# A New Convolutional Neural Network-Based Data-Driven Fault Diagnosis Method

## 摘要

故障诊断对制造系统至关重要，因为对新出现问题的早期检测可以节省宝贵的时间和成本。随着智能制造的发展，数据驱动故障诊断成为一个热门话题。然而，传统的数据驱动的故障诊断方法依赖于专家提取的特征。特征提取过程是一项耗尽的工作，对最终结果有很大影响。深度学习（DL）提供了一种自动提取原始数据特征的有效方法。卷积神经网络（CNN）是一种有效的DL方法。在这项研究中，基于LeNet-5的新CNN被提出用于故障诊断。通过将信号转换成二维（2-D）图像的转换方法，所提出的方法可以提取转换的二维图像的特征并消除手工特征的影响。所提出的方法在三个着名的数据集上测试，包括电机轴承数据集，自吸式离心泵数据集和轴向柱塞液压泵数据集，分别实现了99.79％，99.481％和100％的预测精度。结果与其他DL和传统方法进行了比较，包括自适应深度CNN，稀疏滤波，深度置信网络和支持向量机。比较表明，提出的基于CNN的数据驱动故障诊断方法取得了显着的改进。

关键词：卷积神经网络（CNN），数据驱动，故障诊断，图像分类。

## 简介

故障诊断近年来吸引了许多研究[1]，[2]。对新出现的问题的早期检测对于复杂系统至关重要，并且可以节省宝贵的时间和成本以采取补救措施来避免危险情况。一般来说，故障诊断方法可分为基于模型，基于信号，基于知识以及混合/主动方法[3]。基于知识的方法也被称为数据驱动方法，需要大量的历史数据来建立关于没有先验已知模型或信号模式的系统故障模式。它们非常适用于难以建立显式模型或信号症状的复杂系统。最近智能制造业正在蓬勃发展，企业数据的收集速度比以往任何时候都快得多[4]，而且更广泛。这为数据驱动的故障诊断方法提供了新的机会，充分利用了大量的机械数据[5]，并且受到了研究人员和工程师的越来越多的关注。

机器学习是处理数据驱动故障诊断中数据的主要方法之一。 将支持向量机（SVMs）应用于故障诊断的最初尝试是在20世纪90年代后期[6]。 模糊逻辑（FL）可以将特征空间划分为模糊集，并利用模糊规则进行推理。 一种新型的模糊神经数据融合引擎被提出来进行在线监测和诊断[7]。 人工神经网络（ANN）是最完善的数据驱动故障诊断方法之一。 扩展神经网络被应用于内燃机的故障诊断[8]。 前馈神经网络应用于激光焊接过程监测和缺陷诊断[9]。 **然而，机器学习方法不能产生原始数据的判别特征，并且总是与信号特征提取过程相结合。 这个特征提取过程是一项耗尽的工作，并且对最终结果有很大的影响。**

**随着机器学习的快速发展，深度学习（DL）已成为克服上述缺点的有效途径。 DL可以自动学习原始数据的抽象表示特征[11]，这可以避免工程师设计的手工特征。 在深度置信网（DBN）[12]，稀疏自编码器[13]，层叠去噪自动编码器[14]，[15]和稀疏滤波[16]等故障诊断中，已经应用了几种DL方法。DL与传统的影子机器学习方法相比取得了良好的效果，但DL在故障诊断中的应用仍在发展中。**

作为最有效的DL之一，卷积神经网络（CNN）也被应用于故障诊断。 由于最常见的数据类型是时域信号，所以一维（1-D）CNN已经在实时电机故障诊断方面进行了研究[17]。 在某些情况下，机械数据可以以二维格式（例如时频谱）呈现，然后将图像处理方法合并以对这些图像进行分类[18]。 但是，这些演示也依赖于专家的知识。 在这项研究中，引入了一种新的数据预处理方法，将原始时域信号数据转换成二维灰度图像，没有任何预定义的参数，这可以尽可能消除专家的经验。 然后，提出一种新的改进CNN来提取这些二维图像的特征。 结果表明，它在故障诊断方面有很大的促进作用。

本文的主要贡献归纳为以下三点。 首先，开发了一种新的数据预处理方法 - 信号 - 图像转换方法来提取原始数据的二维特征，而不需要预定义的参数。 其次，提出了一种改进的CNN，采用更深的结构和零填充方法来增加特征的非线性。 第三，与其他DL和传统方法相比，提出的基于CNN的故障诊断方法取得了显着的改进。

本文的其余部分安排如下。 第二节讨论相关的作品。 第三部分介绍了方法学，包括信号 - 图像转换方法和CNN方法。 第四部分介绍了三种数据集的测试结果。 第五部分介绍了结论和未来的研究工作。

## 相关工作

本节中描述的相关工作包含数据驱动的故障诊断方法和LeNet-5 CNN。

### .数据驱动的故障诊断方法

由于数据驱动的故障诊断方法能使用历史数据发现底层知识以表示系统变量之间的信息，因此它非常适合难以建立显式模型或信号症状的复杂系统。 第一个数据驱动的故障诊断是在20世纪80年代用专家系统发布的[19]。 随着机器学习和智能制造的迅速发展，数据驱动的故障诊断方法已成为近年来一个热门的研究课题、

**大量历史数据的智能学习对于数据驱动的故障诊断方法至关重要。 统计分析方法，包括主成分分析（PCA），偏最小二乘法（PLS）和独立分量相关性，已经在工业过程监测中得到了相当大的关注[20]。 尹等人。 [21]研究了基于修改后的PLS的数据驱动过程监控。 尹等人。 [22]研究了容错控制系统的数据驱动的实时实现。 机器学习也是数据驱动故障诊断的主要工具之一，如SVM [6]，FL [7]，ANN [8]等。此外，统计学和机器学习方法经常联合使用。 Grbovic等人 [23]研究了冷启动故障检测框架，其中只有正常的运行数据在开始时可用，故障可以通过具有平方预测误差统计的PCA观察到。**

**与传统的人工智能技术相比，DL具有特征表示的潜力，并已应用于机器健康监测领域[24]。 DL的关键方面是这些功能不是由人类工程师设计的，这可以减少来自不同工程师的不同体验的影响。 Jia等人 [25]研究了基于自动编码器的智能故障诊断的深度神经网络。 廖等人。 [26]研究了用于预后和健康评估的增强型受限波尔兹曼机器。 Gan和Wang [27]在滚动轴承的故障诊断中应用了基于DBN的分层诊断网络（HDN）。 Cho等人 [28]研究了异步电机故障检测中的递归神经网络和动态贝叶斯建模。**

**作为最有效的DL方法之一，CNN也被应用于故障诊断。 Ince等人 [17]将1-D CNN应用于实时电机故障诊断。 Abdeljaber等人 [29]研究了一维CNN进行实时损伤检测。 郭等人。 [30]研究了一种分层自适应深度CNN进行轴承故障诊断。**

**在某些情况下，机械数据可以以2-D格式显示。 从一维原始信号到二维图像的转换是各种各样的。 Chong [31]提出了一种有效提取异步电机故障特征的方法。 他将一维振动信号转换成二维灰度图像。 Kang和Kim [32]提出了基于香农小波的二维灰度图像表示和应用多类SVM识别感应电机的故障。 Li等人 [33]研究了基于二维非负矩阵分解和广义S变换的特征提取模型。 Lu等人 [18]提出了使用双谱从信号到图像的转换，然后使用概率神经网络对图像进行分类。 但是，这些转换中的大部分都依赖于专家的知识。 在这项研究中，提出了一种新的信号 - 图像转换方法，没有任何预定义的参数，这可以尽可能地消除专家的经验。**

### LeNet-5 CNN