

计算机集成制造系统
Computer Integrated Manufacturing Systems
ISSN 1006-5911, CN 11-5946/TP

《计算机集成制造系统》网络首发论文

题目: 铣削残余应力的 RBF 宏观预测及 MD 微观分析
作者: 靳岚, 张雪峰, 谢黎明
收稿日期: 2020-06-30
网络首发日期: 2021-01-19
引用格式: 靳岚, 张雪峰, 谢黎明. 铣削残余应力的 RBF 宏观预测及 MD 微观分析. 计算机集成制造系统.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210119.1117.006.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

铣削残余应力的 RBF 宏观预测及 MD 微观分析

靳 岚, 张雪峰⁺, 谢黎明

(兰州理工大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 根据预选的切削参数准确预测残余应力, 达到提前调整切削参数来提高零件加工精度的目的, 分别从宏观预测和微观分析两个角度展开研究。宏观上为了提高残余应力预测精度, 提出以 45#钢为研究对象, 构建优化扩展系数 SPREAD 后的 RBF 神经网络, 并将预测结果与实验值和有限元仿真值对比, 证明了较有限元预测铣削残余应力而言, 进行 SPREAD 优化后的 RBF 神经网络预测具有较高的准确性和优越性; 微观上建立分子动力学 (MD) 模型, 对相同条件下的铣削过程进行模拟仿真, 将模拟结果与实验结果进行对比, 发现残余应力在宏观上与微观与间存在负相关的潜在联系, 为通过工艺处理调整工件微观结构以改善残余应力提供一定的可行性验证。

关键词: 表面残余应力; 铣削; RBF 神经网络预测; 分子动力学仿真

中图分类号: TG506; TP206

文献标识码: A

Milling residual stress of macro-forecast based on RBF and micro-analysis based on MD

JIN Lan¹, ZHANG Xuefeng⁺¹, XIE Liming¹

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In order to accurately predict the residual stress according to the pre-selected cutting parameters before machining, so as to improve the performance of the workpiece by adjusting the cutting parameters in advance, the research is carried out from the perspectives of macro prediction and micro analysis: At the macro level, to improve the prediction accuracy of residual stress, the RBF neural network model after the expansion coefficient SPREAD optimized was constructed with 45# steel as the research object, and then the prediction results was compared to the experimental value and the finite element simulation to prove the prediction after the SPREAD optimization has high accuracy and superiority. At the micro level, a molecular dynamics model was established to simulate the milling process under the same conditions. The simulation results of molecular dynamics were compared with

收稿日期: 2020-06-30; 修订日期: 2020-12-29. Received 30 June 2020; accepted 29 Dec. 2020.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51965035)。Foundation item: Project supported by the National Natural Science Foundation of China (No.51965035).

the experimental results, and the result shows that there is a potential negative correlation between micro and macro of milling residual stress, which provides a certain feasibility to improve the residual stress by adjust the microstructure of the workpiece with process treatment.

Keywords: surface residual stress; milling; RBF neural network prediction; molecular dynamics simulation

1 问题的描述

由于切削速度、每齿进给量等切削因素的相互作用，残余应力在切削加工中几乎无法避免，这对零件的精度、寿命等性能有着显著影响，因此，如何准确预测残余应力并反向得出更为合适的切削工艺参数，具有重要的研究意义。

在切削过程中，残余应力的主要来源为不均匀的塑性变形。工件的表层及亚表层材料处于压缩应力和拉伸应力的复杂相互作用下，故而使得工件内部产生独特的塑性变形，进而导致残余应力的产生。

宏观上有限元分析、实验测量和解析法是目前研究残余应力的主要方法。Liu 等^[2]设计完成车削实验，发现工件表层残余拉应力的作用范围会随刀具磨损量的增加而变大，亚表层残余压应力的最大值则会随之减小。Outeriro 等^[3]通过实验探究得知，工件表面残余应力的分布及大小与切削工艺参数和刀尖圆角半径密切相关。Ulutan 等^[4]通过分析加工过程中的热力耦合，用解析计算成功建立了残余应力的预测模型。C.Shet 等^[5]用有限元模拟切削加工过程，分析并找到了对残余应力影响较小的加工因素。徐春广等^[6]使用超声临界折射纵波法和 X 射线衍射法检测 Q235 钢、45 号钢、铝合金等材料的残余应力，并利用建立的超声应力检测与校准系统来检测焊缝、平板类零件等的残余应力分布。SA Faghidian^[7]等采用近似分析和有限元方法，对钢材质梁在做弹塑性弯曲时所产生的残余应力进行了预测。Rihab Grissa^[8]等建立了能预测机械加工引起的残余应力的有限元模型，并分析循环硬化对切削力、切屑形貌和残余应力的影响，该模型在预测 RS 剖面时提供了可靠的结果。紧接着他们^[9]建立并改进了拉格朗日(滞后)、任意拉格朗日欧拉和混合模型三种正交切削过程的有限元模型，用于预测加工引起的残余应力，并对每种方法的适用性及其效率进行了评价。

就数据预测而言，RBF (radial basis function) 神经网络具有显著优势，它无需建立数学模型，通过大量训练即可找到输入和输出间的特殊映射，若能将其应用于残余应力预测，则能提高预测精度和速度。

Broomhead 和 Lowe^[10]于 1988 年首次采用 Powell 提出的 RBF 方法设计形成了 RBF 神经网络。Pengbo Wang^[11]采用径向基函数(RBF)神经网络对齿轮箱进行机械故障诊断，并通过数值算例验证了该方法的有效性。这也意味着 RBF 神经网络应用于机械领域是可行的。S Basak^[12]等将 RBF 神经网络应用于铣削加工中，通过 27 种不同切削条件下的实验数据，拟合出径向基函数神经网络模型。周金华^[13]等提出 GH4169 航空叶片多轴铣削的 RBF 残余应力预测模型，证明其具有较高的预测精度并

优于传统的 BP 神经网络和指数型经验模型。

从以上研究中可知，无论是解析法还是实验法，都是通过对加工过程进行调控或前期预测，来达到提高零件表面质量的目的。

然而切削残余应力的研究涉及到多学科、多因素的复杂作用，对其进行预测时，纯粹的解析法往往会存在很大的偏差，单一的实验法不但需要大量实验数据的支撑，还需要确保合适的实验条件及环境。而目前将 RBF 神经网络用于预测残余应力的研究又十分有限。

对于残余应力的研究，除了进行宏观下的预测，还可以探究其在微观下的机理，通过宏观数据与微观数据的对比，得到微观与宏观之间的联系。Li Yao 等^[14]利用分子动力学（MD）模拟方法，得出加工参数对加工表面的残余应力分布和表面粗糙度分布均有显著影响。Chen Pei 等^[15]通过分子动力学模拟计算了单晶硅纳米磨削过程中残余应力的产生原因，解释了硅的磨削机理，并建立了理论模型。

上述研究使得人们从微观层面上对加工过程有了更深的认识。但是目前针对残余应力的分子动力学研究，大多将研究重点放在残余应力对表面形貌的影响和残余应力的产生机理上，而将其与加工工艺参数相联系，探究微观与宏观间关联的研究较为少见。

本文通过前期对实际切削工况进行有限元仿真，发现切削速度、每齿进给量和切削深度，对工件表面残余应力有着显著地影响。针对 45# 钢铣削残余应力，分别从宏观和微观两个角度分别进行分析研究，探究残余应力在宏观与微观间的联系，如图 1 所示。

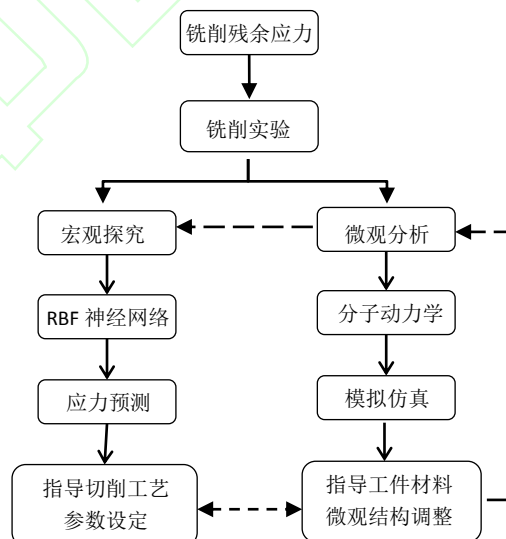


图 1 残余应力在宏观与微观间的联系

宏观上，为了得出更加准确、有效的表面残余应力预测方法，针对前期研究发现的不足，以及传统上依靠经验来取扩展系数 SPREAD 的值，导致无法确保预测精度这一问题，提出对扩展系数进行优化选择，以此构建 RBF 神经网络来实现残余应力预测的方法，并将最终预测结果分别与前期有限元仿真结果和实验结果进行对比，验证所选方法的优越性，从而对实际切削工艺参数的设定起到一定的指导作用。

微观上，根据 45#钢的微观结构建立其微观模型，对铣削过程进行分子动力学仿真，得到不同工艺参数条件下对应的铣削残余应力，并与相同条件下的实验结果进行对比，得到铣削残余应力宏观表现与微观表现的潜在关联，从而为通过工艺处理调整工件微观结构以改善残余应力提供一定的可行性验证，即对调整后的微观结构进行相同加工参数下的分子动力学分析，根据微观上残余应力的变化来判断宏观上残余应力是否得到改善。同时也可通过微观分析来判断相应的切削参数选择是否合理。

2 残余应力实验设计

本文通过前期设计完成铣削实验^[16]，为 RBF 神经网络的构建提供样本及参数，也为后续分子动力学模拟提供仿真条件。

2.1 实验条件

选用 45#钢（硬度为 50HRC）毛坯料作为实验材料，并将其切割成 $14\text{mm} \times 14\text{mm} \times 20\text{mm}$ 的方块；铣削方式为顺铣；使用切削液以减小温度对实验结果的影响；冷却方式为浇注式；为得到无损检测结果，且减少自然时效对实验结果带来的影响，铣削加工后立刻进行残余应力检测，检测设备采用 X-350A 型 X 射线仪；被测工件放大如图 2 所示，电解抛光机型号为 PROTO 8818-V3；选用的刀具参数如表 1、表 2 所示。为使所测结果更具代表性，在 X、Y 方向各取三个点测量并求平均值，以作为工件表面的残余应力。



图 2 被测工件

2.2 残余应力实验结果

本次实验方案及实验结果如表 3 所示。实验的主要目的是得到在不同切削工艺参数影响下的表

面残余应力，并将其结果在后期与有限元仿真和 RBF 神经网络预测的结果作对比，从而比较得出最优预测方法。

表中， V_c ：切削速度； f_z ：每齿进给量；

a_p ：切削深度； a_e ：切削宽度。

（以下提到的残余应力，单位均为 MPa）

表 1 刀具的材料属性 (1)

材料	热传导率 (W/m ² /°C)	比热容 (W/m ³ /°C)	杨氏模量 (GPa)
硬质合金	28.4	260	696

表 2 刀具的材料属性 (2)

泊松比	热膨胀系数 (10 ⁻⁶)	密度 (kg/m ³)
0.25	6	14500

表 3 实验参数的选取

实验方案	因素				残余应力
	切削速度 V_c (m/min)	每齿进给量 f_z (mm/r)	切削深度 a_p (mm)	切削宽度 a_e (mm)	实验值 σ_s (MPa)
1	30	0.05	0.2	14	-128.3
2	30	0.1	0.3	14	-151.8
3	30	0.15	0.4	14	-179.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
40	60	0.2	0.3	14	-181.8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
47	75	0.05	0.3	14	-131.2
48	75	0.1	0.2	14	-146.3
49	75	0.15	0.5	14	-162.5

3 残余应力的 RBF 神经网络预测

RBF 神经网络一般适应于复杂的非线性映射问题，而切削工艺参数与铣削残余应力之间具有较为显著的非线性对应关系，因此通过该神经网络来预测残余应力在理论上是可行的。

3.1 SPREAD 的优化选择

构建 RBF 神经网络时，我们会发现，径向基函数的扩展系数 SPREAD 的设定对于网络拟合情况有着重要影响。函数的拟合情况随该值的增大而变得更加平滑；而过大却意味着需要很多神经元来适应函数的快速变化。若该值设定过小，又会导致需要许多神经元来适应函数的缓慢变化，从而影响网络的性能。因此需要确定更优的 SPREAD 值。^[17]

传统上在预测切削相关内容时，选取的 SPREAD 值为 2.2 左右，对这一数值进行检验后发现，不能满足铣削残余应力的预测要求。考虑到扩展系数 SPREAD 取值对预测结果的直接影响，本文对 SPREAD 的取值进行优化，并选取不同的扩展系数（0.7~1.1）来绘制相应的误差拟合图像，如图 3 所示。

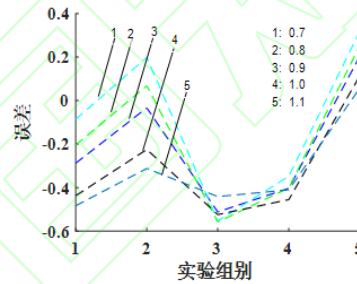


图 3 RBF 神经网络误差拟合曲线图

由图可知，第三条曲线（对应的扩展系数为 0.9）的误差最小，意味着此时拟合程度最为逼近。故 0.9 为最合适的扩展系数值。

3.2 RBF 神经网络构建

RBF 神经网络具有较为直观的结构，共包括输入层、隐含层和输出层 3 层，其节点个数可分别设为 n, t, m 。铣削残余应力的影响因素有 3 个，分别为切削深度 a_p 、切削速度 V_c 和每齿进给量 f_z ，故网络的输入神经元个数 $n=3$ ；输出结果为残余应力，则输出神经元个数为 $m=1$ 。将输入向量表示 $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$ ，其中 p_i 则是由 $[a_p, v_c, f_z]$ 构成的矩阵；与其相对应的期望输出表示为 $Y^* = [y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*]$ ，其中 $y_i = \sigma'_s$ ；第 i 个隐含单元的输出为径向基函数 $\varphi(\|X - c_i\|)$ ，而 $c = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in}]$ 则为该函数的中心， $\omega_{ij} (i=1, 2, \dots, t; j=1)$ 为第 i 个隐含单元与唯一输出单元（残余应力）之间的权值，则

RBF 网络的输出为:

$$Y_j^{RBF}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^l \omega_{ij} \varphi(\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_i\|, \sigma_i) \quad (1)$$

具体的网络结构设计如图 4 所示:

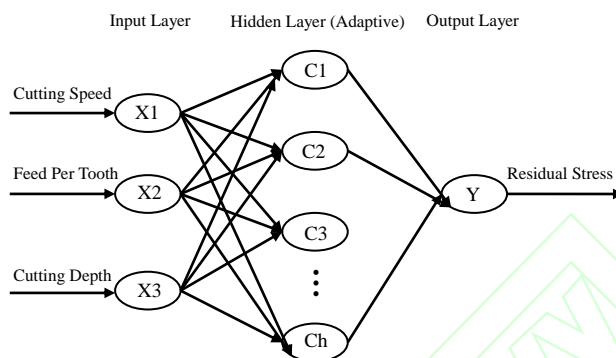


图 4 RBF 神经网络结构

在构建 RBF 神经网络时, 需经过两种变换: 输入层到隐含层的非线性变换, 和隐含层到输出层的线性变换。

前者的原理是将输入向量直接映射到由径向基构成的隐含层空间中, 从而避免初始权值的设定。当径向基的中心确定后, 该映射随之确定。而后者则是对隐含层输出的一个线性加权并求和的过程。这里的权值是该网络的可调参数。

由此可见, 隐含层在 RBF 神经网络的构建中起“承接”的作用。事实上, 向量处于低纬度时会出现线性不可分的情况, 通过隐含层能实现向量从低纬度向高纬度的映射, 从而达到线性可分的目的。

3.3 RBF 神经网络预测结果

设置网络的输入、输出向量时, 通过适当的归一化处理来统一参数量纲, 方法如下:

$$P_i = (P - P_i^{\min})(P_i^{\max} - P_i^{\min}) \quad (2)$$

式中: P_i 为输入矢量的第 i 个分量; P_i^{\max} 和 P_i^{\min} 分别为 P_i 的最大值和最小值。

输出量为残余应力 σ_s , 对应的输出矢量为 $Y = [\sigma_s]$, 为确保数据统一, 输出矢量用上述同样方法处理。

其他参数设置为: 网络拟合误差目标值设为 0.001, SPREAD 值设为 0.9, 隐含层单元数量可通过程序自适应。在构建 RBF 模型时, 将 41 组实验数据作为训练样本, 对网络进行训练, 获得最优的网络结构, 剩余 9 组实验数据作为测试样本。表 4 所示为训练后的 RBF 神经网络在样本点的拟合值与实验值节选数据的对比。

表 4 RBF 神经网络预测值

切削速度	每齿进给量	切削深度	实验值	预测值
V_c	f_z	a_p	σ_s	σ'_s
(m/min)	(mm/r)	(mm)	(MPa)	(MPa)
75	0.15	0.5	-162.5	-177.20
75	0.20	0.4	-177.4	-179.11
75	0.05	0.3	-131.2	-157.35
75	0.1	0.2	-146.3	-166.88
60	0.2	0.3	-181.8	-171.41

3.4 预测结果分析

本文通过均方误差 (MSE) 来判断数据的准确程度和变化程度。MSE 的值越小，所构建的神经网络预测精确度越高，其计算方法为：

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T}_i)^2 \quad (3)$$

由此可计算出预测结果与实验结果间的均方误差为：MSE = 0.11。其中 T_i 为实验结果， \bar{T}_i 为预测结果。

将表 4 的预测结果分别与本论文前期研究的有限元仿真结果和实验结果进行对比，如图 5 所示。

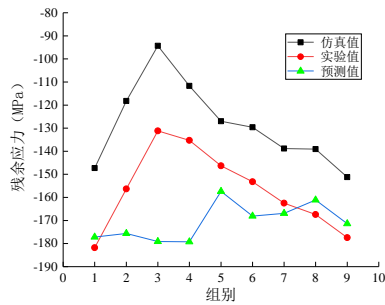


图 5 残余应力数值对比

4 残余应力的分子动力学模拟

4.1 铣削残余应力的微观分析

宏观的应力表现往往与微观下分子间的作用力有关。从微观角度来看，就铣削过程而言，工件与刀具接触部分的最外层原子会受到其本身内部原子间的相互作用力和刀具原子对其的作用力，其中刀具原子结合能较大，研究时可将其看作刚体，不考虑形变。此时，工件最外层原子晶格在刀具的剪切作用下发生变形，其自身受力以排斥力为主。

原子间排斥力随着刀具原子与工件原子间的距离减小而逐渐增大；刀具作用产生的能量以晶格应变能的形式存于工件原子的晶格中，并随力的增大而增大。当该应变能超过一定值且不足以形成位错时，工件原子键断裂，规则的晶格结构被打破，原子排列逐渐变为无序状态，形成非晶层；而非晶层原子在刀具作用下与已加工表层断裂的原子键结合，使得晶格发生重构，形成变质层，此时无序区域逐渐向前向深处延伸和扩展，造成工件亚表面损伤。另外，与刀具前端接触的工件表面原子随着刀具移动，因受到刀具挤压和剪切而堆积在刀具前方和两侧，直到贮存在变形晶格中的应变能超过一定值且不足以形成位错时，工件的原子键断裂形成切屑，完成铣削。^[18]该过程中工件原子的结构发生了变化，从而导致工件内部组织结构不均匀，铣削残余应力由此产生。

4.2 分子动力学模拟

本文选用 LAMMPS 软件进行分子动力学模拟，并采用 OVITO 软件进行可视化操作。

LAMMPS 是一种经典的分子动力学仿真软件，可用于对不同的力场和边界条件下的原子、有机高分子、生物分子、金属或者粗粒子系统进行建模。而 OVITO 能与 LAMMPS 进行对接，将分子模拟的过程可视化，便于用户观察。

然而宏观物体较微观粒子而言，有着巨大的、数量级的差距，以纯铁为例，7.86g 的纯铁含有 0.1397mol 的粒子，即 8.41×10^{21} 个铁原子。因此考虑到计算机的计算能力以及建模分析的可行性，分析宏观物体的微观性能时通常选取宏观观测区域的微小部分作为研究对象，以反映物体整体性能。本文选取 45#钢材质的工件，其主要成分为铁、碳元素，忽略杂质原子及低含量的硅、锰、硫等元

素的影响，以铁原子和碳原子来构建工件的微观模型。构建时，因铁为体心立方结构，其原子位于该结构的八个顶点和中心。在其中掺杂碳原子时，为保持稳定，碳原子可能位于体心立方各边中点和各面中心位置处，故先建立铁原子的模拟样品，再按照铁 95.5%、碳 0.5% 的比例在样品中随机加入碳原子（即各边中点和各面中心处），以模拟铁碳合金体系。模型大小设置为 $4.0\text{nm} \times 4.8\text{nm} \times 4.8\text{nm}$ ，将其分为牛顿层（红）、恒温层（蓝）和固定边界层（黄），如图 6 所示。

其中恒温层的作用是及时散出加工过程中的热量；而固定边界层则不参与计算，其作用是减小边界效应，保证晶格对称性。

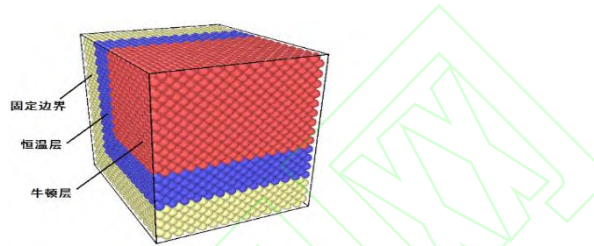


图 6 工件的微观模型

工件模型构建成功后，为使系统的温度和压力达到目标值且模拟体系处于平衡状态，需经过弛豫过程，以确保模拟结果的准确性。此时以 Berendsen 热浴标度法控制体系温度，使得恒温层原子平均温度保持在 293K，步长为 1fs；设置加工条件时，先设定刀具与工件的相对位置，以此确定切削深度，再设定刀具的速度。铣削模拟过程如图 7 所示。

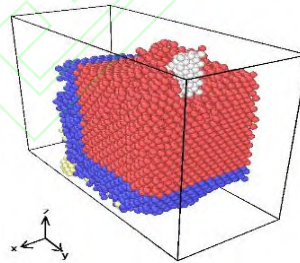


图 7 铣削模拟过程

铣削模拟完成后，得到六个方向的应力分量值，将其用二阶张量的形式进行表示：

$$\sigma_{ij} = \begin{pmatrix} \sigma_{xx} & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} \\ \sigma_{yx} & \sigma_{yy} & \sigma_{yz} \\ \sigma_{zx} & \sigma_{zy} & \sigma_{zz} \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中 σ_{xx} 、 σ_{yy} 、 σ_{zz} 为正应力，其余为剪应力，且 $\sigma_{xy} = \sigma_{yx}$ ， $\sigma_{xz} = \sigma_{zx}$ ， $\sigma_{yz} = \sigma_{zy}$ 。由于该铣削过程属于断续加工过程，且加工时使用切削液以减小刀具磨损带来影响，故工件表层及其亚表层积累的热较少，此时残余压应力为工件表面的主要残余应力。

由于对于物体而言，其微观和宏观之间具有尺度问题，因此将微观性质与宏观性质相联系时往

往无法实现定量计算，只能进行定性分析。为了研究残余应力在微观上的表现是否与宏观上的表现具有一致性，使用与 RBF 神经网络预测时相同的切削工艺参数进行分子动力学模拟仿真，模拟结果节选如表 5 所示。

表 5 铣削残余应力模拟值 (MPa)

	σ_{xx}	σ_{yy}	σ_{zz}	σ_{xy}	σ_{xz}	σ_{yz}
1	-901.47	-903.33	-827.65	85.74	60.03	3.74
2	-99.95	-111.44	-81.66	3.27	5.86	5.94
3	-798.24	-1193.25	-701.24	158.80	44.77	-20.14
4	-607.60	-1228.20	-592.84	196.26	53.89	-84.62
5	-655.11	-1135.15	-594.30	144.91	35.46	14.62

将分子动力学的模拟结果用曲线图来表示，如图 8 所示。由图可知， σ_{yy} 相对于 σ_{xx} 、 σ_{zz} 而言，数值较大，且远大于剪应力，这是因为 y 方向是模拟铣削时刀具的行进方向（即主切削力方向），且该过程残余应力主要为残余压应力。

相关性分析是探究变量间相互联系的方法之一，通过绘制散点图，并结合相关系数，可判断变量间的相关性质和相关程度。为探究微观与宏观下残余应力之间的对应关系，以模拟值为横坐标，实验值为纵坐标绘制散点图。为了更直观地反应关联性，此处取模拟值和实验值的绝对值。如图 9 所示。

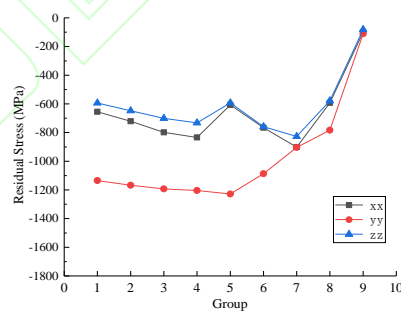


图 8 铣削残余应力模拟值

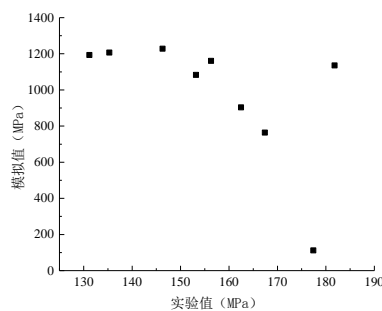


图9 模拟值与实验值相关性散点图

经计算,微观和宏观应力间的相关系数为 0.601,说明两者存在相关性;对比铣削残余应力实验值曲线图,并参照相关性散点图可发现,模拟值与实验值的变化趋势呈负相关,即宏观上铣削残余应力增加时,在微观上反而减小,且微观上的应力值远大于宏观应力值。

5 结束语

(1) 经计算分析可以得出, RBF 神经网络在实验点的拟合值几乎与实验结果重合,均方误差仅为 0.11,这说明网络已经很好地完成了对样本点的逼近。与 BP 神经网络预测情况相比,逼近程度更高,且预测时间更短(仅需 0.1789s);与之前有限元仿真结果和实验值的均方误差 1.77 相比,预测误差更小,准确性更好。因此该方法可对实际切削具有一定的指导作用。

RBF 神经网络的逼近程度受实验样本数量影响较大,因此为提高神经网络预测的适应性和准确性,应提供足够的试验样本。

(2) 分子动力学分析能有效用于探究铣削残余应力在微观上的产生原因,并得到宏观表现与微观的现象之间的潜在关联。通过相关性分析发现,残余应力在微观和宏观下其数值变化存在负相关性,从而可用于判断调整材料微观结构时其残余应力是否满足宏观要求;通过数据图像对比可知,刀具行进方向的残余应力远大于其他方向,且其自身在宏观和微观上的表现大致相反:宏观上表现出增加趋势时,在微观上反而减小,且微观上的应力值远大于宏观应力值。这也能为通过工艺处理调整材料微观结构来改善材料残余应力产生的情况提供一定的理论依据和数据支撑。

但在分析过程中,因实际工件和刀具的材料成分较为复杂,所构建模型很难做到完全符合实际,故只考虑成分比例较高、影响程度较大的元素,构建理想化的模型来进行分析。

(3) 从整体而言,宏观预测可直接用于判断残余应力和切削参数选择,微观分析则用于微观结构调整,以及通过负相关的联系,由微观数据间接判断宏观残余应力改变情况;而这两者相结合,可以更好地用于调整切削残余用力的同时,把控所选切削参数的合理性。

参考文献

- [1] WU Di. Discussion on the correlation between cutting path and residual stress state[D]. Dalian: Dalian University of Technology, China, 2016: 9-10. [吴迪.切削路径与残余应力状态的关联性探讨[D].大连:大连理工大学,2016: 9-10.]
- [2] LIU M, TIAKAGI J, TSTKUDA A. Effect of tool nose radius and tool wear on residual stress distribution in hard turning of bearing steel[J]. Journal of Materials Processing Tech, 2004, 7(150): 234-241.
- [3] OUTEIRO JC, UMBRELLO D, SAOUBI RM. Experimental and numerical modeling of the residual stresses induced in

- orthogonal cutting of AISI 316L steel[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2015, 2(45): 131-136.
- [4] ULUTAN D, ERDEM ALACA B, LAZOGLU I. Analytical modeling of residual stresses in machining[J]. *Journal of Materials Processing Technology*. 2007, 183(1): 77-87.
- [5] SHET C, DENG X. Residual stresses and strains in orthogonal metal cutting[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2003, 6(43): 573-587.
- [6] XU Chunguang, SONG Wentao, PAN Qinxue, et al. Residual Stress Nondestructive Testing Method Using Ultrasonic[J]. *Nondestructive Examination*, 2014, 36(07): 25-31. [徐春广,宋文涛,潘勤学,等.残余应力的超声检测方法[J].*无损检测*, 2014, 36(07): 25-31.]
- [7] FAGHIDIAN SA, GOUDAR D, FARRAHI GH, et al. Measurement, analysis and reconstruction of residual stresses[J]. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, 2012, 47(4): 254-264.
- [8] GRISSA R, FARHAT Z, RAOUF F. Efficient constitutive material model for predicting residual stresses induced by orthogonal cutting[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2018, 32: 2765-2771.
- [9] GRISSA R, ZEMZEMI F, FATHALLAH R. Three approaches for modeling residual stresses induced by orthogonal cutting of AISI316L[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2018, 135: 253-260.
- [10] BROOMHEAD DS, LOWE D. Radial basis functions, multi-variable function interpolation and adaptive networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1998, 4148: 728-734.
- [11] WANG Pengbo. The Application of Radial Basis Function (RBF) Neural Network for Mechanical Fault Diagnosis of Gearbox[C]. *Abstracts of the 4th Advanced Materials, Mechanics and Structural Engineering Conference (AMMSE 2017)*, 2017: 35.
- [12] BASAK S, DIXIT US, DAVIM JP. Application of radial basis function neural networks in optimization of hard turning of AISI D2 cold-worked tool steel with a ceramic tool[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2007, 221(6): 987-998.
- [13] ZHOU Jinhua, REN Junxue, CAI Ju. Prediction of Residual Stress in Aviation Blade Milling Based on RBF Neural Network[J]. *Computer Integrated manufacturing system*, 2018, 24(2): 361-370.[周金华,任军学,蔡菊.基于RBF神经网络的航空叶片铣削残余应力预测[J].*计算机集成制造系统*, 2018, 24(2): 361-370.]
- [14] LI Yao, SHUAI Maobing, ZHANG Junjie ,et al. Molecular Dynamics Investigation of Residual Stress and Surface Roughness of Cerium under Diamond Cutting[J]. *Micromachines*, 2018, 9(8): 386.
- [15] CHEN Pei, ZHANG Zhiwei, AN Tongyu, et al. Generation and distribution of residual stress during nano-grinding of monocrystalline silicon[J]. *Japanese Journal of Applied Physics*, 2018, 121302(57): 1-10.

- [16] XIE Liming, DONG Qingyan, JIN Lan. Simulation analysis of the influence of cutting parameters of 7050 aluminum alloy on surface residual stress[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2018, 47(10): 17-20. [谢黎明,董情焱,靳岚.7050 铝合金切削参数对表面残余应力影响的仿真分析[J].机械设计与制造工程: 2018, 47(10): 17-20.]
- [17] GE Zhexue, SUN Zhiqiang. Neural network theory and MATLAB R2007 implementation[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2007, 68(2): 14-18. [葛哲学, 孙志强.神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M].北京: 电子工业出版社, 2007, 68(2): 14-18.]
- [18] WANG Xiaoguang, GUO Dongming, KANG Renke, et al. Theoretical Study on the Monocrystal Silicon Nanometric Grinding Process[J]. China Mechanical Engineering, 2008, 19(23): 2847-2851. [郭晓光,郭东明,康仁科,等.单晶硅纳米级磨削过程的理论研究[J].中国机械工程, 2008, 19(23): 2847-2851.]

作者简介:

靳岚(1972-), 女, 河南许昌人, 副教授, 硕士研究生, 博士研究生, 研究方向: 系统动力学, 机械设计及理论, 机器人, 成套装备及智能化, E-mail: 289157338@qq.com;

+张雪峰 (1996-), 男, 山西平鲁人, 硕士研究生, 研究方向: 先进制造技术, 数据挖掘, E-mail: 546972991@qq.com;

谢黎明 (1962-), 男, 安徽黄山人, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 先进制造技术、高速数控机床等, E-mail: xielm810@sina.com。