

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107881

基于全因子实验设计的椎板铣削温度分析与建模*

夏光明¹, 王 瑞², 张建勋¹, 雪 原², 代 煜¹

(1. 南开大学机器人与信息自动化研究所 天津 300350; 2. 天津医科大学总医院骨科 天津 300052)

摘 要:本文旨在建立脊柱椎板的铣削温度模型,该模型主要考虑了骨密度和铣削参数(切骨深度和铣削进给速度)对铣削温度的影响。首先,在对椎板的逐层切骨过程的分析基础上,采用全因子实验设计法构建了不同铣削参数的切骨实验,并对不同密度松质骨的发射率进行了标定。然后,使用机器人和骨外科球形铣刀,在多种不同密度的人工松质骨材料上,按照不同的切骨深度和进给速度逐层切骨,来收集建立和验证模型所需的温度数据。使用热成像仪测量了机器人逐层切骨过程中的两种铣削温度:铣刀温度和骨表面温度。最后,分析了骨密度和铣削参数对这两种铣削温度的影响,并利用实验数据和神经网络建立了椎板松质骨的铣削温度预测模型。实验结果表明,模型估算温度值和切骨实验测量值的总拟合优度达到0.97。所建模型可帮助外科医生或机器人在逐层铣削脊柱椎板时选择合适的铣削参数,提高椎板切除手术的安全性。

关键词: 骨铣削; 铣削温度; 全因子实验设计; 神经网络; 数据建模

中图分类号: TH811 TH781 TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Analysis and modeling of lamina milling temperature based on full factorial experimental design

Xia Guangming¹, Wang Rui², Zhang Jianxun¹, Xue Yuan², Dai Yu¹

(1. Institute of Robotics and Automatic Information System, Nankai University, Tianjin 300350, China;

2. Department of Orthopaedics Surgery, Tianjin Medical University General Hospital, Tianjin 300052, China)

Abstract: This paper aims to establish a milling temperature model of the spinal lamina, which mainly considers the influence of bone density and milling parameters (bone cutting depth and milling feed speed) on the milling temperature. Firstly, based on the analysis of the lamina's layer-by-layer bone-cutting process, a series of bone-cutting experiments with different parameters are designed by the full factor experiment method, and the emissivity of the cancellous bone materials is calibrated. Then, the temperature data needed to establish and validate the model are collected by cutting layers of artificial cancellous bone materials with different densities at different depths and feed rates using a robot and an orthopedic ball-end milling cutter. A thermal imaging camera measures two kinds of milling temperatures during the process of the layer-by-layer cutting by the robot, which are the temperature of the milling cutter and the temperature of the bone surface. Finally, the influence of the bone density and milling motion parameters on these two types of milling temperatures is analyzed, and a prediction model of lamina's cancellous bone milling temperature is established using experimental data and a neural network. Experimental results show that the goodness of fit between the temperature value estimated by the model and the measured value of the bone cutting experiment is 0.97. The proposed model can help surgeons or robots to select appropriate milling motion parameters when milling cancellous bone with different densities layer by layer to improve the safety of laminectomy.

Keywords: bone milling; milling temperature; full factorial experiment design; neural network; data modeling

收稿日期: 2021-05-04 Received Date: 2021-05-04

* 基金项目: 国家自然科学基金 (61773223, U1913207) 项目资助

0 引 言

铣削是牙科、神经科和骨科等外科手术中常见的用于重塑骨组织的一种操作^[1-3]。安全问题是医生在骨铣削时面临的主要挑战,因为他们需要成功地移除目标骨,同时不损害其周围的功能性软组织和手术区附近的其他骨组织^[4]。事实上,传统的医生徒手切骨手术对于一些人体结构的非关键部位来说是相对足够安全的,比如牙齿和四肢骨骼等。然而,当医生对脊柱和大脑等具有独特生理功能的解剖结构的附近骨组织进行徒手切骨时,会面临较高潜在手术风险。

这些手术风险主要包括:1) 过度切骨导致结构不稳定;2) 对靶骨周围神经、血管等软组织的损害;3) 铣削温度过高导致手术区附近骨细胞坏死。风险 1) 和 2) 来自于医生在执行切骨动作时可能存在的手术动作误差。因为骨组织的硬度往往比较高,手臂力量的限制使得医生难以精确控制手术铣刀的运动。风险 1) 和 2) 促使机器人辅助手术系统在外科手术中应用。结果表明,使用机器人辅助医生铣削可以提高手术的准确性、稳定性和灵活性^[5]。目前机器人辅助骨科手术系统中通常使用 X 射线、计算机断层扫描(CT)或磁共振成像(MRI)术前或术中重建三维(3D)骨模型^[6]。因此,手术规划软件可以进一步规划切骨动作。由于导航系统可以提供精确的定位,刚性的机械臂可以稳定手术刀,这种类型的手术系统可以减少过度的骨切除和对铣削手术区域周围软组织的损伤^[7]。

医生往往需要根据自己的手术经验来选择切骨深度和铣削进给速度,而他们的选择并不总是合理的^[8]。值得注意的是,符合临床治疗规范的机器人切骨动作有利于减少手术并发症和术后恢复时间,达到更好的手术治疗效果^[9]。所以,在使用机器人辅助手术系统进行骨铣削时,需要综合各种因素,合理规划刀具的铣削轨迹。因此,如何选择机器人切骨动作的铣削运动参数成为机器人手术系统的关键任务之一。一些研究者倾向于利用铣削力建立预测模型,参与机器人手术决策^[10-13]。因为较大的铣削力可能将直接导致刀具断裂和骨组织裂纹。Chen 等^[11]提出了一种基于正交铣削分配方法的力模型来改进骨铣削过程。Jiang 等^[12]引入了一种分析力模型来监测术中切割深度。Abdullah 等^[13]提出了一种基于铣削力的铣削状态识别模型,提供术中骨质量信息,帮助医生识别骨层过渡。还有一些研究者提出利用铣削温度来改善骨铣削过程的决策。Andrew 等^[14]分析了单孔钻骨过程中的热能。Shin 等^[15]建立了新鲜牛股骨的解析

热模型。他们的模型被用来估计最高温度和热量分布。类似地,Sugita 等^[16]使用解析热模型来估计皮质骨被磨削时其内部的热分布。实际上,由于所要考虑的参数和边界条件不明确,在机理分析的基础上很难建立温度数学模型的正确性。因此,很多研究者倾向于基于实际数据建立模型,而人工神经网络(ANN)是一个很好的选择。例如 Abdullah 等^[17]通过人工神经网络提出了一个基于实际数据的力和温度模型。然而,他们只进行了切骨深度固定为 1.2 mm 的骨铣削实验。

在过去几年的工作中,Dai 等^[18-23]试图使机器人手术系统成为更好的手术执行者。当刀具接触骨骼的表面时,骨面会出现变形^[18]。这种变形最大可达几毫米,而切骨深度一般只有 0.5~1.5 mm。因此,寻找实时信号来监测切骨状态,甚至直接估算切骨深度是非常重要的和必要的。进一步,还可以通过实时切骨状态信息来决策和优化手术时机器人的切骨动作。Dai 等^[19]开发了一种基于激光位移传感器的骨振动信号非接触测量系统,利用振动的小波能量对切割区域进行识别。上述方法结合特定人体结构知识来提供术中导航。然而,激光信号易被手术中其他器械所遮挡。因此,Dai 等^[20]换用加速度计对刀具振动信号进行采样。考虑到铣削声信号和振动信号是同源的,他们将这两种信号结合起来进行切骨状态监测,成功地识别了四种不同的切骨状态,以及刀具被肌肉包裹时的缠结状态^[21-22]。铣削声信号和振动信号由一系列谐波信号组成。夏光明等^[23]发现,在特定的切割深度范围内,谐波振幅与切骨深度之间存在近似的线性关系,可以使用特定谐波的振幅在一定切骨范围内估计切骨深度。因此,他们基于上述信号特性设计了切骨深度控制器来优化机器人的运动参数,以获得更准确的切骨深度。

与 Dai、Xia 等之前的工作不同,本文的目的是建立脊椎椎板的铣削温度的预测模型,以帮助机器人手术系统的术前决策。骨铣削区域的骨细胞持续一段时间暴露在高于阈值温度的环境下会导致骨细胞坏死。本研究通过模型给出铣削参数(自变量)和铣削温度(因变量)之间的关系,并可基于骨密度和温度约束进一步得到最优化的铣削参数(切骨深度和铣削进给速度)。即寻找时间最短下的最大切骨深度或者寻找固定切骨深度下的最快铣削进给速度。具体来说,当切削刀具位于不同密度的椎板区域时,机器人手术系统可根据模型在切骨前计划出一组最佳的切骨深度和铣削进给速度,来减少机器人椎板铣削过程中温度变化可能对骨组织造成的潜在损伤。

1 骨铣削过程分析和实验设计

本文以脊柱部位的逐层骨铣削过程为例进行分析与建模,如图1所示。图1(a)从骨科医生的手术视角展示了椎板切除术的逐层骨铣削过程。医生以顺铣方式在一定切骨深度下逐层进给球形铣刀来磨薄椎板(椎弓板)。为便于建立和分析脊柱逐层骨铣削的动力学模型,进一步在图1(b)中给出了图1(a)的A-A方向的解剖视角下的手术示意图。手术区域为棘突两侧的椎板,椎体下方附着有肌肉等软组织。

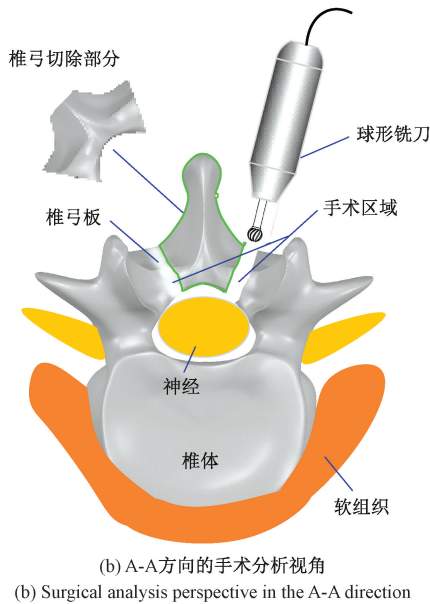
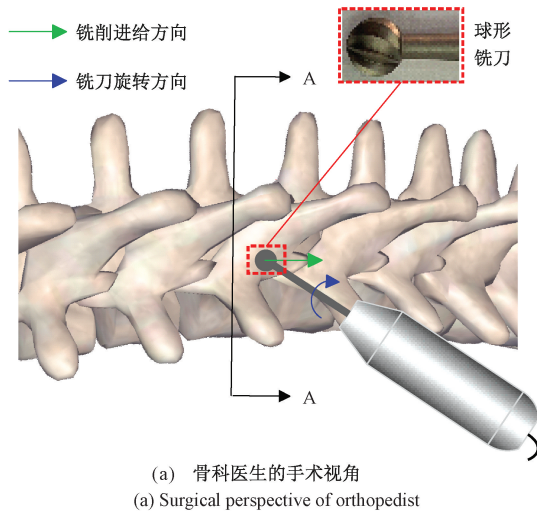


图1 脊柱的逐层骨铣削过程

Fig. 1 The spine's layer-by-layer bone milling process

文献[23]中对脊柱的铣削建模方法进行了详细讨论,球形铣刀和整个椎体在切骨深度方向和铣削进给方

向上均被等效为质量-阻尼-弹簧结构。用于描述球形铣刀的铣削状态的参数主要包括切骨深度 d_c 、铣刀旋转频率 f 和铣削每齿进给量 f_t ,其中 f_t 的定义为:

$$f_t = \frac{f \times N}{v} \quad (1)$$

式中: N 为的铣刀齿数; v 为铣削进给速度^[24]。

根据前面的分析,本文建立的脊柱逐层骨铣削的动力学模型如图2所示。

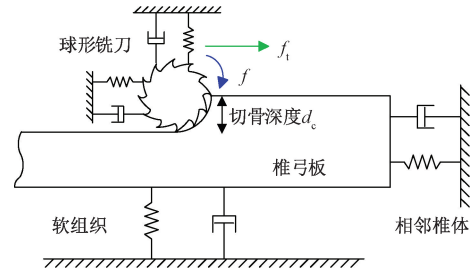


图2 脊柱的逐层骨铣削的动力学模型

Fig. 2 Dynamic model of the spine's layer-by-layer bone milling process

球形铣刀在铣削进给方向的铣削力公式为:

$$F = F_0 + \sum_{n=1}^L F_n = F_0 + \sum_{n=1}^L K_n d_c f_t \sin(2\pi n f t + \theta_n) \quad (2)$$

其中, F_0 为刀具沿进给方向上的恒力; d_c 为切骨深度; f 为铣刀旋转频率; f_t 为每齿进给量; F_n 、 K_n 和 θ_n 分别为铣刀旋转刀具对骨的第 n 次的周期性谐波力、系数和初始相位角。 K_n 值的标定与刀刃锋利程度和骨密度 ρ 等直接相关。铣刀对椎弓板的逐层铣削过程中,主要是铣削进给方向的铣削力通过做功和热传递,影响了铣刀温度和铣削区域的骨面温度。然而,实际手术所要考虑的参数及其边界条件不明确,在机理分析的基础上难以直接建立能准确描述铣削温度的数学模型。尽管如此,通过对脊柱逐层骨铣削过程的机理分析,仍然可知影响铣削温度的主要因素为切骨深度 d_c 、铣削进给速度 v 、骨密度 ρ 、刀具旋转频率 f 和铣刀特性(齿数 N 和刀具系数 K_n)。

事实上,医生在手术时会直接设置刀具旋转频率 f 为固定值且所用手术铣刀的规格 N 和 K_n 相对固定。因此,接下来将选用医用铣刀并设置固定旋转频率,在不同切骨深度 d_c 和铣削进给速度 v 下,对不同密度 ρ 的骨进行铣削实验,采集温度数据并进行数学建模。

铣削过程中的铣削力和产生的热量取决于铣刀特性、目标骨的材料特性和铣削参数。在第2节中将根据骨外科实际情况选取铣刀及其主轴旋转频率,并采用不同密度人工松质骨材料进行实验。因此,在本节中,主要是设计铣削参数的全因子分析的切骨实验,用于建立骨

铣削温度模型。该模型将作为切骨深度 d_c 、铣削进给速度 v_c 和骨密度 ρ 的函数,来估计切骨过程中的铣刀温度 T_c 和骨面温度 T_b 。图 3 给出了切骨实验示意图,并且在接下来的逐层切骨实验中,铣刀和其他铣削参数保持不变:4 mm-10 刀刃-无导屑槽-球形铣刀;手术动力工具的转速为 30 000 r/min;铣削倾角为 45°;顺铣(常规铣削方式)。

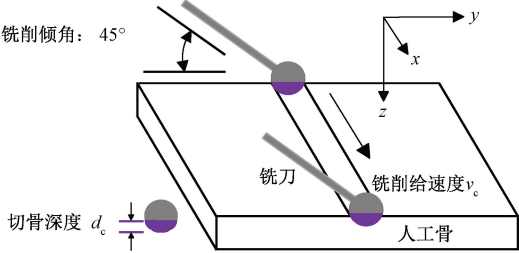


图 3 切骨实验示意图

Fig. 3 Schematic diagram of bone cutting experiments

采用全因子实验设计方法构建切骨实验,为骨铣削温度模型的建立收集必要的的数据。以脊柱外科为例,所选医用球形铣刀的切骨深度 d_c 的典型范围约为 0.5~1.5 mm,进给速度的典型范围为 0.5~2.5 mm/s。考虑切骨深度 d_c 和铣削进给速度 v 的典型范围,合理组合为全因子检验矩阵,如表 1 所示。值得注意的是,切骨深度为设置值,实际切骨时可能存在的微小偏差(基于第二节实验装置,偏差略小于 0.1 mm)。尽管偏差较小,仍需在每一次实验完成后使用激光传感器测量实际切骨深度,并将实测深度作为该组数据用于拟合骨铣削温度模型时的自变量。

表 1 不同铣削参数的全因子检验矩阵
Table 1 Full factor test matrix of different milling parameters

切骨深度 /mm	切骨进给速度/(mm/s)				
	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5
0.50	EXP. 01	EXP. 06	EXP. 11	EXP. 16	EXP. 21
0.75	EXP. 02	EXP. 07	EXP. 12	EXP. 17	EXP. 22
1.00	EXP. 03	EXP. 08	EXP. 13	EXP. 18	EXP. 23
1.25	EXP. 04	EXP. 09	EXP. 14	EXP. 19	EXP. 24
1.50	EXP. 05	EXP. 10	EXP. 15	EXP. 20	EXP. 25

检验矩阵中的每组铣削参数下的切骨实验重复 1 次,以确保测量的重复性。在四种松质骨代替材料上均进行一组不同铣削参数的不同铣削参数的切骨实验,如表 2 所示。此外,在铣削参数值范围内(未在表 1 和 2 的全因子检验矩阵中显示)进行额外的 10 组不同切骨深度和进给速度的实验,以便为基于数据所建立的松质骨铣

削温度模型提供测试数据集。综上,本文最后一共获得了有效实验为 110 组,在不同切骨深度 d_c 、铣削进给速度 v_c 和骨密度 ρ 下的采集切骨的铣刀温度 T_c 和骨面温度 T_b 。

表 2 不同骨密度的全因子检验矩阵

Table 2 Full factor test matrix for different bone densities

骨密度 ρ /PCF	实验序号
20	EXP. 01 – EXP. 25
30	EXP. 26 – EXP. 50
40	EXP. 51 – EXP. 75
50	EXP. 76 – EXP. 100

2 实验材料和装置

部分研究人员在骨加工实验中使用了猪骨和牛骨来制备实验材料,因为猪、牛等动物骨骼与人类骨骼在组成成分和机械特性上具有较高相似度。然而,动物骨骼由于其类别、健康状况和年龄的不同,即使是相同部位的骨骼,差异性仍较大,不利于切骨实验的变量控制、结果分析和复现。考虑到一些研究人员推荐标准人工骨块用于骨加工实验验证,本研究采用标准的人工松质骨材料进行切骨实验。骨块来自美国 SAWBONES®公司,其组成成分为固体硬质聚氨酯泡沫(solid rigid polyurethane foam, SRPF),具有较好的材料均匀性和一致性。SRPF 材料已获得美国材料与试验协会(American society for testing and materials, ASTM)的批准,用作人类松质骨(由小梁结构组成的骨)的替代实验材料^[17]。值得注意的是,人类松质骨的密度范围为 300~975 kg/m³。因此,本研究中选择了 4 种松质骨块,密度分别为 20、30、40、和 50 PCF (Pounds per Cubic Foot, 1 PCF=16 kg/m³),长度和宽度均分别为 180 mm 和 130 mm。另外,铣刀特性(铣刀的材料和几何形状)也是影响铣削力和产生热量的重要因素之一。在本研究中,使用了一种临床常用的球形铣刀(也叫打磨球),如图 4 所示。铣刀来自德国蛇牌(AESCULAP),型号 GE507R,直径 4 mm,具有 11 个刀刃,无导屑槽,常用于膝关节置换、脊柱、耳科和颅骨手术等的骨铣削。铣削动力装置(Minimo,日本)用于驱动铣刀旋转,并根据骨科医生的建议,将铣刀主轴转速被设置为 30 000 r/min(即铣刀的标称旋转频率为 500 Hz)。

图 5 展示了用于骨铣削的实验装置。为了进行实验,使用了一个 3 自由度直角正交结构的机械臂(X、Y 和 Z 轴)来保证铣刀的空间运动和姿态解耦。机械臂末端安装了 2 自由度的机械手腕(A 轴和 B 轴),用于调整铣刀与骨面的铣削倾角。整个铣削实验装置具有高位置重



图4 用于切骨实验的4 mm医用球形铣刀

Fig. 4 The 4 mm medical ball-end cutter for bone cutting experiments

复精度(0.01 mm),并在A轴手腕的末端安装有铣削单元。虎钳固定目标骨块于经水平仪校正的实验台上。在每次实验运行中,机器人将控制铣刀以固定的铣削倾角(相对于骨块表面)、切骨深度和线速度沿直线路径移动。

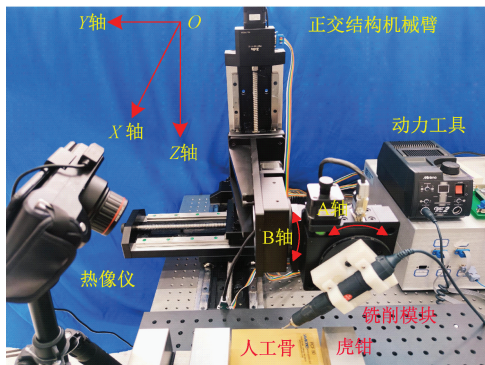


图5 用于切骨实验的铣削装置

Fig. 5 Milling device for bone cutting experiment

在本文实验中,机器人X轴的线速度控制铣削进给速度,Z轴的位置(相对于骨块表面)决定切骨深度,A轴手腕的旋转角度即为铣削倾角。为了测量铣削温度,使用热成像仪(Frotrich-228)通过视频全程记录。热成像仪的相机镜头和人工骨骨面之间的距离为 350 ± 20 mm。

3 铣削温度测量

热成像仪在测量人工骨块的表面温度时,需要正确设置相应实验骨块的发射率,才能精准测量其表面温度。材料的发射率定义为,相同温度下,材料表面所辐射热量与黑体表面所辐射热量的比值。其中,黑体为一种理想化材料,可辐射出其全部热量,黑体发射率为1.0。不同材料的发射率不仅与材质,几何形状,表面粗糙度等相关,还和热像仪拍摄角度相关。具体来说,将热成像仪的发射率设置增加0.01会使测量温度减小 $0.1\sim 0.5^{\circ}\text{C}$,且被测材料的温度越高,温度测量误差越大。因此,需要对表2中的4种人工骨块在图5所示的实验环境下进行标

定。标定方法如下:室温下,将已知发射率为0.97的黑色胶带(Super++,3M,美国)贴于骨块表面,位置随机,并假定室温下胶带和骨块的温度相同。将热相仪的发射率设置为0.97来测量出室温下黑色胶带的温度,然后不断修改发射率直至热像仪显示室温下的骨块温度等于之前记录的黑色胶带温度,记录修改后的发射率为骨块的一次发射率标定值。重复上述测量30次,取平均值作为最后的标定结果。表3给出了4种骨块的发射率的平均值和标准差。图6给出了20 PCF的骨材料的标定结果。除材料发射率外,环境温度反射对测温结果影响也至关重要。因此,热像仪还需要正确设置环境反射温度。考虑到实验环境下无其他热源且骨块具有较高发射率,切骨时将热像仪的反射温度设置为环境温度即可。

表3 不同人工骨块的发射率的平均值和标准差

Table 3 Mean and standard deviation of the emissivity of different artificial bone blocks

骨块密度	20 PCF	30 PCF	40 PCF	50 PCF
发射率平均值	0.979 8	0.979 4	0.981 2	0.982 2
发射率标准差	0.004 5	0.005 1	0.004 8	0.004 3

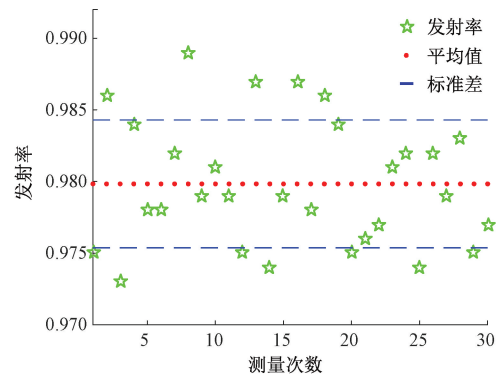


图6 20 PCF 骨块的发射率标定结果

Fig. 6 Emissivity calibration results of 20 PCF bone

4 基于数据的神经网络建模

如图7所示,误差反向传播(back propagation, BP)的人工神经网络(artificial neural network, ANN)被用于学习切骨参数(骨密度 ρ ,切骨深度 d_c ,和切骨进给率 v_c)和相应铣削温度(铣刀温度 T_c 和骨面温度 T_b)之间的关系。

只要有足够多的隐含层及其节点,BP神经网络可全局逼近任意非线性映射关系,同时具有较强的泛化能力。本文所用的人工神经网络包括输入层,一个隐含层和输出层,其输出层的节点数 i 为3,隐藏层的节点数 j 为25,输出层的节点数 k 为2。输入层和输出层的节点数分别

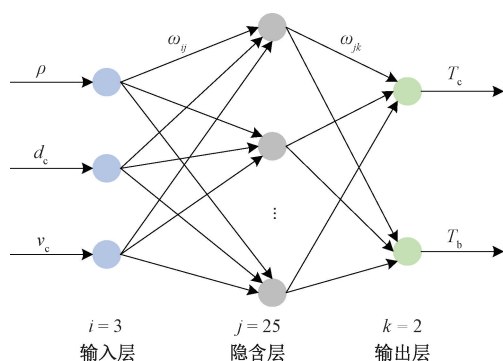


图7 估计铣削温度的人工神经网络

Fig. 7 ANN for milling temperature estimation

由输入和输出变量数决定,隐藏层的节点数根据试验结果和经验确定。隐藏层中的每个节点接收来自所有输入节点的加权和,并通过 Sigmoid 激活函数将其传递给输出节点。

训练良好的神经网络应具有较强的泛化能力,即网络应该能够估计训练数据中没有的输出。因此,本文基于第二节的切骨实验构建了3输入2输出的标准样本,并按照14:3:3划分训练集、验证集和测试集后进行网络模型的训练、验证和测试。训练时,连接权值 w_{ij} 和 w_{jk} 的初始值在 $[-1,1]$ 之间随机取值,学习速率取0.50,动量因子取0.05,网络训练的最终指标为均方误差(mean squared error, MSE)。

5 实验与结果

在表1和表2所示的每个切骨实验中,测量铣刀和骨铣削区域的温度值,以获得建立松质骨铣削温度模型所需的数据集。如图5所示,热成像仪固定在骨块的铣削区域的上方,通过实时视频记录铣削路径上每个点的温度,包括铣刀的温度。图8给出了在1.0 mm/s铣削进给速度和0.5 mm切骨深度下的铣削过程中,在第60 s时的热成像视频中的一张截图,来展示提取刀具温度和骨表面温度的方法。放置一个可移动的温度测量点记录视频中的最高温度作为铣刀测温点,在铣削路径上设置10个固定的温度测量点(Sp1~Sp10)作为骨面测温点来记录骨块的表面温度,得到一组时间和温度的数据,如图9所示。计算铣刀进给过程中的温度平均值作为铣刀温度 T_c ,计算10个骨面测温点的最高温度的平均值作为骨面温度 T_b 。

图10给出了50 PCF的松质骨材料在不同切骨深度和铣刀进给速度下的铣刀温度 T_c 。实验结果表明,在典型切骨范围内加深铣削深度(0.5 mm加深至1.5 mm),会相应地升高切骨过程中的铣刀温度。然而,典型速度

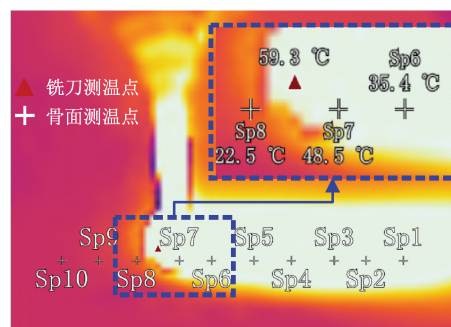


图8 铣刀和骨面测温点

Fig. 8 Temperature measurement points of milling cutter and bone surface

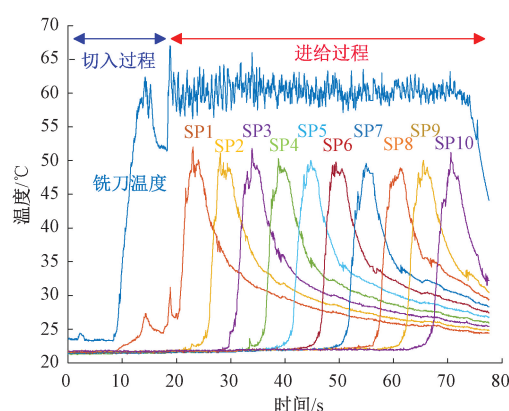


图9 铣刀和骨面测温点的温度分布

Fig. 9 Temperature distribution of temperature measurement points of milling cutter and bone surface

范围内加快铣削进给速度(0.5 mm/s加速至2.5 mm/s)对升高铣刀温度影响较小。20、30、40 PCF松质骨材料的刀具温度与50 PCF松质骨材料刀具温度的变化趋势相似。

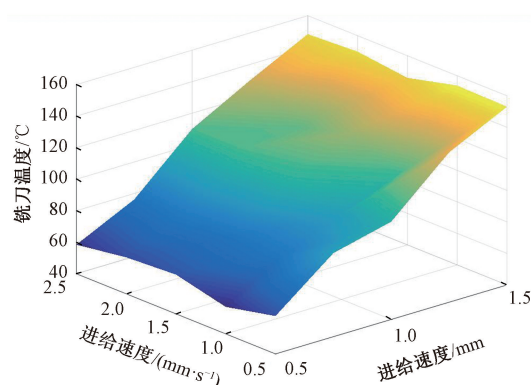


图10 铣削参数对铣刀温度的影响

Fig. 10 Influence of milling parameters on the cutter temperature

在本文实验条件下,典型切骨深度范围内加深深度(0.5 mm 加深至 1.5 mm),每加深 0.25 mm,铣刀温度相应地升高 15℃ 到 40℃。图 11 为铣削进给速度为 1 mm/s,骨密度为 50 PCF 时,切骨深度对刀具温度的影响。值得注意的是,当切骨深度从 1.25 mm 加深到 1.5 mm 时,铣刀的升温最高,约为 40℃,而当绝对切骨深度低于 1.25 mm 时,铣刀的升温只有 15~20℃。铣刀作为热源,相同趋势下直接影响骨面温度。

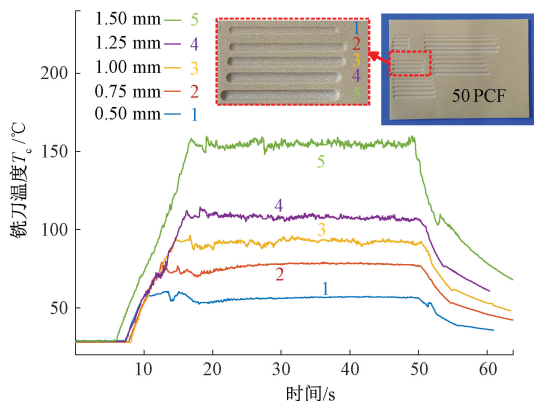


图 11 铣削深度对铣刀温度的影响

Fig. 11 Influence of cutting depth on the cutter temperature

图 12 给出了 50 PCF 的松质骨材料在不同切骨深度和铣刀进给速度下的骨面温度。铣削深度对骨面温度和铣刀温度的影响趋势一致。典型速度范围内加快铣削进给速度(0.5 mm/s 加速至 2.5 mm/s)有助于降低骨面温度。20、30、40 PCF 松质骨材料下骨表面温度与 50 PCF 松质骨材料下骨表面温度的变化趋势相似。

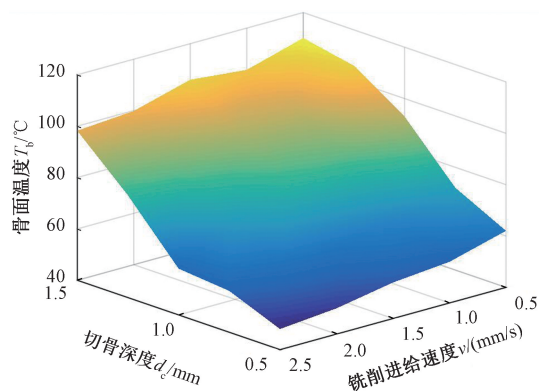


图 12 铣削参数对骨面温度的影响

Fig. 12 Influence of milling parameters on bone surface temperature

铣刀进给速度对骨面温度的影响被认为是非线性的,因为提高铣刀进给速度将升高铣刀温度,但会减少铣刀温度传递到骨面的时间。图 13 和 14 分别展示了切骨深度为 1 mm,骨密度为 50 PCF 时,铣刀进给速度对铣刀

温度和骨面温度的影响。在本文实验条件下,典型速度范围内加快铣削进给速度(0.5 mm/s 加速至 2.5 mm/s)不会显著升高铣刀温度,但是能显著降低骨面温度。这是因为铣刀温度作为骨面温度的热源,其温度没有显著上升,而提高铣削进给速度却显著缩短了热传递的时间。事实上,考虑到人体骨骼结构、机器人导航精度和手术安全性等,铣削进给速度只能在安全限度内设置,并且不会始终保持较大固定值。

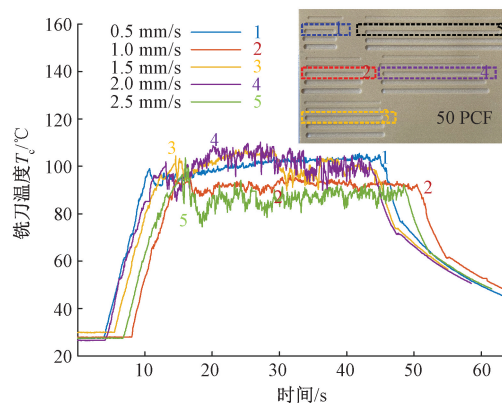


图 13 铣削进给速度对铣刀温度的影响

Fig. 13 Influence of milling feed speed on the cutter temperature

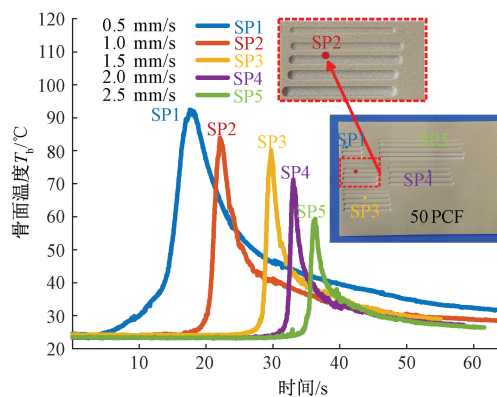


图 14 铣削进给速度对骨面温度的影响

Fig. 14 Influence of milling feed speed on the bone surface temperature

图 15 给出了不同松质骨材料在相同切骨深度(1 mm)和铣刀进给速度(1 mm/s)下的铣刀温度。和切骨深度相似,松质骨密度的增加也会相应地升高切骨过程中的铣刀温度。在本文实验条件下,典型人体松质骨密度范围内,增加骨密度(20 PCF 增加至 50 PCF),每加深 10 PCF 铣刀温度相应升高 5~20℃。因此,无论是医生人工切骨还是机器人辅助切骨,都应该根据术前 CT 扫描确定手术区域的骨密度,来合理规划一组安全的切骨深度和铣削进给速度。然后,再根据手术区域当前的最

大可实现铣削进给速度和手术期望切骨深度,获得合适的切骨参数。考虑切骨温度的决策过程可使得切骨操作的安全性更高。

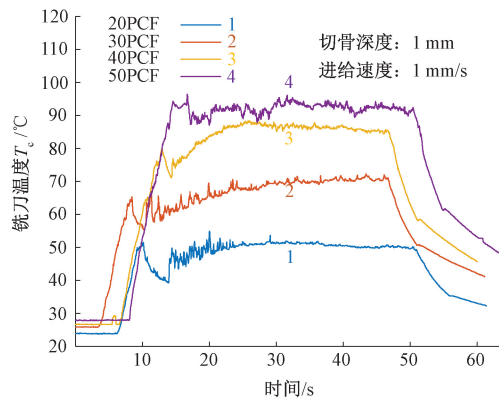


图 15 骨密度对刀具温度的影响

Fig. 15 Influence of bone density on the cutter temperature

为了获得最优化的切骨参数,需要建立铣刀温度和骨面温度与骨密度和铣削参数之间的函数关系。考虑到温度与铣削参数之间的建模为非线性的复杂建模问题,本研究根据在四种骨密度骨块下的切骨实验得到的类似图 10 和 12 中的所有温度数据,按照第 4 节方法训练神经网络模型来估计铣刀温度和骨面温度的平均值,训练过程中的均方误差曲线如图 16 所示。训练结果表明,在 19 次迭代训练时的表现为非过拟合的最佳,此时验证集的最优拟合均方误差为 110.3。

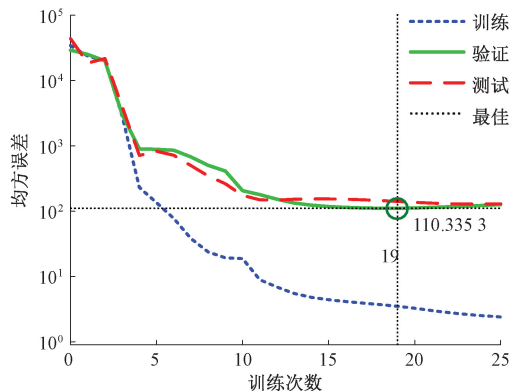


图 16 训练过程中的均方误差曲线

Fig. 16 Mean square error curve during the training process

图 17(a)、(b)、(c) 和 (d) 分别显示了基于训练、验证、测试和全部数据集的神经网络模型的回归分析。拟合优度 R 接近 1 表明数据拟合的线性度较高。回归分析结果表明,基于模型估算两种温度与相应的实验测量数据的吻合度较好。如果医生想知道其他结构的磨骨温度,可以使用我们的方法做更多相关实验来建立模型。需要注意的是,骨材料的初始温度是环境温度(约

20℃),而人体的核心温度是 37℃,且本文的铣削温度为未添加冷却水前的温度。因此,进一步需要详细研究冷却水使用前后的温差,并在今后的工作中考虑人体与环境温度的差异,从而可根据铣削参数估计水冷却后骨表面的铣削温度。当骨细胞的温度高于 50℃ 时,可能发生坏死。因此,应以 50℃ 为参考温度,合理选择不同密度骨骼的铣削参数。

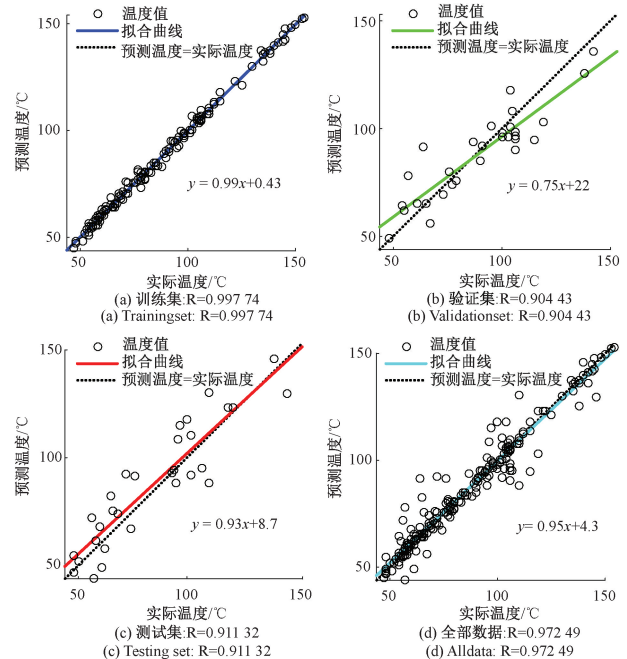


图 17 神经网络模型的回归分析

Fig. 17 Regression analysis of the ANN model

铣削温度的预测模型主要包括经验模型、机理模型、有限元模型和神经网络模型等。经验模型一般是建立温度和铣削参数之间的指数模型,基于实验结果和最小二乘法等参数辨识方法标定模型的指数参数;机理模型一般是将刀具离散为微元来分析铣削力,基于铣削实验结果对模型的剪切力系数和犁切力系数进行标定。上述两种模型结构本身可能存在一定偏差,从而降低模型准确性。有限元模型依赖数值模拟,计算量大导致实时性较差,在模拟过程中需要较长的时间,限制了其中实时调整和优化控制器的能力。神经网络模型较好的拟合非线性模型的能力,基于实验数据建立模型的拟合精度通常高于上述前两种模型结构已知参数未定类型的模型。经验模型、机理模型以及神经网络模型都需结合铣削实验的实际温度数据对模型的参数进行标定,因此实验的切骨参数设置和温度数据的准确测量非常重要。Andrew 等基于热电偶采集猪骨骨钻孔温度;Shin 等采用热成像仪测量了牛股骨磨削时骨面温度,并用移动平面热源解外推了最高温度。热电偶需要接触式测温且测量频率

低,因此,本文使用热成像仪采集刀具温度和骨面温度。Shin 等的实验结果表明,进给量越大,切削深度越小,骨面最高温度越低。Sugita 等也使用类似的方法建立了解析模型并进行了参数标定。上述研究均只在动物骨上进行了实验,而动物骨骼之间的力学性质具有较大差异,因此所得结论的可靠性尚不能完全保证。考虑上述原因,Abdullah 等采用人工骨材料和神经网络进行实验和建模,但他们只在一种骨密度和 1.2 mm 的固定切骨深度下进行了实验,所建模型不能适应骨密度和切骨深度的变化。本文使用机器人和骨外科球形铣刀,在对应脊柱椎板密度范围内的不同密度的人工松质骨材料上,按照设定的切骨深度和进给速度逐层切骨,使用热成像仪收集建立和验证模型所需的温度数据,并且在实验前对不同密度的骨材料的实验环境下的发射率进行了标定,来保证温度测量准确性。上述实验方式使得切骨深度和铣削进给速度等被严格执行,温度测量更准确,进而保证了基于温度数据训练神经网络模型的可靠性。综上,本文方法从实验设计、温度采集、模型准确性、应用场景和计算量上相比已有方案更有优势。

6 结 论

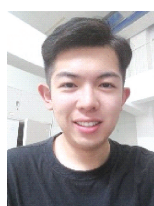
经验丰富的外科医生能够根据手术目标骨区域的不同选择安全的铣削参数。本文的灵感来自医生的经验决策过程,在多种密度的松质骨材料上,通过机器人进行了一系列不同铣削参数的切骨实验。使用热成像仪获得切骨过程中的铣刀温度和骨面温度数据,来重点分析切骨深度、进给速度和骨密度对脊柱椎板铣削温度的影响,并基于实验数据和神经网络模型建立了椎板松质骨的铣削温度预测模型。所提方法可被应用于医生人工切骨或机器人辅助切骨的决策过程。未来将进一步研究如何结合手术区域骨密度和骨表面曲线在术前优化出最高效安全的切骨深度和进给速度。

参考文献

- [1] HUANG J, LI Y, HUANG L. Spine surgical robotics: Review of the current application and disadvantages for future perspectives [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2020, 14(1): 11-16.
- [2] LEFRANC M, PELTIER J. Evaluation of the ROSA™ spine robot for minimally invasive surgical procedures[J]. Expert Review of Medical Devices, 2016, 13(10): 899-906
- [3] PELL D J, SOSHI M. Analysis and optimization of bone machining for robotic orthopedic surgeries [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2018, 14(4): e1910.
- [4] WANG T M, LUAN SH, HU L, et al. Force-based control of a compact spinal milling robot [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2010, 6(2): 178-185.
- [5] 姚斌,张建勋,代煜,等. 用于微创外科手术机器人的多维力传感器解耦方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 147-153.
- YAO B, ZHANG J X, DAI Y, et al. Research on decoupling method of multi-dimensional force sensor used in minimally invasive surgical robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 147-153.
- [6] SUN Y, JIANG Z, QI X, et al. Robot-assisted decompressive laminectomy planning based on 3D medical image [J]. IEEE Access, 2018, 6: 22557-22569.
- [7] 夏光明,代煜,张建勋,等. 一种基于声信号的手术机器人骨切削深度控制方法[J]. 机器人, 2021: 43(1): 100-111.
- XIA G M, DAI Y, ZHANG J X, et al. A method of bone cutting depth control for surgical robot based on acoustic signals [J]. Robot, 2021: 43(1): 100-111.
- [8] TORUN Y, OZTURK A. A new breakthrough detection method for bone drilling in robotic orthopedic surgery with closed-loop control approach [J]. Annals of Biomedical Engineering, 2020, 48(4): 1218-1229.
- [9] SIEBOLD M A, DILLON N P, FICHERA L, et al. Safety margins in robotic bone milling: From registration uncertainty to statistically safe surgeries [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2017;13(3): e1773.
- [10] DENG ZH, JIN H Y, HU Y, et al. Fuzzy force control and state detection in vertebral lamina milling [J]. Mechatronics, 2016, 35(1): 1-10.
- [11] CHEN Q S, DAI L, LIU Y, et al. A cortical bone milling force model based on orthogonal cutting distribution method [J]. Advances in Manufacturing, 2020, 8(2): 204-215.
- [12] JIANG Z, QI X, SUN Y, et al. Cutting depth monitoring based on milling force for robot-assisted laminectomy[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(1): 2-14.
- [13] ABDULLAH K I, LIM C P, NAJDOVSKI Z, et al. A model-based bone milling state identification method via force sensing for a robotic surgical system [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2019, 15(3): e1989.
- [14] ANDREW C P, BRUCE L T, BARRY B, et al. Heat

- accumulation during sequential cortical bone drilling[J]. Journal of Orthopaedic Research, 2015, 34 (3): 463-470.
- [15] SHIN H C, YOON Y S. Bone temperature estimation during orthopaedic round bur milling operations [J]. Journal of Biomechanics, 2006, 39(1):33-39.
- [16] SUGITA N, OSA T, MITSUISHI M. Analysis and estimation of cutting-temperature distribution during end milling in relation to orthopedic surgery [J]. Medical Engineering & Physics, 2009, 31(1):101-107.
- [17] ABDULLAH K I, ABDI H, LIM C P, et al. Force and temperature modelling of bone milling using artificial neural networks[J]. Measurement, 2018, 116:25-37.
- [18] DAI Y, ZHANG J X, XUE Y. Use of wavelet energy for spinal cord vibration analysis during spinal surgery[J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery. 2013; 9: 433-440.
- [19] DAI Y, XUE Y, ZHANG J X. Noncontact vibration measurement based thoracic spine condition monitoring during pedicle drilling[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(5):1532-1540.
- [20] DAI Y, XUE Y, ZHANG J X. Milling state identification based on vibration sense of a robotic surgical system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(10):6184-6193.
- [21] DAI Y, XUE Y, ZHANG J X. Bio-inspired integration of auditory and haptic perception in bone milling surgery[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018;614-623.
- [22] DAI Y, XUE Y, ZHANG J X. Human-inspired haptic perception and control in robot-assisted milling surgery [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2020, DOI: 10.1109/TOH.2020.3029043.
- [23] 夏光明, 代煜, 张建勋. 基于声信号的骨科机器人椎板铣削深度控制[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 108-118.
- XIA G M, DAI Y, ZHANG J X. Milling depth control of lamina for orthopedic robot based on acoustic signals [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 108-118.
- [24] 王庆霞, 胡晓伟, 庞静珠, 等. 基于切削力实时测量的弱刚性件加工变形控制[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 223-232.
- WANG Q X, HU X W, PANG J ZH, et al. Deformation control in weak rigidity workpiece milling based on realtime cutting force measuring [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 223-232.

作者简介



夏光明, 2019 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 现为南开大学博士研究生, 主要研究方向为骨科机器人的轨迹规划、智能感知和精密运动控制。

E-mail: xianguangming@mail.nankai.edu.cn

Xia Guangming received his B.Sc. degree from Harbin Engineering University in 2019. He is currently a Ph.D. candidate at Nankai University. His main research interests are Orthopedic robot's trajectory planning, intelligent perception and precise motion control.



代煜(通信作者), 分别在 2002 年、2004 年和 2009 年于哈尔滨工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为南开大学教授, 主要研究方向为面向手术机器人的智能感知技术。

E-mail: daiyu@nankai.edu.cn

Dai Yu (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc. and Ph.D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 2002, 2004 and 2009, respectively. He is currently a professor at Nankai University. His main research interest is intellisense technology for surgical robot.