

文章编号: 1004-7220(2024)04-0657-06

基于有限元数据集建立髌臼周围截骨术的骨刀变形预测模型

李玉梅, 韩阳, 卢鼎

(北京信息科技大学 高动态导航技术北京市重点实验室; 现代测控技术教育部重点实验室, 北京 100192)

摘要:目的 建立一种用于髌臼周围截骨(periacetabular osteotomy, PAO)手术的骨刀变形预测模型,快速且精准地预测骨刀变形。方法 建立包含皮质骨和松质骨的骨盆-骨刀有限元数值模型,分析节点应变与形变之间的相关性,并优选综合相关性最强的5个节点的应变作为输入,选择刀刃部分节点的位移增量作为输出。通过数据集训练模型后,采用基于有限元数据集的深度学习神经网络回归模型,建立骨刀应变-形变预测模型。在模型预测完成后,利用双目视觉定位系统确定截骨手术过程中骨刀的空间精确位置,以此对骨刀进行术中跟踪。结果 预测模型的 R^2 为0.987 81,骨刀离散成节点后的平均变形误差为0.07 mm。该预测模型能够快速且精确地获取骨刀变形,在降低PAO手术事故方面显示出巨大的潜力。结论 建立的骨刀变形预测模型可通过骨刀的应变信息快速预测骨刀的变形,从而避免伤及组织周围神经和血管等组织,降低PAO术中难度和风险,并为临床应用提供理论支撑。

关键词: 截骨术; 骨刀; 变形预测; 神经网络; 有限元分析

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2024.04.013

Predictive Modeling of Bone Knife Deformation in Periacetabular Osteotomy Based on Finite Element Dataset

LI Yumei, HAN Yang, LU Ding

(Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology; Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: **Objective** To establish a bone knife deformation prediction model for periacetabular osteotomy and quickly and accurately predict bone knife deformation. **Methods** A finite element numerical model of a pelvic bone knife containing both cortical and cancellous bones was established, and the correlation between nodal strain and deformation was analyzed. The strains of 5 nodes with the strongest integrated correlation were selected as the inputs, and the displacement increments of the nodes on the blade part were established as the outputs. After training the model with the dataset, a deep learning neural network regression model based on the finite element dataset was used to establish a prediction model for the strain deformation of the bone knife. After the model prediction was completed, a binocular visual localization system was used to determine the spatially accurate position of the bone knife during the osteotomy procedure as a means of intraoperative tracking of the bone knife. **Results** The R^2 value of the prediction model was 0.987 81 and the average deformation error after

收稿日期: 2023-12-31; 修回日期: 2024-02-05

通信作者: 李玉梅, 副研究员, E-mail: liyumei3680238@163.com

discretizing the bone knife into nodes was 0.07 mm. The prediction model quickly and accurately acquired bone knife deformation and showed great potential for reducing PAO surgical accidents. **Conclusions** The bone knife deformation prediction model developed in this study rapidly predicted bone knife deformation from strain information. Thus, it can avoid injuring tissues, such as nerves and blood vessels around the tissue, reduce the difficulty and risk of periacetabular osteotomy, and provide theoretical support for clinical application.

Key words: osteotomy; bone knife; deformation prediction; neural network; finite element analysis

发育性髋关节发育不良 (developmental dysplasia of the hip, DDH) 是一种常见的儿童髋关节疾病,会引起患者双下肢不等长、跛行、脊柱前凸或侧弯等严重并发症,对患者生活质量和髋关节功能有很大影响^[1-2]。其中,髋臼周围截骨 (periacetabular osteotomy, PAO) 是治疗 DDH 最为有效的方法^[3]。PAO 通过截骨移位增加股骨头和髋臼的接触面积,从而矫正肢体畸形,有效治愈 DDH。但 PAO 术中截骨区域大,截骨部位不易显露,且骨盆密度大,术中的截骨骨刀极易发生形变,难以在术中及时发现。在此过程中极易损伤周围神经、血管等组织,从而引发严重的后果。该手术对主刀医生的经验和手术技巧有极高的要求,只有极少数医生能熟练开展此类截骨术,大大加重了医疗系统的压力^[4]。因此,对骨刀变形有效地进行监测并及时调整至关重要。

现有方法以术中 X 线及术前模拟为主。一方面,外科医生通常使用 X 线扫描确定骨刀的变形情况及位置,但多次 X 线检查对医生和患者都有辐射风险,且术中伪影会给医生造成误判^[5-7]。另一方面,有限元仿真可以有效模拟骨刀受力变形,并得到骨刀的各种变形状态。例如,利用有限元模拟术中截骨状态,可有效确定骨刀变形^[8-9]。然而,有限元分析需要大量数据,同时需要权衡精度与计算速度。Zhang 等^[10]提出使用应变来预测焊接变形,该方法能够有效预测变形,但预测的快速以及准确性也是一个很大挑战。Liang 等^[11]将 BP 神经网络方法与传统的线性回归模型进行比较,结果发现,BP 神经网络的预测准确率明显高于传统方法。同时,神经网络依靠庞大的数据集能够不断提高预测准确性。

本文基于有限元数据集训练了深度学习神经网络 (deep-learning neural network, DNN) 回归模型,建立应变-形变的预测模型,完成骨刀快速且准

确的变形预测。与传统方法相比,本文通过更易捕捉的应变预测骨刀变形,借助神经网络强大的拟合能力提升预测的准确性。该模型能够帮助医生及时了解骨刀术中变形情况,进一步缩短年轻医生的学习曲线,避免术中的各种风险。

1 模型建立与方法

1.1 骨刀及骨盆模型建立

精准的有限元模型能够更好模拟切割过程。本模型中,骨盆分为皮质骨和松质骨两部分。由于皮质骨和松质骨力学性能不同,在切割时的表现也不同。为了提高计算效率,在有限元分析过程中只选取骨盆被切割的一部分进行仿真^[12]。

1.2 应变信息来源

通过应变预测变形时,由于骨刀自身刚度问题及应变片本身尺寸,贴放超过 10 个应变片时,会导致实际操作困难;贴放少于 5 个应变片时,通过 5 个应变片得到较少的应变变量来预测较多的骨刀节点变形会使模型预测不准确。因此,本文假设存在几个最具代表性的节点,用于满足实际操作和计算精度的平衡。这些代表性节点的应变与形变相关性应比其他节点更高,且涉及多组不同工况,需要综合考虑相关性的大小。应用显示动力学分析模拟切割骨盆的过程,可以生成骨刀表面所有节点的应变及其对应的形变数据,将所有节点的应变与形变进行相关性分析(见图 1)。之后,通过改变每批模拟的边界条件,获得各个节点在不同工况下的相关性值。为了选择在不同工况下相关性都较大的节点,应用 TOPSIS 分析方法进行数据分析,并将分析结果得到的这些节点的应变作为模型的输入。

TOPSIS 是一种多属性决策分析方法,用于在多个对象中选择最佳对象。分析步骤首先需要计算出正负理想解距离,正理想解 A+ 是每个评价标准的最佳值,而负理想解 A- 是每个评价标准的最差值。

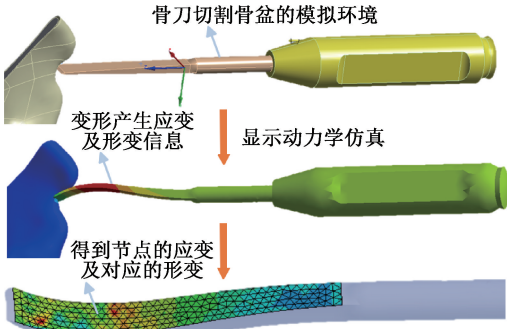


图1 切割骨盆仿真实验

Fig. 1 Simulation experiment of pelvis cutting

然后,使用欧几里得距离计算评价对象到正负理想解的距离^[13]。对于第 i 个评价对象,到正理想解的距离 D_i^+ 可以表示为:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x'_{ij} - x'_{A+j})^2} \quad (1)$$

到负理想解的距离 D_i^- 可以表示为:

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x'_{ij} - x'_{A-j})^2} \quad (2)$$

最终对于每个评价对象,计算它到正理想解的距离与到负理想解的距离之比,即 TOPSIS 值:

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (3)$$

根据每个评价对象的 TOPSIS 值从高到低进行排名,值越接近 1,代表该评价对象越优。通过 TOPSIS 分析能够得到最优节点,这些节点应变与形变的相关性更大,从而使得模型预测更加精准;同时也限制了应变的数量,用更少的数据进行预测。

1.3 建立深度学习神经网络回归模型及数据集

本文使用基于 BP 算法的 DNN 回归模型来预测骨刀的变形。该模型利用迭代过程来调整网络的权重和偏置,通过反向传播让网络逐渐学习输入和输出之间复杂的映射关系,从而根据新的应变输入预测变形(见图 2)。模型的输入来自经过数据分析后筛选的最优节点处的应变信息,输出是部分节点的位移增量,这些节点能够勾勒出骨刀整体的轮廓。计算模型输出与初始节点的坐标,可以得出骨刀变形后的节点三维坐标,应用线性插值将三维数据转化为点云,结合 Delaunay 三角剖分法,一种在

非重叠三角形网络中连接点的方法,将点云还原成实体模型。

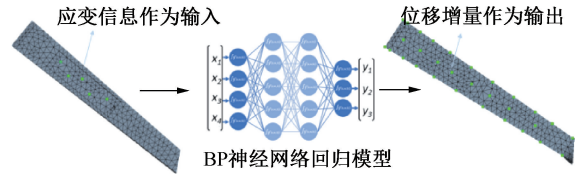


图2 回归模型架构示意图

Fig. 2 Schematic diagram for architecture of the regression model

基于 BP 的 DNN 网络结构如表 2 所示。本文对输入数据进行了归一化处理,将其均值调整为 0,方差调整为 1。权重和偏置初始化均采用 He 初始化,以解决梯度消失和爆炸问题。并采用 L_1 正则化来控制模型的复杂性并防止过度拟合。使用 Adam 自适应学习率优化器编译模型,将均方误差(mean square error, MSE)作为损失函数,使用 R^2 表征准确率。模型验证比率为 0.3,进行 1 300 次训练,批量大小为 50。随着网络多次训练迭代,模型逐渐具备了理解输入和输出之间复杂关系的能力,由此产生的模型可用于预测并得到变形^[14-15]。

表1 BP神经网络回归模型结构

Tab. 1 BP neural network regression model structure

层数	输出形状	单元数
输入层	15×1	0
隐藏层 1	32×1	512
隐藏层 2	64×1	2 112
隐藏层 3	128×1	8 320
隐藏层 4	256×1	34 572
隐藏层 5	512×1	137 728
输出层	120×1	61 560

模型的数据集来自有限元仿真,改变骨刀所受力大小的同时改变力的方向,模拟骨刀在多个方向及不同受力的边界条件下的变形来增加数据集。这种模拟准确地再现了骨刀在实际场景中的变形,为模型训练提供了更加真实的数据集。在 ANSYS 静力学中,将数据分析得到的 5 个节点 X 和 Z 方向的应变分量以及 XZ 平面的剪切应变分量,作为模型的输入。位于骨刀边缘和中轴线上的 40 个节点在 X、Y、Z 方向上产生的位移增量作为模型的输出,这些节点最能代表骨刀的整体形状。

2 结果

2.1 应变传感器位置布局优化

将骨盆生成的 1.5 mm 厚外壳作为皮质骨,其余为松质骨。骨刀变形量基于骨刀不发生断裂的前提下,其刀尖的变形范围在 5 cm 以内;当骨刀发生最大变形时,其内部应变片会伴随骨刀发生变形,从而进行预测,以帮助医生能够更好了解骨刀变形的极限,根据骨刀的材料,设定其变形主要为永久变形。骨刀和骨盆的具体材料属性见表 1。骨刀和骨盆网格尺寸为 2 mm,其他部分的网格为 5 mm。

表 2 骨刀及骨盆材质设定

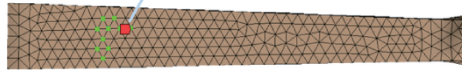
Tab. 2 Bone knife and pelvis material setting

参数	骨刀	皮质骨	松质骨
材质	316 不锈钢	—	—
E/GPa	195	17	5
ν	0.25	0.3	0.2
$\rho/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	8 000	1 800	800
屈服强度/MPa	225	100	6
剪切模量/GPa	2.091	5.000	2.000

在 ANSYS 显示动力学中,通过固定骨盆并沿骨刀主轴施加力以执行切割过程。仿真结果为 132 个节点的应变值分量及位移增量分量。通过调整骨盆的初始位置以及改变力的大小为 50~1 000 N 共生成了 40 组数据,该 40 组数据共设置了 4 个位置,分别为骨刀刀尖接触皮质骨、松质骨、皮质骨及松质骨共同部分,每组按照 100 N 间隔从 100~1 000 N 共选择了 10 组力。首先,对每个节点在每组数据的应变与形变进行相关性分析,之后对 40 组相关性值进行 TOPSIS 分析,得到结果前 10 个最优节点[见图 3(a)]。考虑实际使用应变传感器检测应变时,骨刀开槽处距离边界最小为 0.2 mm,且传感器尺寸为 0.5 mm×0.5 mm,为避免传感器对骨刀刚度造成干扰,最终在 10 个节点周围选择了 5 个位置错位放置传感器[见图 3(b)],利用这些节点的应变信息作为预测模型的输入。

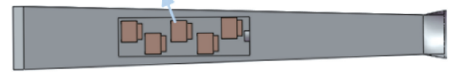
为了获取充分的数据集,本文对骨刀的刀尖施加 50~1 000 N 力,共选择 20 种力的大小,力的方向为 Z 轴的负半轴,角度间隔为 22.5°,共选择 16 个方向,其边界条件由 16 个方向及每个方向施加 20 个不同的力组成[见图 3(c)]。共生成了 1 280 组数据

TOPSIS 分析结果:前10个最优节点

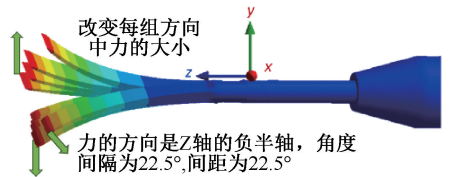


(a) TOPSIS 结果分析

粘贴应变传感器以获取应变信息



(b) 应变片粘贴



(c) 边界载荷

图 3 根据 TOPSIS 分析结果获取骨刀应变片位置方法示意图

Fig. 3 Method diagram for the position of bone knife strain film based on TOPSIS analysis results

(a) Analysis of TOPSIS results, (b) Paste of strain film, (c) Boundary loading

集,其中 1 160 组用于训练和验证模型,120 组用于评估模型的准确性。

2.2 模型后处理

模型的输出以图像表示将更为直观。模型预测后的输出为 40 个节点在 X、Y、Z 方向上的位移增量,将其与初始坐标进行运算后,还原骨刀变形后的 40 个节点[见图 4(a)],应用线性插值使点云数据更加清晰[见图 4(b)],设置两点之间最大距离为 18,密度为 3。应用 Delaunay 三角剖分法将点云数据还原成实体模型[见图 4(c)]。获得骨刀变形模型后,通过视觉定位系统采集骨刀 6 个自由度的信息,并与骨刀模型进行平移和旋转,从而实现骨刀的实时追踪[见图 4(d)]。

2.3 骨刀空间位置确定

本文利用双目视觉定位追踪骨刀的精确空间位置,双目视觉定位的主要作用是当模型预测了骨刀因切割而产生的变形之后,对骨刀整体在术中的移动进行空间位置追踪,进一步帮助医生对骨刀整体移动及产生的变形进行判断。视觉定位系统由双目视觉相机、骨盆和装有标记点的骨刀组成。双目摄像头能够实时跟踪骨刀尾部标记点的实时移

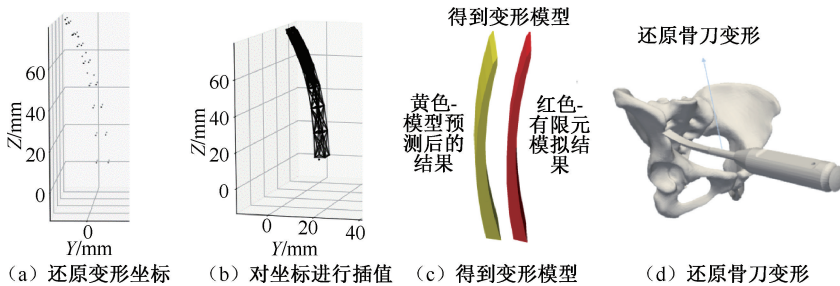


图 4 预测模型输出数据到实体模型的还原流程

Fig. 4 Reduction process of data from predictive model output to physical model

(a) Reduce the deformation coordinates, (b) Interpolate the coordinates, (c) Obtain the deformation model, (d) Reduce the bone knife deformation

动,并收集 6 个自由度,经过与初始模型结合后即可得到骨刀移动后的三维模型(见图 5)。

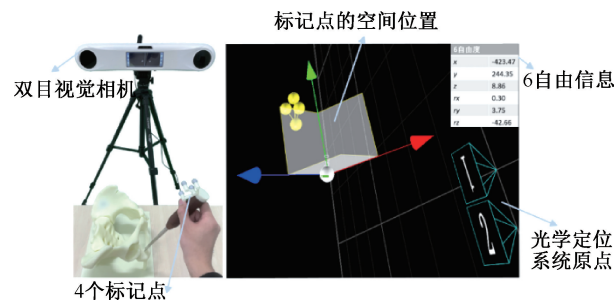


图 5 视觉定位系统示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the visual localization system

3 讨论

训练次数在超过 1 300 次后,验证损失并没有明显减少,且验证损失和准确率逐渐趋于一致(见图 6)。本文使用 MSE 作为评估指标来衡量模型的预测误差,结果显示 $MSE=0.027\ 86\ \text{mm}^2$ 。此外,采用 R^2 来评估回归模型的拟合度,结果显示 $R^2 =$

0.987 81。为了验证模型的准确性,使用 120 组数据来比较预测值和实际值,120 组数据含有应变及变形后的形变信息,将得到的应变在模型中进行预测,其 $MSE=0.039\ 28\ \text{mm}^2$ 。通过对比本模型预测的变形与相同条件下来自有限元仿真的变形,将预测结果与 120 组数据的形变首先节点插值及还原,得到预测与实际的 40 个节点坐标并计算其欧氏距离。结果显示,40 个节点的平均误差为 0.07 mm。从模拟结果及图像来看,本算法可以很好实现对骨刀变形的监测。此外,本文建立的模型预测应变并输出变形图像仅需 14 s;相比之下,传统 CT 需要几分钟才能获得变形图像。另外,该模型可较好预测 40 个节点的变形,并优先考虑实时预测过程,预测和输出速度更快,极具挑战性。

本文的局限性如下:① 当涉及刀尖变形时,收集密集的刀尖变形信息对于实现更高的预测精度至关重要。然而,密集的变形信息可能会降低预测模型的性能。本文使用了少量应变数据预测变形,未纳入更多应变信息,并与模型预测精度之间保持

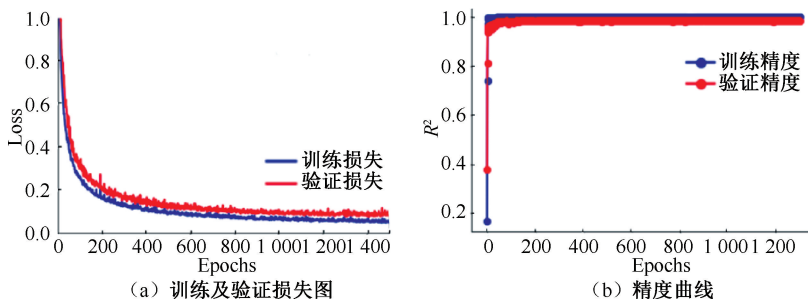


图 6 作为损失函数的 MSE 图和精度曲线

Fig. 6 MSE plots and accuracy curves as a function of loss (a) Training and validation loss, (b) Accuracy curve

平衡。② DNN 回归模型所使用的数据集均来自有限元模型,本研究的预测精度建立于有限元基础之上。然而,实际实验中使用配备传感器的骨刀切割实际骨盆时,通过检测骨刀内部应变传感器产生的应变值,以及捕捉骨刀本身产生的变形信息,能够收集到更真实的数据集,这也将进一步提高本文预测模型的准确性和可靠性。

4 结论

为了有效监测 PAO 术中骨刀的变形,本文建立了包含皮质骨和松质骨两部分的骨盆-骨刀有限元数值模型。通过对不同仿真环境下的应变及形变数据进行训练,建立了基于 BP 算法的深度学习神经网络应变-形变预测模型,用于预测骨刀产生的变形。在模型预测完成后,利用双目视觉定位系统确定截骨手术过程中骨刀的空间精确位置,以此来对骨刀进行术中跟踪。结果显示,该骨刀变形预测模型可通过骨刀的应变信息快速且准确地监测骨刀的变形情况,并能够追踪其空间位置,从而避免伤及组织周围神经和血管等组织,降低 PAO 术中难度和风险,并为临床应用提供理论支撑。

利益冲突声明:无。

作者贡献声明:李玉梅负责选题、研究设计及整体项目实施及论文审阅;韩阳负责骨刀设计、数值仿真分析、论文撰写;卢鼎负责协助实验贴片和数据采集。

参考文献:

[1] CLOHISY JC, SCHUTZ AL, JOHN L, *et al.* Periacetabular osteotomy: A systematic literature review [J]. *Clin Orthop Relat Res*, 2009, 467(8): 2041-2052.

[2] KHAN OH, MALVIYA A, SUBRAMANIAN P, *et al.* Minimally invasive periacetabular osteotomy using a modified Smith-Petersen approach: Technique and early outcomes [J]. *Bone Joint J*, 2017, 99(1): 22-28.

[3] AHMAD SS, GIEBEL GM, PERKA C, *et al.* Survival of the dysplastic hip after periacetabular osteotomy: A meta-analysis [J]. *Hip Int*, 2023, 33(2): 306-312.

[4] 彭建平, 李扬, 肖飞, 等. 髋臼周围截骨术联合髋关节镜治疗髋关节发育不良的回顾性研究[J]. *生物骨科材料与临床研究*, 2023, 20(4): 9-13.

[5] Goshi A, Fukunishi S, Okahisa S, *et al.* Curved periacetabular osteotomy using intraoperative real-time 3-dimensional computed tomography with a robotic C-arm system: A case report [J]. *Medicine*, 2018, 97(48): 2-12.

[6] DANDACHLI W, KANNAN V, RICHARDS R, *et al.* Analysis of cover of the femoral head in normal and dysplastic hips: New CT-based technique [J]. *J Bone Joint Surg Br*, 2008, 90(11): 1428-1434.

[7] 冯文天, 宋霏, 高兴, 等. 评估椎体骨质疏松性骨折风险的生物力学 CT 方法[J]. *医用生物力学*, 2023, 38(3): 621-626.

FENG WT, SONG F, GAO X, *et al.* Biomechanical CT for assessment of osteoporotic vertebral fracture risk [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(3): 621-626.

[8] 尚琨, 王刚. 全髋关节置换术中压电股骨重建的边光滑有限元分析[J]. *医用生物力学*, 2023, 38(4): 710-717.

SHANG K, WANG G. Edge-based smoothed finite element analysis of piezoelectric femur remodeling in total hip arthroplasty [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(4): 710-717.

[9] ALAM K, MITROFANOV AV, SILBERSCHMIDT VV. Finite element analysis of forces of plane cutting of cortical bone [J]. *Comp Mater Sci*, 2009, 46(3): 738-743.

[10] ZHANG L, MICHALERIS P, MARUGABANDHU P. Evaluation of applied plastic strain methods for welding distortion prediction [J]. *J Manuf Sci Eng*, 2007, 129(6): 1000-1010.

[11] LIANG W, WANG G, NING X, *et al.* Application of BP neural network to the prediction of coal ash melting characteristic temperature [J]. *Fuel*, 2020(260): 116324.

[12] 岑海鹏, 宫赫, 李晨晨, 等. 多尺度分析骨质疏松大鼠骨微结构变化[J]. *医用生物力学*, 2023, 38(3): 514-520.

CHEN HP, GONG H, LI CC, *et al.* Multiscale analysis on changes in bone microstructure of osteoporotic rats [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(3): 514-520.

[13] CHAKRABORTY S. TOPSIS and modified TOPSIS: A comparative analysis [J]. *Decision Anal J*, 2022(2): 100021.

[14] KAVEH M, MESGARI MS. Application of meta-heuristic algorithms for training neural networks and deep learning architectures: A comprehensive review [J]. *Neural Process Lett*, 2023, 55(4): 4519-4622.

[15] TAM VWY, BUTERA A, LE KN, *et al.* A prediction model for compressive strength of CO₂ concrete using regression analysis and artificial neural networks [J]. *Constr Build Mater*, 2022(324): 1266.