好。在卷积层中使用指数线性单元(Elu)(如公式9所示)作为激活函数，以避免梯度消失[43]。

(9)

在第二、第三和第四卷积层之后，使用三个具有(2 × 1)过滤器/步幅的池化层对卷积层输出进行下采样。扁平化后，采用2048节点和256节点的2个全连层，并使用ReLU做为激活函数。通过多次试验确定隐藏层中的节点数，直到获得最佳结果。Dropout层也在隐藏层之前和之后使用，以避免过度拟合。输出层是最后一层，该层有四个节点，采用Softmax交叉熵函数。图7和表4给出了体系结构、训练过程流程图和铁轨缺陷分类的CNN参数。

### 表 3 全连接层的参数

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 层 | 输出形状 | 参数个数 |
| 输入层 | (2048) | 0 |
| Dropout层 1 | (2048) | 0 |
| 隐藏层1 | (500) | 1,024,500 |
| Dropout层 2 | (500) | 0 |
| 隐藏层2 | (50) | 25,050 |
| Dropout 层 3 | (50) | 0 |
| 隐藏层3 | (50) | 2550 |
| Dropout层 4 | (50) | 0 |
| 输出层 | (4) | 255 |

总参数个数1,052,355; 可训练的参数1,052,355; 不可训练参数0。

# 5. 结果与讨论

## 5.1. DNN的效果评估

使用原始数据库(干净信号)和人工噪声数据库(SNR为10、SNR为7、SNR为5)评估全连接DNN的性能。DNN模型的训练参数总数为110万个。图8为网络精度曲线。从图8可以看出，一开始干净信号数据库的DNN的测试精度约为57%。DNN在迭代到57代左右达到饱和，并在其后保持几乎不变。稳定的学习精度表明模型已经达到饱和，不再学习。学习过程在600个轮之后终止。而在有噪声数据库的情况下，网络初始测试精度约为41%，随着迭代次数的增加，测试精度逐渐提高，在SNR分别为10、7、5的第65、86、105轮到饱和点。这些发现表明，随着信号中噪声水平的增加，学习率下降。

这种结果可以归因于瑞利波信号中的噪声会使其波形复杂化。10个试验中，在纯信号、信噪比为10、7和5的数据集上全连接DNN的平均准确率分别为96.94%、93.10%、88.86%和85.29%。结果表明，利用物理知识对超声信号进行清洗后，DNN具有良好的性能，准确率达到96.87%。当信号处于高信噪比(snr5)时，DNN的准确率仅为85.47%。这些精度结果需要改进，因为在实际应用中，激光产生的超声信号存在较高的噪声。

## 5.2. CNN的效果评估

然后使用干净信号和信噪比分别为10、7和5的数据集来评估CNN的性能。得到的600轮的精度曲线如图9所示。从图9可以看出，对于所有的数据集，CNN的测试精度都在37%左右。另一方面，干净数据集比噪声数据集更早(在60 e轮时)达到饱和，网络在大约300轮后达到稳定。对于干净的数据集，CNN的学习速度是最快的，并且随着数据集噪声水平的增加，CNN的学习速度会下降，类似于DNN。

对于干净数据、SNR 10、SNR 7和SNR 5的数据集，CNN在10次试验中获得的平均准确率分别为97.99%、96.61%、94.94%和92.74%。这些结果表明，与DNN相比，CNN的表现明显更好，特别是对于低信噪比的噪声信号。这表明了CNN对于工业超声数据库的鲁棒性，在这种情况下，编码的信号可以有很低的信噪比

## 5.3. 分类性能比较

文本

中度可信度描述已自动生成

**图 7 .** 卷积神经网络训练过程的体系结构和流程图

### 表 4 CNN的参数

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 层类型 | 核 大小/步幅 | 特征映射 | 输出尺寸 | 填充 | 参数 |
| 1 输入层 | – | – | 2048× 1 | – | 0 |
| 2 Drop Out | – | – | 2048× 1 | – | 0 |
| 3 卷积层 1 | 25× 1*/*8× 1 | 32 | 256× 32 | *Same* | 832 |
| 4 卷积层 | 3× 1*/*2× 1 | 64 | 128× 64 | *Same* | 6202 |
| 5 最大池化层1 | 2× 1*/*2× 1 | – | 64× 64 | *Valid* |  |
| 6 卷积层3 | 3× 1*/*2× 1 | 64 | 32× 64 | *Same* | 12,352 |
| 7 最大池化层2 | 2× 1*/*2× 1 | – | 16× 64 | *Valid* |  |
| 8 卷积层4 | 3× 1*/*2× 1 | 64 | 8× 64 | *Same* | 12,352 |
| 9 最大池化层3 | 2× 1*/*2× 1 | – | 4× 64 | *Valid* |  |
| 10 扁平化 |  |  | 256 |  |  |
| 11 Drop Out | 0*.*70 | – | – | – |  |
| 12 隐藏层 | 2048 | – | – | – | 12,352 |
| 13 Drop Out | 0*.*5 | – | – | – |  |
| 14 隐藏层 | 256 | – | – | – | 12,352 |
| 15 Drop Out | 0*.*5 | – | – | – |  |
| 16 Output (Softmax 交叉熵) | 4 | – | 4 | – |  |
| 总参数 |  | 164,356 |  |  |  |
| 可训练参数 |  | 164,356 |  |  |  |
| 不可训练的参数 |  | 0 |  |  |  |

图表

描述已自动生成

**图 8** DNN 的学习曲线

图表, 直方图

描述已自动生成

**图 9** CNN 的学习曲线

表5和图10比较了SVM、DNN和CNN的分类性能，显示了不同信噪比下的平均准确率、精确度和召回率。对于准确度，所有模型都能很好地处理干净的数据集;但随着数据集噪声水平的增加，支持向量机和DNN的性能显著下降; CNN在SNR为5时表现得更好。对于干净的数据集，CNN(97.99%)比SVM(95.30)的性能好2.69%;但在信噪比为5时，这一性能差距增加到12.88%，SVM和CNN的准确率分别为79.86%和92.74%。

这表明CNN在所有数据集上都优于SVM。同样，在干净数据集的情况下，DNN(96.94%)与CNN(97.99%)的性能差距较小(1.1%)，但在较高的噪声水平(SNR为5)下，这一差距增加到7.45%。这些结果表明，尽管DNN在所有数据集上的性能都优于SVM，但其性能明显低于CNN，对于有噪声的数据集(SNR7和snr5)，在精度和召回率方面也存在类似的趋势，这表明CNN优于支持向量机和DNN。

### 表 5 SVM、DNN 和 CNN 的平均性能精度

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | SVM | DNN | CNN |
| **Clean**  准确度 | 95.30 | 96.94 | 97.99 |
| 精确度 | 95.28 | 96.29 | 97.63 |
| 召回率 | 95.10 | 96.12 | 97.55 |
| **SNR10**  准确度 | 88.80 | 93.10 | 96.61 |
| 精确度 | 88.66 | 93.10 | 96.55 |
| 召回率 | 88.57 | 93.06 | 96.53 |
| **SNR7**  准确度 | 83.84 | 88.86 | 94.94 |
| 精确度 | 83.72 | 88.95 | 94.52 |
| 召回率 | 83.27 | 88.37 | 94.29 |
| **SNR5**  准确度 | 79.86 | 85.29 | 92.74 |
| 精确度 | 79.69 | 85.80 | 92.71 |
| Recall | 79.18 | 85.31 | 92.65 |

图表

描述已自动生成

**图 10** 比较 SVM、DNN 和 CNN 在 (a)准确性、(b)精度和(c)召回率（以轮百分比为单位）方面的性能。

## 5.4. 训练和测试时间的比较

CNN的训练时间最长(220.8 s)，其次是DNN (86.24 s)和SVM (19.5 s)，但训练时间与硬件有关，最重要的是，深度神经网络的训练是一次性的过程，在将网络训练到所需的精度水平后，可以保存其权值等所有参数。然后，所保存的模型可以在任何其他硬件上运行，无论其规格如何，只要使用合适的软件工具。所有测试的ML模型(SVM、DNN和CNN) (模型缺陷检测)时间都少于1秒，这表明测试可以实时执行。

## 5.5. 缺陷分类

(正确分类的信号数)/(总信号数)决定了总体的准确率。假设网络能够正确识别出信号数量多的缺陷，而不是信号数量少的缺陷，根据定义，在这种情况下仍然可以获得较高的分类精度。为了避免这些误导性的结果，我们创建了混淆矩阵，以确保网络准确地预测每个缺陷类别。混淆矩阵由干净的和有噪声的数据集创建，以检验SVM、DNN和CNN的缺陷分类精度。

图11描述了SVM、DNN和CNN使用干净信号和噪声信号(不同信噪比值)生成的混淆矩阵(以%龄期为单位)。此外，图12比较了SVM、DNN和CNN在不同噪声水平下对健康缺陷、表面缺陷、亚表面缺陷和边缘缺陷的分类。结果表明，支持向量机对干净信号数据集中的各类信号分类都有很好的分类精度，尤其是对健康信号，但随着信号中噪声水平的增加，其分类精度大幅下降。

干净信号的分类准确率分别为95.04%、95.57%、95.96%和93.27%，健康、表面、亚表面和边缘缺陷信号的分类准确率分别为95.04%、95.57%、95.96%和93.27%。在信噪比为10的情况下，支持向量机仍然能够对健康的、亚表面缺陷和边缘缺陷信号进行分类，准确率分别为91.64%、94.19%和91.39%，而对表面缺陷的分类准确率下降到81.16%。在信噪比为7时，支持向量机在分类缺陷时变得更加混乱，其准确性受到更大的影响。它错误地将表面缺陷(8.48%)和边缘缺陷(0.60%)预测为健康信号。由于将23.45%的健康信号、1.12%的亚表面缺陷信号和4.37%的边缘缺陷信号误分类为表面缺陷信号，导致表面缺陷准确率下降到71.06%。SVM对亚表面缺陷的正确分类率为91.30%，而对边缘缺陷的正确分类率仅为85.73%。在信噪比为5时，支持向量机的分类性能最差，健康缺陷、表面缺陷、亚表面缺陷和边缘缺陷的分类精度分别降低到87.93%、65.84%、89.27%和78.20%。

与支持向量机相比，DNN的分类精度较高，尤其是在对健康缺陷和高噪声下的亚表面缺陷进行分类时。对于清洁、信噪比10、信噪比7、信噪比5的数据集，健康信号的分类准确率分别为96.59%、96.19%、95.58%和94.62%。同样，DNN对干净、信噪比为10、7、5的井下信号的准确率分别为97.35%、96.46%、94.57%和91.67%。在一个干净的数据集上，DNN对表面缺陷信号的准确率为98.94%，但其性能随着噪声的增加而下降。

在信噪比为10的情况下，该算法正确分类了86.12%的表面缺陷，但未能正确预测健康缺陷(10.24%)、亚表面缺陷(1.12%)和边缘缺陷(2.12%)。在信噪比为7时，由于对健康信号、亚表面信号和边缘缺陷信号的误分类率分别为19.31%、1.89%和4.25%，导致对表面缺陷信号的误分类率下降到74.54%。在信噪比为5时，DNN表现最差，对表面缺陷的正确分类率为67.22%，对健康缺陷、亚表面缺陷和边缘缺陷的错误分类率分别为24.75%、2.36%和5.67%。在清洁(93.94%)、信噪比为10(92.70%)、信噪比为7(90.85%)的数据集上，DNN对边缘缺陷的分类准确率保持在90%以上;而在信噪比为5时，分类精度下降到86.84%。

CNN的缺陷分类准确率明显优于SVM和DNN，如图11和12所示。在清洁数据集上，CNN以99.34%、99.17%、99.24%和95.02%的准确率成功分类健康缺陷、表面缺陷、亚表面缺陷和边缘缺陷。同样，CNN将信噪比为10的数据集中的98.51%的信号归为健康信号，96.87%归为表面信号，100%归为亚表面信号，93.67%归为边缘缺陷信号。虽然CNN在SNR为7时正确分类了98.45%的健康缺陷，93.98%的表面缺陷和99.87%的亚表面缺陷，但对于边缘缺陷(92.06%)，CNN表现略微下降。尽管如此，这种效率优于支持向量机和DNN。在信噪比为5的情况下，CNN的分类性能优于SVM和DNN，尤其是对表面缺陷的分类精度从65.84%提高到90.61%。

屏幕上有字

描述已自动生成

**图11** 不同噪声水平下 SVM、DNN 和 CNN 的混淆矩阵（以百分比表示）

图表, 条形图

描述已自动生成

**图 12** 比较不同信噪比值下用于缺陷分类的SVM、DNN和CNN。

# 6.结论

本文研究了利用激光超声技术和深度学习模型进行非接触式智能轨道头缺陷检测和分类。通过在轨道头试件上产生和感应瑞利波，采用全非接触式激光检测系统检测表面和亚表面缺陷。基于瑞利波的物理知识对信号进行预处理，建立健康、表面、亚表面和边缘缺陷信号的数据库。此外，为了预测现场测量中的噪声，并在高噪声水平下测试深度学习模型的性能，在记录的信号中添加了人工噪声，并生成了SNR为10、7、 5的新数据库。

数据库采用DNN和CNN两种深度学习模型，并使用准确性曲线和混淆矩阵对其性能进行评估。对于干净的数据集，这两个网络的学习速度是最快的，并且随着信号中的噪声水平的增加而降低，CNN与DNN相比，在clean、SNR 10、SNR 7和SNR 5数据集上的平均准确率分别达到96.94-97.99%、93.10-96.61%、88.86-94.94%和85.29-92.74%。即使在较高的噪声水平(SNR为5)下，CNN也优于DNN，对健康、表面、亚表面和边缘缺陷的分类准确率分别为98.15%、90.61%、99.62%和87.48%。

此外，将这些深度学习模型与其他机器学习方法(SVM)的缺陷分类精度进行了比较：在所有噪声水平下，SVM的分类偏好均低于DNN和CNN。因此，将激光超声系统与CNN模型相结合，保证了轨头缺陷的非接触式检测和自动分类。

# 利益冲突声明

作者声明，本文报告的结果没有受到经济利益或个人关系的影响。

# 致谢

本文件所描述的工作，由创新科技署(创新科技署)资助(项目编号:项目编号:ITS-205-18FX)，并获中国香港特别行政区研究资助局(研资局)资助(T32-101/15-R)。本材料(或研究小组成员)所表达的任何意见、研究结果、结论或建议，并不反映香港特区、创新科技署、研资局或创新及科技基金的创新及科技支援计划评审小组的意见。

# 参考文献

1. [Bartoli, F.L. di Scalea, M. Fateh, E. Viola, Modeling guided wave propagation with application to the long-range defect detection in railroad tracks, NDT &E Int. 38 (5) (2005) 325–334.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref1)
2. [X. Li, B. Gao, W.L. Woo, G.Y. Tian, X. Qiu, L. Gu, Quantitative surface crack evaluation based on eddy current pulsed thermography, IEEE Sens. J. 17 (2) (2017) 412–421](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref2).
3. [X. Zhang, Y. Cui, Y. Wang, M. Sun, H. Hu, An improved AE detection method of rail defect based on multi-level ANC with VSS-LMS, Mech. Syst. Signal Process.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref3)
4. [99 (2018) 420–433](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref3).
5. E. Resendiz, J.M. Hart, N. Ahuja, Automated visual inspection of railroad tracks, IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 14 (2) (2013) 751–760, [https://doi.org/](https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2236555)
6. [10.1109/TITS.2012.2236555](https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2236555).
7. Q. Li, S. Ren, A visual detection system for rail surface defects, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part A Appl. Rev. 42 (6) (2012) 1531–1542, [https://doi.org/](https://doi.org/10.1109/TSMCC.2012.2198814)
8. [10.1109/TSMCC.2012.2198814](https://doi.org/10.1109/TSMCC.2012.2198814).
9. Y. Santur, M. Karakose, E. Akin, Random forest based diagnosis approach for rail fault inspection in railways, in: 2016 National Conference on Electrical, Electronics and Biomedical Engineering (ELECO), 2016, pp. 745–750.
10. [C. Tastimur, H. Yetis, M. Karakose, E. Ak?n, Rail defect detection and classification with real time image processing technique, Int. J. Compt. Sci. Softw. Eng.¨](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref6)  [(IJCSSE) 5 (12) (2016).](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref6)
11. Z. Xiong, Q. Li, Q. Mao, Q. Zou, A 3D laser profiling system for rail surface defect detection, Sensors 17 (2017) 1791, <https://doi.org/10.3390/s17081791>.
12. [Y. Jianga, H. Wanga, G. Tiana, Q. Yib, J. Zhaoc, K. Zhen, Fast classification for rail defect depths using a hybrid intelligent method, Optik 180 (2019) 455–468](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref8).
13. [R. Ye, C.-S. Pan, M. Chang, Q. Yu, Intelligent defect classification system based on deep learning, Adv. Mech. Eng. 10 (3) (2018) 1–7.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref9)
14. [W. Sun, S. Shao, R. Zhao, R. Yan, X. Zhang, X. Chen, A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification,](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref10) [Measurement 89 (2016) 171–178](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref10).
15. Z. Wu, S. Wang, T. Liu, A deep learning vision and laser-assisted method for the automatic assembly and positioning of shield pipe pieces, ISSN 0030-4026, Optik 167055 (2021), <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2021.167055>.
16. Shawky, A. Hagag, El-Sayed A. El-Dahshan, M.A. Ismail, Remote sensing image scene classification using CNN-MLP with data augmentation, Optik 221 (2020), 165356, <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2020.165356>.
17. [T. He, Y. Liu, Y. Yu, Q. Zhao, Z. Hu, Application of deep convolutional neural network on feature extraction and detection of wood defects, Measurement 152 (2020), 107357.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref13)
18. D. Soukup, R. Huber-Mork, Convolutional neural networks for steel surface defect detection from photometric stereo images, in: G. Bebis (Ed.), Advances in ¨ Visual Computing. ISVC 2014, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2014, p. 8887, [https://doi.org/10.1007/978-3-319-14249-4\_64.](https://doi.org/10.1007/978-3-319-14249-4_64)
19. [X. Gibert, V.M. Patel, R. Chellappa, Deep multitask learning for railway track inspection, IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 18 (1) (2017) 153–164](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref15).
20. [G. Kang, S. Gao, L. Yu, D. Zhang, Deep architecture for high-speed railway insulator surface defect detection: denoising autoencoder with multitask learning, IEEE Trans. Instrum. Meas. 68 (8) (2019) 2679–2690.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref16)
21. S. Faghih-Roohi, S. Hajizadeh, A. Nunez, R. Babuska, B. De Schutter, Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects, Proc. Int. Jt. Conf. Neural Netw. (IJCNN) (2016) 2584–2589, [https://doi.org/10.1109/ijcnn.2016.7727522.](https://doi.org/10.1109/ijcnn.2016.7727522)
22. Y. Santur, M. Karakose, E. Akin, An adaptive fault diagnosis approach using pipeline implementation for railway inspection, Turk. J. Electr. Eng. Comput. Sci. 26 (2018) 987–998, <https://doi.org/10.3906/elk-1704-214>.
23. [T. Bai, J. Yang, G. Xu, D. Yao, An optimized railway fastener detection method based on modified Faster R-CNN, Measurement 182 (2021), 109742.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref19)
24. Y. Min, B. Xiao, J. Dang, B. Yue, T. Cheng, Real time detection system for rail surface defects based on machine vision, EURASIP J. Image Video Process. 3 (2018), <https://doi.org/10.1186/s13640-017-0241-y>.
25. H. Zhang, X. Jin, Q.M.J. Wu, Y. Wang, Z. He, Y. Yang, Automatic visual detection system of railway surface defects with curvature filter and improved gaussian mixture model, IEEE Trans. Instrum. Meas. 67 (7) (2018) 1593–1608, [https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2803830.](https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2803830)
26. [L. Wang, L. Zhuang, Z. Zhang, Automatic detection of rail surface cracks with a superpixel-based data-driven framework, J. Comput. Civ. Eng. 33 (1) (2019) 04018053-1–04018053-9.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref22)
27. [S. Mariani, T. Nguyen, R.R. Phillips, P. Kijanka, F.L. di Scalea, W.J. Staszewski, Noncontact ultrasonic guided wave inspection of rails, Struct. Health Monit. 12](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref23)
28. [(5–6) (2013) 539–548](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref23).
29. [F. Jin, Z. Wang, K. Kishimoto, Basic properties of Rayleigh surface wave propagation along curved surfaces, Int. J. Eng. Sci. 43 (2005) 250–261](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref24).
30. [X. Jian, S. Dixon, N. Guo, R. Edwards, Rayleigh wave interaction with surface-breaking cracks, J. Appl. Phys. 101 (2007) 064906 -1–064906-7.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref25)
31. [W. Zeng, Y. Yao, S. Qi, L. Liu, Finite element simulation of laser-generated surface acoustic wave for identification of subsurface defects, Optik 207 (2020),](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref26) [163812.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref26)
32. [S. Choi, T. Nam, J. Kyung-Young, S.K. Chung, Frequency response of narrowband surface waves generated by laser beams spatially modulated with a line- arrayed slit mask, J. Korean Phys. Soc. 60 (2012) 26–30.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref27)
33. [J. Chen, P. Wtse, H. Zhang, Integrated optical Mach-Zehnder interferometer-based defect detection using a laser-generated ultrasonic guided wave, Opt. Lett. 42 (2017) 4255.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref28)
34. [K. Ng, P.W. Tse, Design of a remote and integrated Sagnac interferometer that can generate narrowband guided wave through the use of laser and effective optics to detect defects occurred in plates, Opt. Laser Technol. 123 (2020), 105923.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref29)
35. Rail defects: classification, codes, types, groups and instructions for defectiveness of railway tracks, 〈https://zen.yandex.ru/media/id/
36. 5da46baeba281e00b3fa94b4/defekty-relsov-klassifikaciia-kody-vidy-gruppy-i-instrukciia-po-defektnosti-jeleznodorojnyh-putei-5ddce8dccfa4bb2f43c81941〉, 2019 (Accessed 13.03.2021).
37. [D. Hesse, P. Cawley, Surface wave modes in rails, J. Acoust. Soc. Am. 120 (2006) 733–740.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref30)
38. [Y. Fan, S. Dixon, R.S. Edwards, X. Jian, Ultrasonic surface wave propagation and interaction with surface defects on rail track head, NDT &E Int. 40 (2007)](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref31)
39. [471–477](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref31).
40. G. Imran, P.W. Tse, J. Rostami, N. Kim-Ming, Non-contact inspection of railhead via laser-generated rayleigh waves and an enhanced matching pursuit to assist detection of surface and subsurface defects, Sensors 21 (9) (2021) 2994, [https://doi.org/10.3390/s21092994.](https://doi.org/10.3390/s21092994)
41. [Y. Lecun, L. Bottou, Y. Benjio, P. Haffner, Gradient-based learning applied to document recognition, Proc. IEEE 86 (1998) 2278–2324.](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref33)
    1. [G´eron, Hands on Machine Learning with Scikit-Learn and Tensorflow, O’Reilly Media, Inc., 2017](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref34).
42. [J. Cervantes, F. Garcia-Lamont, L. Rodríguez-Mazahua, A. Lopez, A comprehensive survey on support vector machine classification: applications, challenges and](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref35) [trends, Neurocomputing Volume 408 (2020) 189–215](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref35).
43. [J.D. McNamara, D. Scalea, F. Lanza, M. Fateh, Automatic defect classification in long-range ultrasonic rail inspection using a support vector machine-based smart system, Insight 46 (2004) 6](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref36).
44. [Y. Chen, H.-W. Ma, G.-M. Zhang, A support vector machine approach for classification of welding defects from ultrasonic signals, Non-dstr. Test. Eval. 29 (2014) 243–254](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref37).
45. [M. Achirul Nanda, K. Boro Seminar, D. Nandika, A. Maddu, A comparison study of kernel functions in the support vector machine and its application for termite](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref38) [detection, Information 9 (2018) 5](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref38).
    1. [Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, Imagenet classification with deep convolutional neural networks, Adv. Neural Inform. Process. Syst. (2012).](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref39)
46. [W. Zhang, C. Li, G. Peng, Y. Chen, Z. Zhang, A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref40) [environment and different working load, Mech. Syst. Signal Process. 100 (2018) 439–453](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref40).
47. D.A. Clevert, T. Unterthiner, S. Hochreiter, Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus), 2015, arXiv preprint, arXiv:1511.07289. [44] [Track Inspector Rail Defect Reference Manual, Federal Railroad Administration, US, 2015](http://refhub.elsevier.com/S0030-4026(22)00033-X/sbref41).