对于在线颤振监测，主要有三个基本步骤：数据采集、特征提取和模式识别。

数据采集对于特征提取至关重要。近年来，许多类型的信号已被用于颤振监测，包括振动信号[15，16]、力信号[17，18]、扭矩信号[19，20]、驱动电机电流信号[21]、伺服电机电流信号[2]、声音信号[23]。Kuljanic等人[24]比较了不同信号的性能，结果表明，扭矩、力和振动信号比其他信号对颤振更敏感。

数据采集对于特征提取至关重要。近年来，许多类型的信号已被用于颤振监测，包括振动信号[15，16]、力信号[17，18]、扭矩信号[19，20]、驱动电机电流信号[21]、伺服电机电流信号[2]、声音信号[23]。Kuljanic等人[24]比较了不同信号的性能，结果表明，扭矩、力和振动信号比其他信号对颤振更敏感。

vibration signal [15,16], force signal [17,18], torque signal

[19,20], drive motor current signal

由于颤振的发生是瞬态和突然的，时频（TF）技术可以定位时间和频率，与频域方法相比，TF方法可以更好地处理非平稳和非线性现象。

短时傅立叶变换（STFT）[30]、希尔伯特-黄变换（HHT）[28]、集合经验模式分解（EEMD）[31]、变分模式分解（VMD）[32]、小波变换[33]、小波包变换[34]、同步压缩变换（SST）[35]。研究人员总是结合不同的方法来提高颤振监测的准确性。

颤振监测的最后一步是模式识别。通常有两种类型的识别方法。一种方法是手动设置特征的阈值[14，18]。在参考文献[44]中，发现平均值和标准偏差阈值分别为2.0和0.1，以实现颤振识别。然而，这些值取决于切割条件的变化。自适应阈值设置是阈值方法中最困难的方面。人工智能模式识别模型是另一种选择。最流行的人工智能模型是支持向量机（SVM）[45，46]、K-最近邻（KNN）[47，48]、Boosting[49]、随机森林（RF）[34，50]和人工神经网络（ANN）[51，52]。

然而，在获得RP之前，必须设置超参数，即预定义阈值ε。在本研究中，通过所提出的APSO方法计算最佳预定义阈值ε

PAGE4

recurrence plot (RP) 递归图

在获得RP之前，需要计算三个超参数，即时间延迟τ、嵌入维数m和预定义阈值ε

根据Takens的嵌入维数理论[57]，在相空间重构之后，具有嵌入时延τ和重构维数m的重构信号应该与原始信号相似。因此，本研究使用CAO方法[58]中的E1（m）来计算重建信号和原始信号之间的相似性，其中第一个局部最大值作为重建维度m。E1（m）计算如下：

当E1（m）达到第一局部最大值时，获得尺寸m。为了实现RP的自动获取，本研究的主要重点是ε的自动计算。

首先，初始化搜索空间中的粒子集合，粒子群为M，最大迭代次数为n。这些粒子组成了粒子群。每个粒子群成员由三个D维向量组成，其中D是搜索空间的维数。

这些是当前位置Xi=（xi1，xi2，……，xiD），以前的最佳位置Pi=（pi1，pi2，…，piD）和速度Vi=（vi1，vi2，…..，viD）。速度vid保持在范围[¶Vmax，Vmax]内。这两个范围是手动设置的。然后，选择迄今为止成功率最高的邻域粒子，并将其索引指定给变量全局最佳G=（g1，g2，…，gD）。

式中，ω为惯性重量；i=1，2，M；d=1,2，d；k是第k次迭代。r1，r2通常被称为加速度系数，在每次迭代时随机生成，它们总是保持在[0φ]的范围内，在大多数现有的研究中，φ=2。c1，c2是学习系数。迭代过程在达到预定标准时结束，该预定标准通常是最小适应度水平或最大迭代次数。

//

PAGE6

本研究中分析的RP表明，切削状态之间的全局和局部特征发生了明显变化，这表明CNN技术可能不足以进行颤振监测。为了提高传统CNN技术的性能，通常使用更深层次的神经网络来实现，这大大增加了计算需求，并使在线监测变得困难。本研究开发了一种具有三个初始层的深度学习神经网络架构，用于监测颤振，以克服这一问题。

如图6所示，1，Inception使用三种不同的滤波器大小（1x1、3x3和5x5）对输入进行卷积。

本研究中提出的深度学习架构如图所示。2。它包含17层，包括初始层、卷积层、归一化层、最大池化层、平均池化层，全连接层和softmax层。这些层组成了三个部分：图像预处理和压缩部分、特征提取和融合部分以及分类部分。该体系结构同时提取多个信道特征，然后融合这些特征进行分类。

第二个组成部分涉及训练状态监控模型。RP将按比例分为培训集和验证集。然后使用表2中列出的超参数对模型进行训练。

最后一个组成部分是在线颤振监测。在收集加工过程中的振动信号后获得RP，然后将其输入到监控模型中进行识别。如果切割状态稳定，将继续进行监测；如果发生颤振，将发出警报，铣削操作将停止，以减少由此产生的损失。工作流程表明，本研究的在线颤振监测过程是完全自动化的。

为了验证所提出方法的性能，研究人员在五轴DMU50数控加工中心上进行了铣削实验。实验设备如图4所示。试样由Al 7075-T651铝制成。实验中使用的刀具是一台直径为16毫米的四槽硬质合金立铣刀。

刀架是SK-40夹头夹头刀架。在主轴上放置了一个加速度计PCB356A66，用于测量铣削过程中的振动。NI9234采集卡的采样率为10240 Hz，可采集振动信号。

第1组是沿着进给方向线性地增加径向切削深度，从0mm开始，第2组是线性地增加轴向切削深度，第3组是内壁铣削。图5描述了三种情况的示意图。

Page8

时域中的振动信号及其在某些切削条件下的时频频谱图如图所示。7。他们来自三个不同的组：（a）测试11、（b）测试18和（c）测试31。

在本研究中，基于时频频谱图，将采集的信号分为稳定切削状态或颤振。在不同切割状态下采集的信号如图8所示。

Page9

测试18显示了稳定切削状态和颤振之间的明显区别。因此，本研究以测试18中获得的数据为例来解释整个过程。在这项研究中，研究人员将加工表面特征和信号FFT分析相结合，以确定是否发生颤振。图9显示了在试验18中区分稳定切削和颤振状态的方法。可以看出，当颤振发生时，频谱中有一个额外的颤振频率分量，同时机器表面也有明显的变化。

Page10

因此，时间延迟τ被设置为2，并且嵌入维度m为7。然而APSO方法迭代7次以获得最佳结果，而PSO算法迭代17次。APSO方法比PSO方法收敛更快。

通过比较第一个全局最佳粒子位置，可以发现PSO算法的粒子在初始化时更接近最佳位置；然而，迭代次数和消耗时间明显大于APSO算法的迭代次数和耗费时间。这一结果也证明了APSO算法优于PSO方法。

Page11

在获得不同切削条件下的RP后，可以对颤振监测模型进行训练和验证。在本研究中，长度为0.05s的振动信号被设置为一个样本。这项工作的样本群体由1440个RP组成，这些RP是通过重建每个切割条件下的振动信号而产生的。然后，随机收集一定比例的图像作为训练集，并将剩余的图像样本用作验证集。图13描述了当90%的样本用作训练集，10%用作验证集时，训练过程中准确性和损失函数的变化。

在本研究中，长度为0.05s的振动信号被设置为一个样本。这项工作的样本群体由1440个RP组成，这些RP是通过重建每个切割条件下的振动信号而产生的。然后，随机收集一定比例的图像作为训练集，并将剩余的图像样本用作验证集。图13描述了当90%的样本用作训练集，10%用作验证集时，训练过程中准确性和损失函数的变化。

在2000次迭代后，本研究提出的算法的训练集和验证集的预测精度稳定并停止波动。在训练过程结束时，训练集的预测准确率为100%，验证集的准确率为99.31%。

除了本研究中提出的方法和Alexnet外，还使用了众所周知的Resnet[65]进行比较。此外，从RP[66]中提取了4个RQA特征作为颤振指标：DET、对角线长度的熵（Entr）、第一类递归时间（RTFT）和传递性（Tran）。

在构建特征集之后，使用三种已应用于颤振监测的著名机器学习算法对其进行训练和验证：支持向量机（SVM）[67]、最近邻（KNN）[68]和光梯度增强（LGB）[69]。

这些结果表明，在颤振监测中，直接使用RP作为指标比通过RQA提取RP特征更准确，并且传统方法无法处理可变切削条件下的颤振监测。

Page12

从图中可以看出，本研究提出的颤振监测模型可以准确地识别加工状态。只有少数情况被误判。在这项研究中，输入到模型的信号长度为0.05s，识别所需的时间为0.0149s。通过观察本文提出的算法的性能，可以看出该模型可以准确地判断当前的加工状态。因此，算法判断所需的时间为0.0649s，满足大多数工况下快速颤振监测的要求。