

基于深度学习的汽车乘员腰椎损伤预测及影响因素分析

李海岩^{1,2}, 张欣玉^{1,2}, 可婷³, 王彦鑫^{1,2}, 贺丽娟^{1,2}, 吕文乐^{1,2}, 崔世海^{1,2}, 阮世捷^{1,2}

1. 天津科技大学机械工程学院, 天津 300222; 2. 现代汽车安全技术国际联合研究中心, 天津 300222; 3. 天津科技大学人工智能学院, 天津 300457

【摘要】基于CT影像数据,构建高生物逼真度的腰椎损伤仿生模型,并对标尸体实验数据验证模型的有效性。解耦汽车正面碰撞中乘员上躯干由于惯性作用向前俯冲后受约束系统作用回位时与座椅接触所受压迫的历程,设计跌落实验进行仿真分析。基于深度学习算法对仿真输出结果进行训练预测,并验证训练后所得神经网络预测模型的准确性。采用主成分分析和交叉逆向方法对关键参数进行相关性分析。结果表明:训练所得腰椎结构损伤预测模型具有较高可靠性($R^2>0.9$)。综合分析发现,腰椎结构在受轴向冲击后L₄椎体承受最大冲击载荷,可将其作为腰椎损伤量化评价代表。各环境变量中,L₄腰椎轴向力主要受躯干质量及跌落高度影响,二者均对其具有正相关影响。躯干质量、后倾角度及跌落高度对内能影响均存在正向影响;而躯干质量及跌落高度对应力影响呈负相关性。该研究结果为进一步理清智能座舱环境中腰椎损伤机理以制订相应的安全防护策略及汽车乘员安全保护评价等提供科学的参考依据。

【关键词】腰椎损伤仿生模型;损伤机理;机器学习;主成分分析;神经网络

【中图分类号】R318.01

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2025)03-0388-09

Prediction of occupant lumbar spine injuries based on machine learning and analysis of influencing factors

LI Haiyan^{1,2}, ZHANG Xinyu^{1,2}, KE Ting³, WANG Yanxin^{1,2}, HE Lijuan^{1,2}, LÜ Wenle^{1,2}, CUI Shihai^{1,2}, YUAN Shijie^{1,2}

1. College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300222, China; 2. International Research Association on Emerging Automotive Safety Technology, Tianjin 300222, China; 3. College of Artificial Intelligence, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300457, China

Abstract: Based on CT scan data, a bionic model of lumbar spine injuries with high biofidelity is developed and validated through cadaver experiments. Decoupling the constraint system that affects occupants during collisions due to inertial forces and the subsequent pressure exerted by the seat upon returning to position, a simulated fall experiment is designed. The simulated outcomes are trained and predicted using deep learning algorithms, and the accuracy of the trained neural network prediction model is verified. Key parameters are analyzed for correlation using principal component analysis and cross-reverse methods. The results shows that the predicted lumbar spine injury model obtained from training has high reliability ($R^2>0.9$). Comprehensive analysis reveals that after experiencing axial impact, the L₄ vertebral body bears the highest impact load and can be used as a representative measure of lumbar spine injury. Among the environmental variables, the axial force on the L₄ lumbar spine is mainly affected by torso mass and fall height, both of which have positive correlations. Torso mass, fall height, and posture angle all have positive effects on internal energy. Conversely, torso mass and fall height have negative correlations with stress. These research findings provide a scientific basis for further elucidating lumbar spine injury mechanisms in intelligent cockpit environments, devising corresponding safety protection measures, and evaluating occupant safety in automobiles.

Keywords: bionic model of lumbar spine injury; injury mechanism; machine learning; principal component analysis; neural network

【收稿日期】2024-11-19

【基金项目】国家重点研发计划(2018YFC0807203-1);国家自然科学基金(81471274, 81371360)

【作者简介】李海岩, 博士, 教授, 研究方向: 损伤生物力学与汽车安全,
E-mail: lihaiyan@tust.edu.cn

前言

交通事故中的乘员安全是汽车设计和相关工程领域的重要关注点。在车辆碰撞过程中,特别是在重要碰撞点承受力集中的情况下,腰椎损伤是常见

的乘员损伤形式。为预防和减轻这些伤害,研究人员开展了广泛的研究工作,致力于提高汽车座椅和约束系统的安全性能,以最大程度地保护乘员的腰椎。腰椎结构在人体中具有支撑躯干、保持稳定及吸收冲击等作用,且具有一定生理曲度,故其时刻承受压力及应力^[1]。研究人员分析事故中乘员腰椎损伤机理,发现腰椎损伤主要由轴向冲击及其带来的复合载荷引起^[2]。研究发现,影响乘员腰椎损伤的外界因素主要包括碰撞速度和加速度等,此外,乘员自身的骨密度、肌肉力量、腰椎曲率和躯干角度等因素同样会对腰椎损伤产生明显影响^[3-4]。当乘员在汽车碰撞中发生下潜现象时,随骨盆后倾角度增加,下潜趋势也随之增大,此时腰椎将承受较大压力,故乘员后倾角度亦是腰椎损伤的重要影响因素之一^[5-6]。

近年来,机器学习算法在交通安全领域得到广泛应用。研究人员采用多项式logit回归、决策树、随机森林、极端梯度提升树算法等模型,既可以实现对交通事故数据的统计分析,也可以开展汽车乘员、行人等不同交通参与者损伤严重程度和主要致伤影响因素研究^[7-8]。Zhang等^[9]基于2011~2014年在华盛顿州的7条高速公路上发生的事故信息,经过训练得到神经网络模型,通过平均绝对误差(MAE)、均方根误差和 R^2 等指标来评价模型的性能,进而预测不同事故下乘员损伤严重程度。Lee等^[10]使用随机森林、神经网络和决策树算法,基于高速公路上518起事故的道路几何数据、降雨数据和交通事故数据,建立预测模型预测事故中乘员主要损伤部位。张越^[11]利用反向传播(Back Propagation, BP)神经网络模型构建事故中行人损伤的预测模型,根据事故场景中影响行

人损伤因素的分布情况,预测事故中行人损伤严重程度。有研究人员指出,基于机器学习不同算法开展乘员损伤研究已成为目前智能损伤研究的趋势和热点^[12]。

未来,乘员可能以更多种休闲姿态乘坐于汽车中,然而当前用于乘员安全保护评价的测试假人腰椎结构比较简单,无法准确评估腰椎损伤风险,且实验成本较高,周期较长,同时存在测量误差等干扰因素^[13-14]。因此,将有限元仿真与机器学习算法相结合是研究智能驾驶场景中腰椎损伤机理的合理有效手段。本研究主要结合计算机仿真技术和机器学习算法,探究腰椎受到冲击后的力学响应及损伤机理,基于实验所得数据集训练BP神经网络,通过交叉逆向实现多层次降维,开展各腰椎致伤因素对其损伤的影响及各损伤指标的相关性和差异性研究。

1 方法

1.1 腰椎损伤仿生模型开发及验证

本研究作为中国体征第五十百分位男性乘员损伤仿生模型开发的主要工作之一,基于医学影像数据,依据图1所示的流程,在ANSA软件中构建腰椎及骶骨有限元模型,包含 $L_1\sim L_5$ 腰椎、骶骨、椎间盘和韧带组织,其中椎体及椎间盘采用六面体实体单元,韧带采用四边形壳单元。模型总计28 727个节点,36 546个单元,其中实体单元22 410个,壳单元14 136个。参照Demetropoulos等^[15]对10组真实人体腰椎进行压缩实验,对所开发的模型进行有效性验证。验证实验所得数据均落在尸体实验数据通道内,验证模型的有效性,如图2所示。

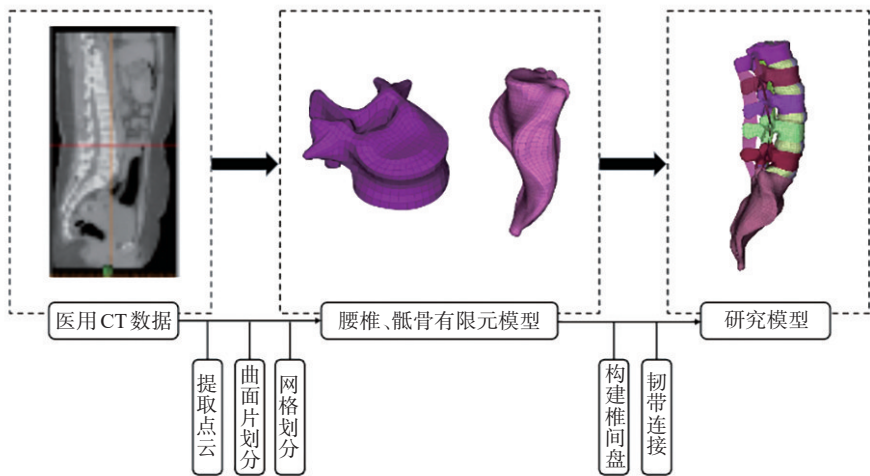


图1 腰椎模型开发流程

Figure 1 Lumbar spine model development process

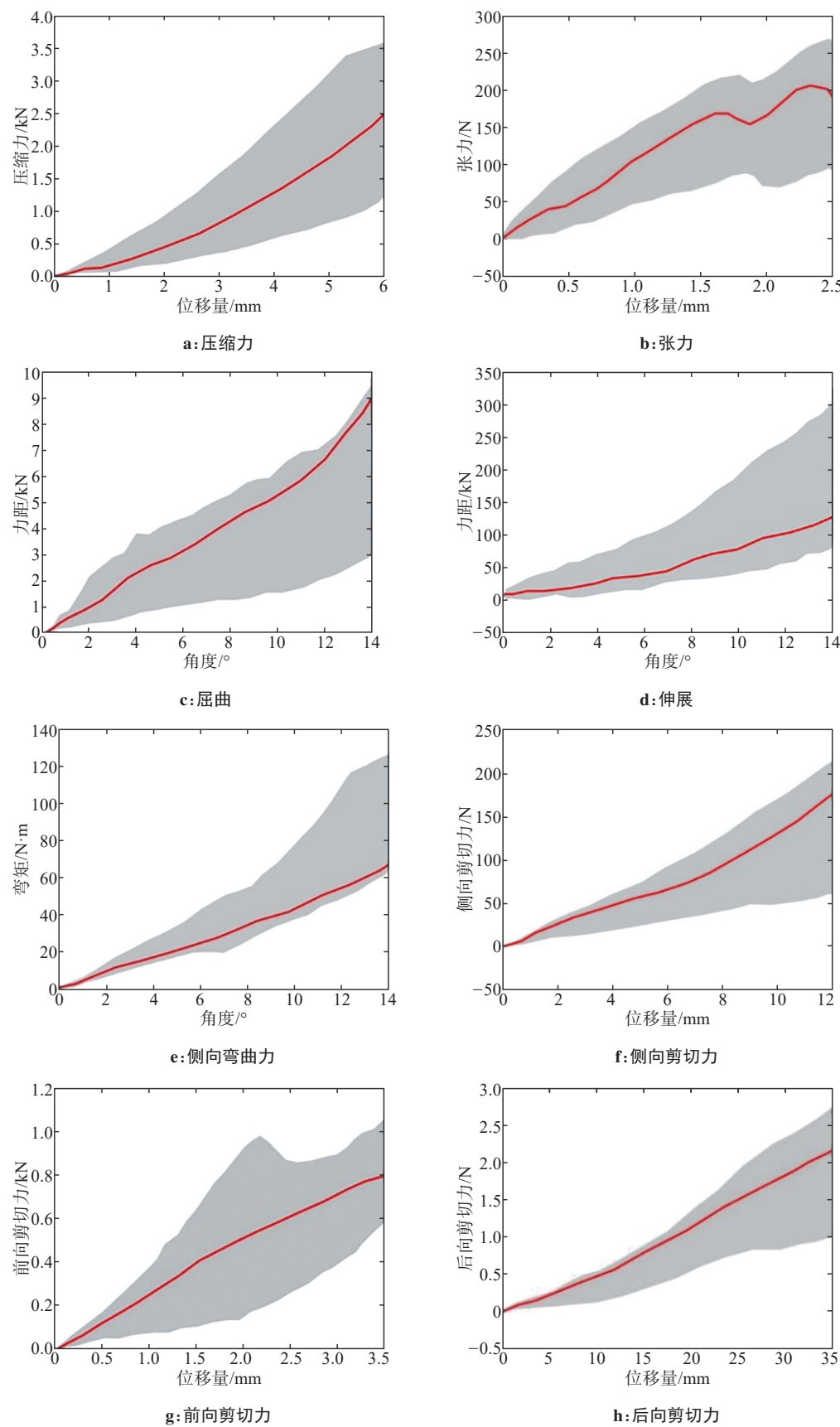


图2 模型验证实验数据

Figure 2 Model validation experimental data

1.2 仿真实验设计

当汽车发生正面碰撞时,由于躯干可能发生的下潜以及惯性作用,乘员上躯干向前俯冲后在约束系统作用下回位,腰椎结构受座椅压迫进而导致损伤。将这一历程解耦为上躯干不同后倾角度和与坐垫不同接触角度的跌落运动进行仿真分析,输出腰椎结构受冲击后应力、应变、内能及各椎体轴向力变化^[16],综合分析以评估不同设计参数对于腰椎受力及损伤的影响,实验设置如图3所示。在人与座椅相互作用过程中,座椅泡沫及座椅骨架是主要承载装置,因此仿真实验采用两种材料组合设置仿真模型跌落接触面板,其应力-应变曲线如图4所示^[17]。

研究确定描述实验环境的4个参数:跌落高度、接触面角度、后倾角度和上躯干质量。多维度综合考虑腰椎受损因素,将上述4个参数作为输入环境变量,设定各变量区间如下:跌落高度:500~1 500 mm;

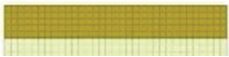


图3 仿真实验设置
Figure 3 Simulation experiment setup

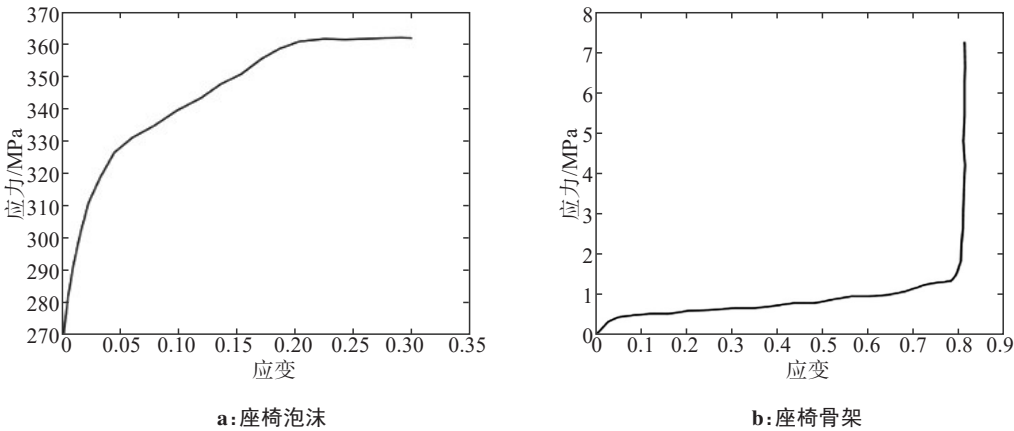


图4 模拟材料应力-应变曲线
Figure 4 Stress-strain curves of simulation materials

接触面角度:8°~16°;后倾角度:90°~135°;上躯干质量:15~45 kg。为充分表达各影响因素权重,采用拉丁超立方抽样方法^[18-19]作为实验矩阵设计方法。通过将样本点均匀分布在设计空间中,最大限度地减少实验误差的可能性,提高实验结果的可靠性和可重复性,减少由于外界因素引起的干扰。该方法的应用能够有效地考虑多个因素之间的交互作用。通过设计科学的实验方案,可以更准确地评估因素之间的相互影响,更好地呈现影响因素对响应变量的综合效应。此次研究抽样各样本点多维空间分布如图5所示。通过调整接触面板与水平面夹角,对实验矩阵中不同实验组别的座椅接触面角度实现严格控制,进行1 200组模拟实验。

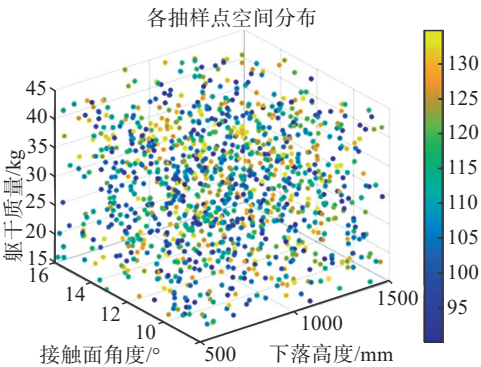


图5 样本点空间分布
Figure 5 Sample point spatial distribution

1.3 BP神经网络预测模型构建与分析

为了研究腰椎致伤因素,在实验环境中模拟跌落情景,以跌落高度、接触面角度、后倾角度和上躯干质量形成多维度参数进行实验,输出腰椎应力、应变、内能变化及各椎体所受轴向力数据,以探究不同条件下对腰椎的影响。基于1 200组模拟实验输出损伤数据,将其作为样本数据形成数据集,并分为900组训练集和300组测试集。在每组数据中,确定跌落高度、接触面角度、后倾角度和上躯干质量为输入集,将碰撞仿真实验中所得腰椎应力、应变、内能变化及各椎体所受轴向力为输出集。

基于过拟合和欠拟合分析及规模扩展法,训练输入层包含4个节点、输出层包含8个节点和隐含层包含32个节点的BP神经网络。通过交叉验证法结合设置停止,确定网络误差阈值为1e-20,学习率为0.001,迭代次数达到1 000次训练结果达到最优。评价训练所得神经网络拟合效果采用决定系数(R^2)、平均相对误差(MRE)和MAE作为评价指标,其中 R^2 用于衡量拟合模型对观测数据的拟合程度,其取值范围为0~1,值越接近1表示模型对数据的拟合越好。MRE用于衡量模型对观测数据预测误差的相对程度,较低的MRE值表示模型的预测精度较高。MAE是一个绝对指标,不受异常值的影响,用于度量预测值与实际观测值之间的平均差异程度,其值越小说明预测性能越好。整体训练流程如图6所示。

1.4 数据降维分析

由于仿真输出损伤变量较多,针对某些结果分析维度较大,采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)法对高维数据进行降维分析和可视化。PCA是一种常用的数据降维技术和数据预处理方法^[20-21]。该方法是一种无监督学习方法,旨在将高维数据转换为低维表示,同时保留原始数据中的关键信息。通过线性变换寻找数据集中最重要的特征作为主成分,每个主成分均为原始数据的线性组合,且彼此正交(即不相关)。具体步骤如下:首先,对原始数据进行中心化,即将每个维度的数据减去其均值,以消除数据的均值偏移。然后,计算其协方差矩阵,用于衡量数据之间的线性相关性。接下来,通过对协方差矩阵进行特征值分解,得到特征值和对应的特征向量。特征向量作为主成分描述协方差矩阵的方向,特征值表示数据在相应主成分上的方差。根据特征值大小排序,当对数据贡献率达到85%以上,认为可以较好表达样本数据,则选择最大的 k 个特征值对应的特征向量作为主成分,得到一个 k 维特征子空间,由该维度主成分表示原始数据。通常情况下,可以选择保留的主成分的维度。本研究通过进行主成分分析,实现对数据降维,去除冗余信息,进而对数据可视化,将数据从高维空间映射到二维空间,理解数据之间结构和关系。观察数据结构滤除数据中的噪声,提高数据质量和准确性,提取与数据变化最相关的特征,进行后续分类、聚类分析。

2 结果

将仿真实验获得的1 200组腰椎应力、应变、内能及各椎体所受轴向力指标,应用BP神经网络算法训练腰椎受力预测模型并进行检验,从表1的指标可见预测模型的可靠性。由于存在4个输入环境变量及8个输出损伤指标,为避免对综合考量结果的影响,采用交叉分析法对输出数据进行降维处理。由于各变量之间量纲不同,各特征参数的取值范围存在明显差异,较大取值范围的特征参数将严重影响对模型的决策,故采用归一化方法,使得各变量对模型权重贡献相对均衡,进而有效消除量纲差异、防止特征偏差并加快模型决策速度,提高后续分析的精度、稳定性和效率。随后采用PCA方法,各成分变量对数据整体贡献率如表2所示,第一主成分贡献率为88.89%,累计贡献率在85%以上,其对数据的描述具有概括性,对整体情况反映较好。

采用该主成分逆向分析数据,对输入环境变量同样实现降维处理。基于第一主成分数据,探究各输入环境变量对整体实验输出损伤变量影响,构建

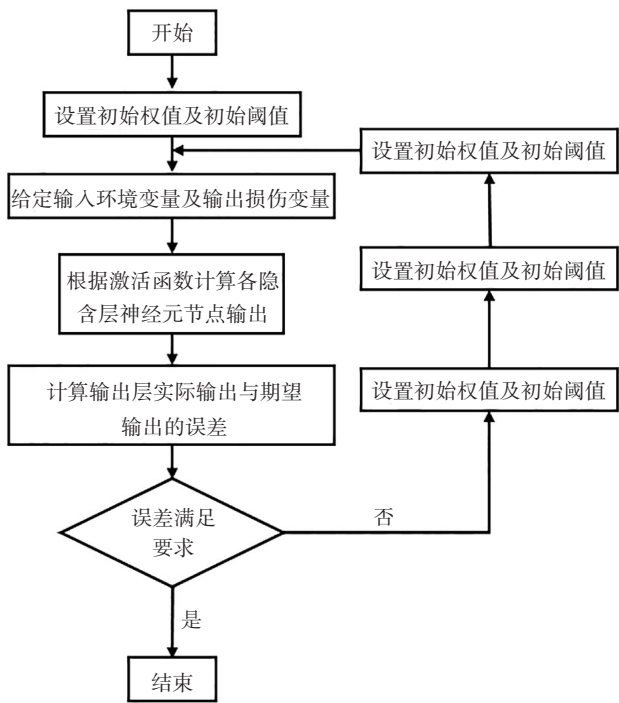


图6 BP神经网络训练流程图
Figure 6 Back propagation neural network training flowchart

表1 预测模型可靠性评价指标

Table 1 Reliability evaluation indicators for prediction models

预测指标	R^2	平均相对误差	平均绝对误差
应力	0.90	0.105	0.063
应变	0.91	0.545	0.059
内能	0.91	0.328	0.056
轴向力			
L ₁	0.98	0.014	0.020
L ₂	0.98	0.017	0.021
L ₃	0.99	0.016	0.020
L ₄	0.98	0.013	0.023
L ₅	0.96	0.019	0.028

表2 各成分变量贡献率(%)

Table 2 Contribution rate of each component variable (%)

各成分特征值	贡献率	累计贡献率
7.111	88.89	88.89
0.479	5.99	94.88
0.283	3.53	98.41
0.114	1.42	99.83
0.007	0.09	99.92
0.004	0.05	99.97
0.001	0.02	99.99
0.001	0.01	100.00

相关系数矩阵云图进而对输入环境变量实现降维,如图7所示。通过对输入变量降维分析发现,座椅接触面角度(x2)相关系数为-0.07,判断其在跌落环境中对腰椎损伤不存在显著影响,因此,针对各输出腰椎损伤变量相关性分析时不考虑座椅接触面角度的影响。

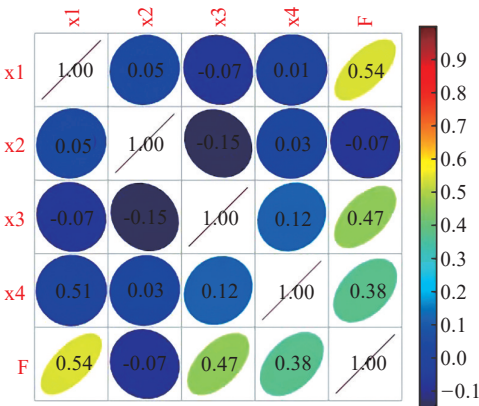


图7 相关系数矩阵云图

Figure 7 Correlation coefficient matrix cloud map

x1 为跌落高度;x2 为接触角度;x3 为后倾角度;x4 为上躯干质量;F 为经主成分分析后第一主成分数据

分析输出变量,发现L₁~L₄椎体所受轴向力存在线性关系,采用图8所示盒须图使其具象化。盒须图中位线反映各节腰椎损伤数据集的中心趋势,中位线呈现先升后降趋势,L₄中位线数值最大。各BOX整体反映各节腰椎损伤数据集中间50%数据分布情况,观察BOX整体分布同中位线趋势一致,L₄数值最高。各BOX上下边缘反映数据集内最大值和最小值,整体趋势中L₄仍均大于其余4节腰椎。盒须图内离散点相对于数据集基数占比极小,故不考虑其影响。综上所述,得出L₄腰椎受轴向力冲击最大,故用L₄所受轴向力作为腰椎承受轴向力导致损伤的评估参数,以提高分析效率及结果精确性。

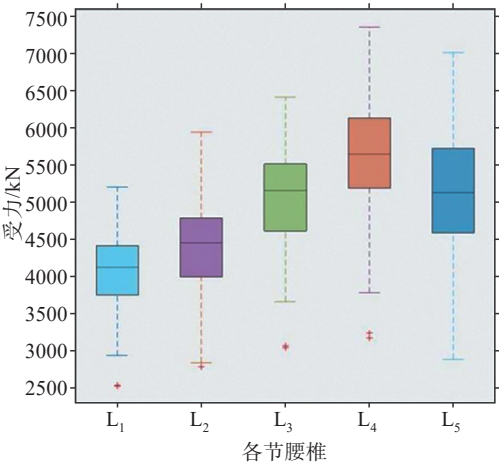


图8 各腰椎轴向力盒须图

Figure 8 Box diagram for axial force on each lumbar spine

结合降维后确定的主要输入变量及损伤指标变量,进行四维相关性分析,相关系数如表3所示,其中各输入环境变量构建三维空间,各单一输出腰椎损伤变量作为浮动点构建点云图,如图9所示。由图9a可知,高应力值浮动点在三维空间内随后倾角度上升逐渐密集,而随躯干质量和跌落高度逐渐增加,低应力值浮动点逐渐密集,因此在腰椎损伤影响因素中,后倾角度对腰椎受冲击后应力变化呈正相关,躯干质量及跌落高度与应力变化呈负相关。由图9b可知,随着后倾角度、躯干质量和跌落高度逐渐增加,

表3 输入变量与损伤指标相关系数

Table 3 Correlation coefficient between input variables and damage indicators

环境变量	应力	应变	内能	L ₄ 轴向力
跌落高度	-0.39	0.37	0.46	0.78
躯干质量	-0.43	0.40	0.61	0.56
后倾角度	0.46	0.48	0.35	-0.17

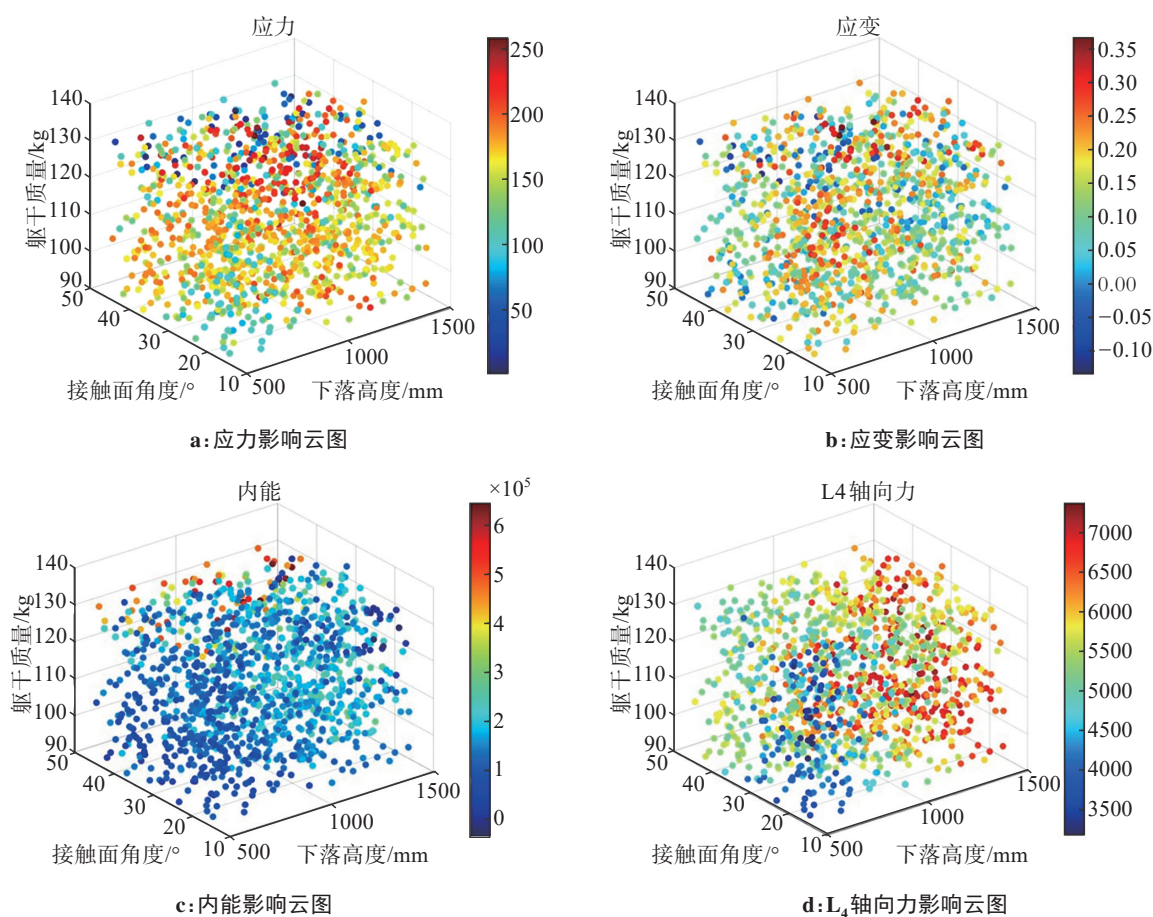


图9 损伤变量影响浮动点云图

Figure 9 Floating point cloud diagram of the effects caused by injury variables

应变值呈正态分布,因此腰椎应变随后倾角度、躯干质量和跌落高度增加呈现出先增后减的关系。通过图9c可知,后倾角度、躯干质量和跌落高度与腰椎受冲击后内能变化呈正相关。由图9d可知, L_4 轴向力单一维度内存在明显线性关系,三维空间内随躯干质量及跌落高度增加, L_4 轴向力值呈等速均匀增长,由此可知,躯干质量及跌落高度对 L_4 轴向力变化影响呈正相关。三维空间内随后倾角度变化各浮动点呈离散分布,故后倾角度对 L_4 轴向力变化相关性较低。

3 讨论与分析

本研究开发人体腰椎损伤仿生模型并进行有效性验证,应用计算机辅助技术建模并进行实验,极大程度上缩减实验成本及周期,且对标尸体实验进行有效性验证,充分保证结果真实准确性。基于仿真实验输出损伤结果构建的腰椎损伤预测模型具有良好的拟合度($R^2>0.9$),说明该模型预测能力可靠,可以准确预测分析数据之间潜在联系和复杂趋势,有

利于更加清晰直观地观察损伤结果,研究损伤影响因素。

研究数据分析中应用PCA方法及相关性分析法,去除无关变量,对复杂数据进行降维处理,使多维数据可视化,减少冗余信息影响,进而提高数据的准确性和可靠性。对输入及输出变量均进行降维处理,最大限度上消除分析干扰项,更清楚地分析损伤影响因素。实验结果表明,腰椎所受轴向力主要受躯干质量及跌落高度影响,较大的躯干质量及跌落高度均会导致较大的轴向力,而后倾角度及接触面水平夹角对腰椎轴向力不存在显著影响。尹宁等^[22]研究发现乘员自身穿戴装备使得躯干质量增加,会使乘员腰椎损伤加重,与本研究结论较为一致。通过对腰椎所受轴向力分析发现, L_4 腰椎承受最大轴向力。Ivancic^[23]研究发现 L_4 在跌落状态下会承受最大载荷,并发生爆裂性骨折。本研究进一步量化分析各椎体所受轴向力变化,研究成果对于深入理解腰椎受力分布的影响特点和腰椎受冲击后的损伤机理具有重要意义,对腰椎评估位置及参数的确定具有

应用价值。

本研究同时发现,同一输入变量对腰椎不同损伤评估参数的影响存在差异,跌落高度和躯干质量与腰椎应力呈负相关,与内能和轴向力呈正相关,且跌落高度与腰椎轴向力相关性较高,因此跌落高度对腰椎损伤的影响更大。在后续的研究中,应针对某单一环境变量,保证其他环境变量不变,提高实验组别,对各环境变量区间取值深入考量,同时进行更多工况且应用生物仿真度更高的损伤模型开展研究,以更加深入地探究不同环境变量对腰椎各损伤评估变量的影响,并进一步优化损伤预测模型,以提高其可靠性和应用推广价值。

4 结论

基于开发并验证的腰椎损伤仿生模型,解耦汽车正面碰撞工况乘员运动响应,以跌落高度、接触面角度、后倾角度和上躯干质量4个变量作为输入参数,以应力、应变、内能及各椎体轴向力变化作为腰椎损伤评估参数,通过有限元仿真计算,得到损伤量化数据。应用BP神经网络算法构建腰椎损伤预测模型并进行可靠性验证。通过拉丁超立方采样方法确定跌落实验矩阵,结合PCA方法交叉降维,通过对各项腰椎损伤评估变量相关性分析得出以下结论:(1)有限元仿真计算结果与BP神经网络算法结合,训练所得的预测模型表现出较高的可靠性,因此该方法可用于腰椎损伤结果预测及相关性分析;(2)腰椎结构在受冲击后,各节腰椎受力中, L_4 腰椎承受最大的轴向冲击载荷,在判定腰椎轴向力冲击时可采用 L_4 腰椎作为观测评价位置;(3)将正面碰撞中乘员运动历程解耦为以跌落高度、接触面角度、后倾角度和上躯干质量为输入参数的腰椎跌落实验,发现接触面与水平面夹角为 $8^\circ\sim 16^\circ$ 范围内对腰椎损伤并无直接或间接影响,相关性较低。 L_4 腰椎受力时,轴向力主要受躯干质量及跌落高度影响,二者均对其具有正相关性。躯干质量、跌落高度及后倾角度对内能均存在正向影响。躯干质量及跌落高度对应力影响均存在负相关性,具体影响权重需进行进一步实验验证。

【参考文献】

- [1] Sivasankari S, Balasubramanian V. Influence of occupant collision state parameters on the lumbar spinal injury during frontal crash[J]. J Adv Res, 2021, 28: 17-26.
- [2] 范若寻, 刘杰, 刘军, 等. 动态仿真分析车辆低频振动对人体腰椎的损伤机制[J]. 中国组织工程研究, 2018, 22(35): 5648-5654.
Fan RX, Liu J, Liu J, et al. Mechanism of the low-frequency

- vibration generated by vehicle driving effects on the human lumbar spine: a dynamic simulation analysis[J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2018, 22(35): 5648-5654.
- [3] 郭立新, 刘学勇, 陈威, 等. 人体腰椎有限元建模及其生物力学研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2007, 24(5): 1084-1088.
Guo LX, Liu XY, Chen W, et al. Finite element modeling of lumbar spine and study on its biodynamics[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2007, 24(5): 1084-1088.
 - [4] 唐亮, 郑佳佳, 李文熙, 等. 人体腰椎生物力学模型及损伤参数敏感性分析[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020, 48(9): 94-106.
Tang L, Zheng JJ, Li WX, et al. Biomechanical model of human lumbar spine and sensitivity analysis of injury parameters[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(9): 94-106.
 - [5] 唐亮, 周青, 王青春. 混III碰撞假人有限元模型的改进及应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(15): 147-152.
Tang L, Zhou Q, Wang QC. Modification and application of hybrid III 5th percentile female dummy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(15): 147-152.
 - [6] 王心怡, 刘晓颖, 陈聪, 等. 跌落工况下的人体腰椎损伤风险的几种影响因素[J]. 汽车安全与节能学报, 2018, 9(2): 178-185.
Wang XY, Liu XY, Chen C, et al. Factors for affecting risk of human lumbar spine injuries under dropping conditions[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2018, 9(2): 178-185.
 - [7] Singh G, Sachdeva SN, Pal M. Comparison of three parametric and machine learning approaches for modeling accident severity on non-urban sections of Indian highways[J]. Adv Transp Stud, 2018, 45: 123-140.
 - [8] Mokoatle M, Vukosi Marivate D, Michael Esiefarienrhe Bukohwo P. Predicting road traffic accident severity using accident report data in South Africa[C]//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Digital Government Research. New York, NY, USA: ACM, 2019: 11-17.
 - [9] Zhang W, Zhou ZP, Li L, et al. Identifying significant injury severity risk factors in traffic accidents based on the machine learning methods[C]//CICTP 2019. Reston, VA, USA: ASCE, 2019: 3759-3770.
 - [10] Lee J, Yoon T, Kwon S, et al. Model evaluation for forecasting traffic accident severity in rainy seasons using machine learning algorithms: seoul city study[J]. Appl Sci, 2020, 10(1): 129.
 - [11] 张越. 基于事故数据的行人损伤影响因素分析[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
Zhang Y. Study on influencing factors of pedestrian injury based on accident data[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021.
 - [12] 余伟杰, 刘爱峰, 陈继鑫, 等. 机器学习在腰椎间盘突出症诊治中的优势和应用策略[J]. 中国组织工程研究, 2024, 28(9): 1426-1435.
Yu WJ, Liu AF, Chen JX, et al. Advantages and application strategies of machine learning in diagnosis and treatment of lumbar disc herniation[J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2024, 28(9): 1426-1435.
 - [13] 周陶勇, 杨永盛, 鲁宁, 等. 膝关节骨性关节炎轻症患者膝关节三维有限元建模及力学分析[J]. 中国医学物理学杂志, 2024, 41(3): 382-388.
Zhou TY, Yang YS, Lu N, et al. Three-dimensional finite element modeling and mechanical analysis of knee joint in patients with mild knee osteoarthritis[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2024, 41(3): 382-388.
 - [14] 黄吉军, 张恒柱, 王永祥, 等. 正常颈椎有限元模型建立及有效性验证[J]. 中国医学物理学杂志, 2023, 40(4): 487-495.
Huang JJ, Zhang HZ, Wang YX, et al. Establishment and validity verification of a finite element model of normal cervical spine[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2023, 40(4): 487-495.
 - [15] Demetropoulos CK, Yang KH, Grimm MJ, et al. High rate mechanical properties of the hybrid iii and cadaveric lumbar spines in flexion and extension[C]//43rd Stapp Car Crash Conference. Warrendale, PA, USA: SAE International, 1999: 99SC18.

- [16] 水野幸治. 汽车碰撞安全[M]. 韩勇, 陈一唯, 译. 北京: 人民交通出版社, 2016: 26-27.
Mizuno K. Crash safety of passenger vehicles[M]. Translated by Han Y, Chen YW. Beijing: China Communications Press, 2016: 26-27.
- [17] 陈欢. 某汽车驾驶员座椅安全性的仿真研究[D]. 锦州: 辽宁工业大学, 2014.
Chen H. The simulation study about safety of a driver seat[D]. Jinzhou: Liaoning University of Technology, 2014.
- [18] Helton JC, Davis FJ. Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems[J]. Reliab Eng Syst Saf, 2003, 81(1): 23-69.
- [19] Butler NA. Optimal and orthogonal Latin hypercube designs for computer experiments[J]. Biometrika, 2001, 88(3): 847-857.
- [20] Wold S. Chemometrics; what do we mean with it, and what do we want from it?[J]. Chemometr Intell Lab Syst, 1995, 30(1): 109-115.
- [21] Shlens J. A tutorial on principal component analysis[EB/OL]. (2014-04-03). <https://arxiv.org/abs/1404.1100>.
- [22] 尹宁, 王洪亮, 张进成, 等. 垂向冲击下穿戴装备对乘员损伤影响研究[J]. 爆炸与冲击, 2021, 41(8): 151-160.
Yin N, Wang HL, Zhang JC, et al. Research on the effect of wearing equipment on occupant injury under vertical impact[J]. Explosion and Shock Waves, 2021, 41(8): 151-160.
- [23] Ivancic PC. Hybrid cadaveric/surrogate model of thoracolumbar spine injury due to simulated fall from height[J]. Accid Anal Prev, 2013, 59: 185-191.

(编辑:陈丽霞)