

基于 BPNN 的刀具磨损监测模型构建

背景介绍

目前,刀具磨损是否已达预设限度主要根据机床操作员的主观经验判定,即机床操作员通过加工时发出的声音等信号或加工零件质量判断刀具是否达到服役寿命,随后判断是否有必要对其进行更换。然而,由于没有合适的评价指标,该方法通常将造成两种后果:一种是当刀具尚未达到服役寿命即更换刀具,即刀具使用度不饱和;另一种是当刀具已经达到服役寿命但尚未换刀,即刀具被过度使用。第一种问题通常较为普遍,研究表明:根据主观经验换刀,刀具的使用寿命几乎只占其全部寿命的 50%至 80%。因此,该方法将严重降低刀具的利用率。随之而来的后果即刀具成本增加,且机床停机时间增长。第二种问题将导致零件质量不达标,废品率也随之升高,且当刀具破损时,更有可能损害机床或造成人身安全隐患。此外,为减少停机时间,部分工厂开始采用成组换刀技术,该技术在一定程度上提高了生产效率。然而,当某组刀具达钝标准时获取换刀时间点,从而同时对所有刀具进行更换,仍将带来上述的两种问题。因此,成组换刀技术也难以保证在最恰当的时间点更换刀具,刀具利用率仍然不高。

为解决上述问题,20 世纪 80 年代,刀具状态监测 (Tool Condition Monitoring, TCM) 技术应运而生,且随时间的推进引起了众多国内外学者的兴趣。该技术是对刀具的状态进行判别并反馈给操作人员的技术,其可通过多种领域相结合的方式,准确地判断出刀具的磨钝时间点,从而把握合适的换刀时机。使用可靠的 TCM 系统可减少由于刀具状态变更带来的机床故障与产品报废等问题,从而降低加工成本。此外,随着时间的推移,众多新方法、新思路的集成使 TCM 系统具有广阔的潜力与发展空间,故研究 TCM 技术对低成本生产、提高刀具利用率、生产效率及效益有着重大的价值与意义。

基于 BP 神经网络的模型构建

反向传播(Back Propagation, BP)神经网络是一种经典网络。其将误差作为传递对象,并通过梯度下降等寻优算法进行函数逼近,具有型清晰与结构简单的优势。此模型建立 3 层经典 BP 神经网络,并通过 Kolmogorov 定理确定隐藏层神经元个数为 $2n+1$,其中 n 为特征维数。通过调试,以表 1 所示参数设置 BP 神经网络。

表 1 BP 神经网络参数设置

参数名	参数值
隐藏层神经元数	62
训练次数	5000
训练目标	10^{-5}
学习率	0.01

将刀具磨损量与声发射特征向量组合后,建立 BP 神经网络,对其进行训练并通过验证集评价模型。简而言之,就是利用切削力信号以及振动信号进行刀具磨损监测。

模型预测结果

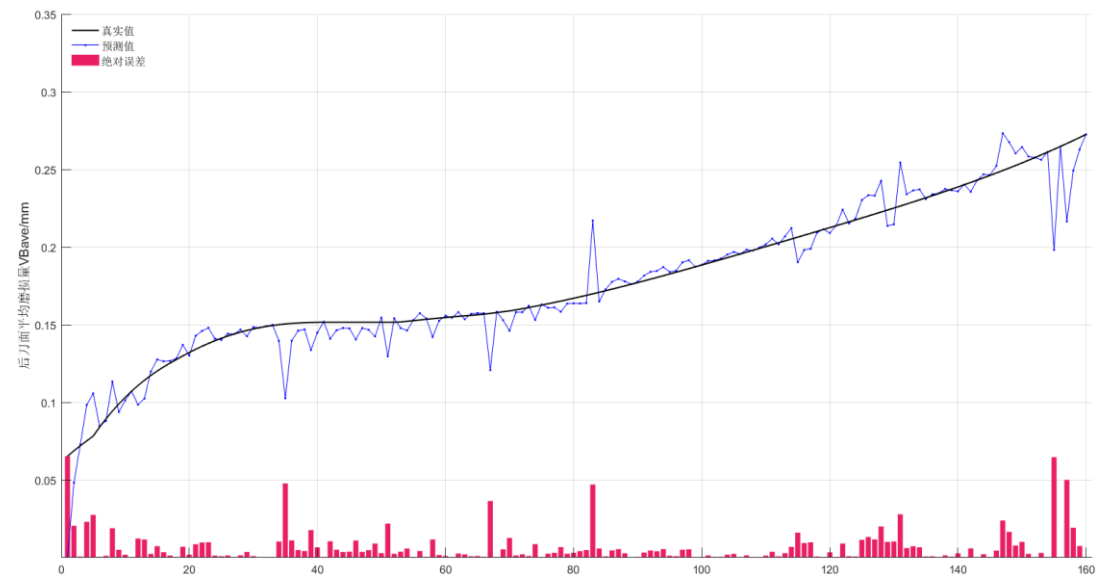
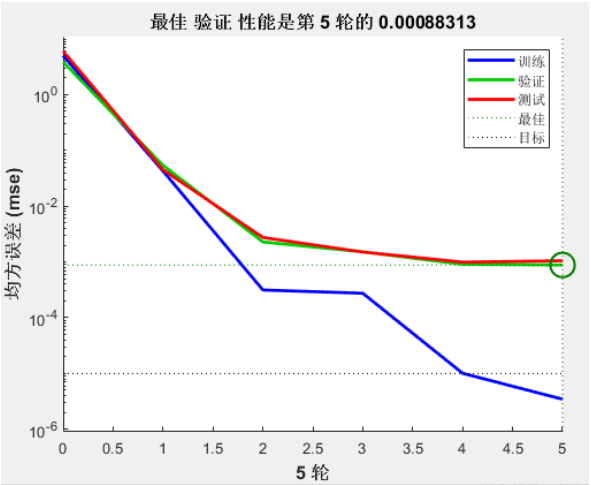
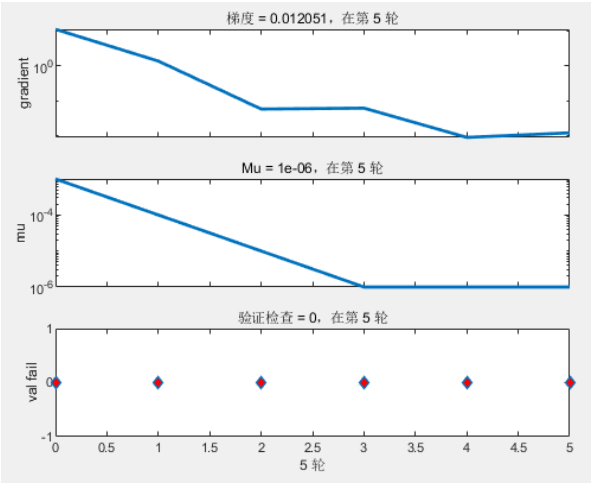


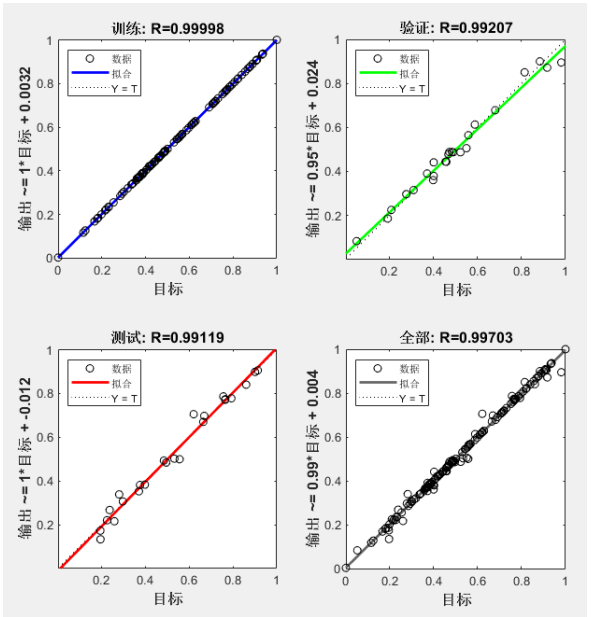
图 1 预测结果图



(a) 性能



(b) 训练状态



(c) 回归

图 2 训练图