

## 数据驱动下人体面部皮肤的本构参数反演及力学特征分析

陶雅萍, 桑建兵, 孙丽芳, 向华鑫, 杨鹏, 史玉龙

### INVERSE ESTIMATION OF CONSTITUTIVE PARAMETERS AND MECHANICAL CHARACTERIZATION OF HUMAN FACIAL SKIN UNDER DATA-DRIVEN APPROACH

Tao Yaping, Sang Jianbing, Sun Lifang, Xiang Huaxin, Yang Peng, and Shi Yulong

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.6052/0459-1879-24-018>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于仿真和智能算法骨骼肌超弹性本构参数的反演方法研究

##### RESEARCH ON INVERSION METHOD OF HYPERELASTIC CONSTITUTIVE PARAMETERS OF SKELETAL MUSCLES BASED ON SIMULATION AND INTELLIGENT ALGORITHM

力学学报. 2021, 53(5): 1449-1456

#### 含肿瘤皮肤组织传热分析的广义有限差分法

##### GENERALIZED FINITE DIFFERENCE METHOD FOR BIOHEAT TRANSFER ANALYSIS ON SKIN TISSUE WITH TUMORS

力学学报. 2018, 50(5): 1198-1205

#### 基于主成分分析与支持向量机的渠道闸前冰输移与堆积判别模型

##### CLASSIFICATION MODEL OF ICE TRANSPORT AND ACCUMULATION IN FRONT OF CHANNEL FLAT SLUICE BASED ON PCA-SVM

力学学报. 2021, 53(3): 703-713

#### 一种基于Neumann级数的区间有限元方法

##### AN INTERVAL FINITE ELEMENT METHOD BASED ON THE NEUMANN SERIES EXPANSION

力学学报. 2020, 52(5): 1431-1442

#### 基于正面碰撞实验的胸部损伤有限元分析

##### ANALYSIS OF CHEST INJURY IN FRONTAL IMPACT VIA FINITE ELEMENT MODELLING BASED ON BIOMECHANICAL EXPERIMENT

力学学报. 2017, 49(1): 191-201

#### 近场动力学与有限元方法耦合求解热传导问题

##### STUDY OF THERMAL CONDUCTION PROBLEM USING COUPLED PERIDYNAMICS AND FINITE ELEMENT METHOD

力学学报. 2018, 50(2): 339-348



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

# 数据驱动下人体面部皮肤的本构参数反演及力学特征分析<sup>1)</sup>

陶雅萍\* 桑建兵\*,<sup>2)</sup> 孙丽芳<sup>†,3)</sup> 向华鑫\* 杨鹏\* 史玉龙\*

\* (河北工业大学机械工程学院, 天津 300401)

<sup>†</sup> (河北工业大学医院, 天津 300401)

**摘要** 人体面部皮肤的本构参数反演及力学特性研究对皮肤病变早期诊断、皮肤仿生材料设计及计算图形学中的面部模型建立都有着至关重要的作用, 机器学习与有限元仿真方法相结合能更高效、更准确地解决非侵入式皮肤组织本构参数反求问题. 首先建立了面部皮肤多向拉伸下的应力松弛有限元模型, 并通过多步位移控制法对皮肤的超弹性力学性能与黏弹性力学性能分离; 对 Gasser-Ogden-Holzapfel (GOH) 与 Prony series 本构模型参数进行敏感性分析, 揭示影响面部皮肤应力松弛实验结果的关键参数. 其次, 利用贝叶斯超参数优化理论搭建随机森林 (RF) 模型与支持向量回归 (SVR) 模型, 结合实验数据对人体面部皮肤组织本构参数进行了反求. 最后, 将计算得到的有限元仿真曲线与试验获得的拉伸力响应曲线对比, 并引入决定系数  $R^2$  对两种模型的预测准确性进行了评估. 结果表明, 纤维组织分散度  $\kappa$ 、剪切模量相关参数  $C_{10}$  和松弛模量  $g_1$  是影响皮肤应力松弛实验结果的关键参数, RF 模型数值计算曲线与试验曲线的拟合优度为 0.98, 其在皮肤本构参数反演问题上表现出更高的准确率, 机器学习可以精准高效地获取面部皮肤的本构参数, 进而准确描述皮肤组织的力学性能, 该方法也可进一步推广到其他生物软组织的复杂本构参数反演问题.

**关键词** 面部皮肤组织, 参数反求, 有限元, 随机森林, 支持向量机

中图分类号: Q66 文献标识码: A doi: 10.6052/0459-1879-24-018

## INVERSE ESTIMATION OF CONSTITUTIVE PARAMETERS AND MECHANICAL CHARACTERIZATION OF HUMAN FACIAL SKIN UNDER DATA-DRIVEN APPROACH<sup>1)</sup>

Tao Yaping\* Sang Jianbing\*,<sup>2)</sup> Sun Lifang<sup>†,3)</sup> Xiang Huaxin\* Yang Peng\* Shi Yulong\*

\* (School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

<sup>†</sup> (Hebei University of Technology Hospital, Tianjin 300401, China)

**Abstract** Research on the inverse identification of constitutive parameters and mechanical properties of human facial skin plays a crucial role in early diagnosis of skin lesions, design of biomimetic materials for skin, and establishment of

2024-01-05 收稿, 2024-02-22 录用, 2024-02-23 网络版发表.

1) 河北省自然科学基金 (A2020202015, A2021202014) 和国家自然科学基金 (12102123) 资助项目.

2) 通讯作者: 桑建兵, 教授, 主要研究方向为生物力学. E-mail: sangjianbing@hebut.edu.cn

3) 通讯作者: 孙丽芳, 副主任医师, 主要研究方向为临床医学. E-mail: sunlifang@hebut.edu.cn

引用格式: 陶雅萍, 桑建兵, 孙丽芳, 向华鑫, 杨鹏, 史玉龙. 数据驱动下人体面部皮肤的本构参数反演及力学特征分析. 力学学报, 2024, 56(7): 1959-1969

Tao Yaping, Sang Jianbing, Sun Lifang, Xiang Huaxin, Yang Peng, Shi Yulong. Inverse estimation of constitutive parameters and mechanical characterization of human facial skin under data-driven approach. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2024, 56(7): 1959-1969

facial models in computer graphics. The combination of machine learning and finite element simulation methods can provide a more efficient and accurate solution to the non-invasive inverse problem of skin tissue constitutive parameters. In this study, a finite element model of facial skin under multi-directional stretching was established, and the stress relaxation behavior of skin was separated into hyperelastic and viscoelastic mechanical properties using the multi-step displacement control method. The sensitivity analysis of the Gasser-Ogden-Holzapfel (GOH) and Prony series constitutive model parameters was conducted to reveal the key parameters that affect the results of facial skin stress relaxation experiments. Furthermore, by utilizing Bayesian hyperparameter optimization theory, a random forest (RF) model and a support vector regression (SVR) model were constructed to inversely determine the constitutive parameters of human facial skin tissue based on experimental data. Finally, the computed finite element simulation curves were compared with the experimental stress-strain response curves, and the coefficient of determination ( $R^2$ ) was introduced to evaluate the predictive accuracy of the two models. The results showed that fiber tissue dispersion coefficient  $\kappa$ , shear modulus related parameters  $C_{10}$ , and relaxation modulus  $g_1$  were the key parameters influencing the results of skin stress relaxation experiments. The RF model achieved a goodness of fit of 0.98 between the numerical computation curve and the experimental curve, demonstrating higher accuracy in the inverse identification of skin constitutive parameters. Machine learning can accurately and efficiently obtain the constitutive parameters of facial skin, thus accurately describing the mechanical properties of skin tissue. This method can also be further extended to the complex inverse problem of constitutive parameter identification in other biological soft tissues.

**Key words** facial skin tissue, parameter inversion, finite element, random forest, support vector regression

## 引言

人体皮肤由表皮层、真皮层及皮下组织构成,其中真皮层为皮肤提供了弹力与支撑力<sup>[1]</sup>.已有研究表明,外科手术愈合<sup>[2-3]</sup>、皮肤组织老化<sup>[4]</sup>、病变<sup>[5-6]</sup>都将导致其力学特性的改变,此外皮肤软组织力学性能的研究对仿生材料<sup>[7]</sup>的研发也至关重要<sup>[8]</sup>.

力学表征实验技术日渐成熟,为面部皮肤的本构模型搭建提供了理论与数值基础<sup>[9-10]</sup>.Jee等<sup>[11]</sup>基于纳米压痕技术,确定了皮肤的弹性力学行为主要由真皮层主导.Calvo-Gallego等<sup>[12]</sup>利用单轴压缩应力实验验证了人体脂肪组织的黏弹性力学行为.Alliliche等<sup>[13]</sup>基于单轴拉伸实验验证了活体皮肤存在的各向异性超弹性力学行为.对于不易开展的生物实验来说,仿真与实验结合的方法<sup>[14]</sup>极大提高了有限的实验数据的利用率<sup>[15]</sup>.目前关于人体皮肤软组织本构模型<sup>[16-17]</sup>的研究取得了一定程度的进展,然而力学响应与计算模型本构参数之间的高度复杂的非线性关系使得面部皮肤组织的本构参数的反求仍是一个具有挑战性的问题.

机器学习算法(machine learning, ML)在求解复杂非线性关系问题上表现优越<sup>[18]</sup>,其根据已知数据来发掘规律<sup>[19-20]</sup>.数值方法与皮肤组织的本构模型研究的成果为 ML 提供了数据基础<sup>[21]</sup>.机器学习渐

渐被应用于生物力学领域,例如心脑血管壁<sup>[22]</sup>、生物脑组织<sup>[23]</sup>等器官组织的本构参数反求<sup>[24-25]</sup>.Groves等<sup>[26]</sup>提出了一种运用自适应模拟退火优化算法结合代理模型技术的皮肤组织本构参数识别方法.魏新宇等<sup>[27]</sup>提出的双向神经网络本构参数反演方法能够有效获取软骨细胞的本构参数值.机器学习算法在处理小样本量,高维特征空间和复杂数据结构方面具有独特的优势<sup>[28-29]</sup>,其中随机森林模型与支持向量机回归模型对于小样本数据集可以通过交叉验证等<sup>[30-31]</sup>技术进行有效的训练和评估,同时具有较好的泛化能力和鲁棒性.

因此,本研究将建立多向拉伸下的应力松弛有限元模型,并且通过多步位移控制法对皮肤的弹性力学性能与黏弹性力学性能进行分离.之后基于机器学习模型对人体面部皮肤组织进行本构参数预测,并通过实验数据与仿真结果对比,验证该方法的可靠性.

## 1 有限元模型

### 1.1 本构模型

在人体皮肤组织中存在排列紧密的胶原纤维组织,其为平行束或扇形束分布,主要存在于真皮层.真皮组织中束状胶原纤维沿张力方向排列,一般为

两个优选取向, 分别用  $\eta_1$  和  $\eta_2$  表示 (见图 1)。因此, 本研究采用 GOH (Gasser-Ogden-Holzapfel) 模型描述皮肤真皮层的各向异性超弹性力学行为, 其应变能函数为

$$W = W(\mathbf{C}, \mathbf{H}_i) \tag{1}$$

式中,  $\mathbf{C}$  为右柯西-格林应变张量,  $\mathbf{H}_i$  为广义结构张量。  $\mathbf{H}_i$  取决于胶原纤维优选取向以及纤维分散因子  $\kappa$  (沿  $\eta_1$  和  $\eta_2$  方向的分散特性),  $\eta_1$  和平均胶原纤维取向  $e$  之间的夹角为  $\gamma$

$$W = W(\mathbf{C}, \mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2) \tag{2}$$

假设  $W$  只依赖于  $I_1 = \text{tr}(\mathbf{C})$ ,  $\text{tr}(\mathbf{H}_1\mathbf{C})$  和  $\text{tr}(\mathbf{H}_2\mathbf{C})$

$$W = C_{10}(I_1 - 3) + \frac{1}{D} \left[ \frac{(J^{el})^2 - 1}{2} - \ln J^{el} \right] + \frac{k_1}{2k_2} \sum_{i=1}^{N=2} e^{k_2[\text{tr}(\mathbf{H}_i\mathbf{C})]^2 - 1} \tag{3}$$

$$\text{tr}(\mathbf{H}_i\mathbf{C}) = \kappa(I_1 - 3) + (1 - 3\kappa)(I_{4\alpha} - 1) \tag{4}$$

$$I_{4\alpha} = \eta_i\mathbf{C}\eta_i \tag{5}$$

式中,  $W$  为单位体积应变能,  $I_1$  为  $\mathbf{C}$  的第一偏应变不变量,  $C_{10}$  为与初始剪切模量相关的材料参数。  $k_1$  和  $k_2$  为与材料各向异性相关的参数, 它们控制了胶原纤维应力-应变曲线的非线性形状。 参数  $\kappa$  描述了纤维方向的分散度, 表征了纤维方向对组织力学性质的影响, 当  $\kappa = 0$  时, 纤维沿着同一方向排列。  $D$  代表材料的可压缩性能,  $J^{el}$  为弹性体积比, 式 (5) 中  $\eta_i$  表示皮肤胶原纤维的优先取向 ( $i = 1, 2$ )。

由于皮肤组织不仅具有各向异性力学行为, Calvo-Gallego 等<sup>[12]</sup> 的单轴压缩实验证明了其还存在黏弹性力学行为, 因此本研究采取多个本构模型共同描述皮肤组织力学行为。 除 GOH 模型描述皮肤各向异性力学行为外, 对于皮肤受力时呈现出的时间依赖性, 本研究用 Prony series 模型来描述其黏弹性力学

行为, 其蠕变形式为

$$E(t) = E_\infty + \sum_{i=1}^n E_i \exp\left(\frac{-t}{\tau_i}\right) \tag{6}$$

式中,  $\tau_i$  为松弛时间,  $E_i$  为松弛模量,  $E_\infty$  为平衡模量。 剪切模量方程  $G(t)$  与压缩模量方程  $K(t)$  为

$$G(t) = G_0 \left( 1 - \sum_{i=1}^n g_i \right) + \sum_{i=1}^n g_i G_0 \exp\left(\frac{-t}{\tau_i^G}\right) \tag{7}$$

$$K(t) = K_0 \left( 1 - \sum_{i=1}^n k_i \right) + \sum_{i=1}^n k_i K_0 \exp\left(\frac{-t}{\tau_i^K}\right) \tag{8}$$

式中,  $G_0$  和  $K_0$  为瞬时剪切模量与瞬时体积模量。 假设松弛时间相同, 那么  $g_i$ ,  $k_i$  和  $\tau_i$  为 Prony 级数的未知材料参数,  $g_i$  是材料的松弛模量, 其代表材料对应力施加的响应能力。  $k_i$  是材料的初始模量, 其代表材料在未受到应力作用时的刚度。  $\tau_i$  是 Prony 级数中每个指数项的时间尺度, 描述了材料内部弛豫过程的时间尺度。 本研究采用 4 阶 Prony 级数 ( $n = 4$ ) 作为皮肤的黏弹性模型。

Then 等<sup>[15]</sup> 结合医疗成像方法对皮下组织以及肌肉力学性能进行了分析, 分别对于人体面部组织在水平方向 (与人体站立时轴线垂直的方向) 与竖直方向 (与人体站立时轴线平行的方向) 上进行实验, 采集拉伸力及位移数据。 在人体力学研究中, 真皮层的力学性能是影响皮肤各向异性的主要因素<sup>[1]</sup>。 皮下组织和肌肉组织的各向异性对于整体皮肤的力学行为影响较小。 因此本研究主要讨论真皮层组织的力学性能, 忽略皮下组织与肌肉组织的各向异性, 只考虑其超弹性力学行为。 皮下组织与肌肉采用各向同性二阶 Ogden 超弹性本构模型二阶 Prony 级数模型来描述其力学行为, 其材料参数<sup>[15]</sup> 数据见表 1 及表 2。 真皮组织被构建为轻度可压缩的具有各向同性线性黏弹性以及各向异性非线性超弹性的复杂材料。

表 1 皮下组织以及肌肉超弹性材料参数

Table 1 Subcutaneous tissue and muscle hyperelastic material parameters

	$i$	$\mu_i/\text{MPa}$	$\alpha_i$	$D_i/\text{MPa}^{-1}$
adipose	1	$3.07 \times 10^{-4}$	0.55	30.43
	2	$4.71 \times 10^{-8}$	43.45	1.20
muscle	1	$2.27 \times 10^{-4}$	0.38	88.00
	2	$3.60 \times 10^{-7}$	$3.60 \times 10^{-7}$	$4.37 \times 10^3$

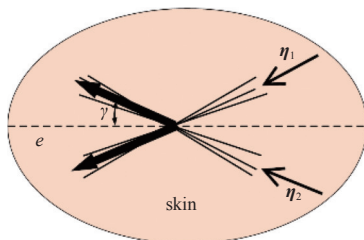


图 1 皮肤力学模型

Fig. 1 Skin mechanical model

表 2 皮下组织以及肌肉黏弹性材料参数

	$i$	$g_i$	$k_i$	$\tau_i/s$
adipose	1	$9.69 \times 10^{-1}$	$6.33 \times 10^{-1}$	$8.73 \times 10^{-3}$
	2	$1.38 \times 10^{-2}$	$1.61 \times 10^{-3}$	$3.92 \times 10^1$
muscle	1	$9.49 \times 10^{-1}$	$7.06 \times 10^{-1}$	$8.73 \times 10^{-3}$
	2	$1.74 \times 10^{-2}$	$1.73 \times 10^{-3}$	$3.92 \times 10^1$

## 1.2 有限元模型

基于 Then 等<sup>[15]</sup> 的实验, 使用有限元软件 Abaqus (6.14) 模拟了人体面部浅组织的多步位移控制应力松弛实验. 实验过程中通过贴片将刚性圆柱体 a 和 b 与皮肤充分黏合, 首先施加拉伸力作用于刚性圆柱体 b, 记录皮肤力位移曲线用以描述其超弹性力学行为; 保持拉伸状态 30 s 进行松弛, 分离出与时间相关的皮肤黏弹性力学特征. 面部皮肤真皮层平均厚度为 1.7 mm, 本研究模拟左侧面颊处皮肤, 此处皮肤皮下组织较薄但是肌肉组织发达. 建立一个  $20 \text{ mm} \times 40 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$  的长方体的有限元模型, 真皮层厚度 1.7 mm, 皮下组织厚度 2.3 mm, 肌肉组织厚度 4 mm, 真皮层胶原纤维优选方向  $\gamma = 50^\circ$ . 直径为 10 mm, 厚度为 2 mm 的刚性圆柱体 b 作为力与位移的施加对象, 皮肤各层组织之间的接触方式选取绑定约束, 底面采用完全固定约束. 刚性圆柱体与皮肤之间设置为刚性连接, 使其不发生相对位移. 真皮层 69 217 个 C3D8R 单元, 皮下组织 2717 个 C3D6 单元, 肌肉组织 30 129 个 C3D8RH 单元.

本研究共建立了 14 个分析步, 第 1 个分析步是刚性圆柱体 a 固定, 刚性圆柱体 b 在拉伸载荷作用下以  $0.45 \text{ mm/s}$  速率水平向右位移 2 mm 至  $b_1$  处. 第 2 个分析步是面部皮肤软组织进行松弛, a 与  $b_1$  均保持静止 30 s. b 在接下来的分析步中依次位移至  $b_2, b_3$  和  $b_4$  位置, 均进行 30 s 的松弛. 接下来 b 运动反向, 重复上述过程, 其有限元模型如图 2 所示.

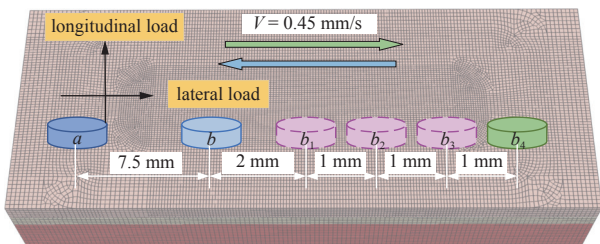


图 2 运动仿真示意图

Fig. 2 Motion simulation diagram

## 2 机器学习算法

随机森林 (random forest, RF) 是一种被广泛应用的集成机器学习算法, 其以众多决策树的集体智慧为基础, 通过集体决策来提高整体模型的性能. 对于回归问题, 随机森林算法将每棵树的预测结果求和并取平均值, 以此作为最终预测结果, 如图 3 所示. 支持向量回归 (support vector regression, SVR) 是一种基于支持向量机构建回归模型的机器学习算法. SVR 通过核函数将数据映射到高维特征空间中, 使得数据在新的空间中变得线性可分, 通过最大化间隔和控制误差来拟合训练数据.

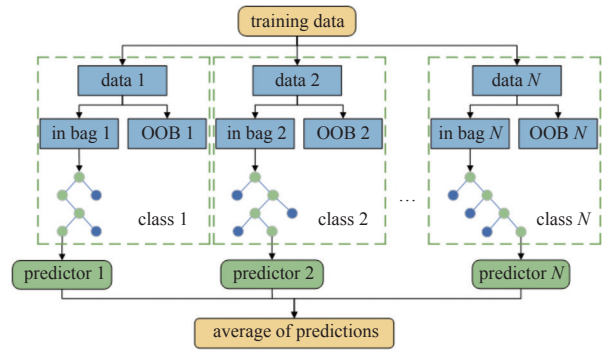


图 3 RF 结构图

Fig. 3 RF structure diagram

径向基函数核能够捕捉到复杂的非线性关系, 其公式如下

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2\right) \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{x}'$  为输入样本的特征向量,  $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2$  表示欧氏距离的平方,  $\gamma$  为控制径向基核函数变化速度的参数, 也被称为  $\gamma$  值. 利用随机森林进行人体面部皮肤参数反求问题流程图如图 4 所示. 基于 SVR 反求人体面部皮肤参数流程图如图 5 所示.

## 3 预测结果

### 3.1 数据准备

由于皮肤的力学表征主要由真皮层力学性能决定, 确定基础参数空间为真皮层 GOH 本构模型中的参数  $C_{10}, D, k_1, k_2$  和  $\kappa$ , Prony 级数中的  $g_i, k_i$  和  $\tau_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ) 以及皮下组织层 Odgen 本构模型中的  $\mu_1$ . 采用单变量分析对参数进行敏感性分析, 首先结合文献 [15] 确定相关参数范围,  $C_{10}$  ( $0.0006 \sim 0.0018$ ),  $\kappa$  ( $0.1 \sim 0.32$ ),  $k_1$  ( $0.004 \sim 0.012$ ),  $k_2$  ( $8 \sim 24$ ),  $g_1$  ( $0.3 \sim$

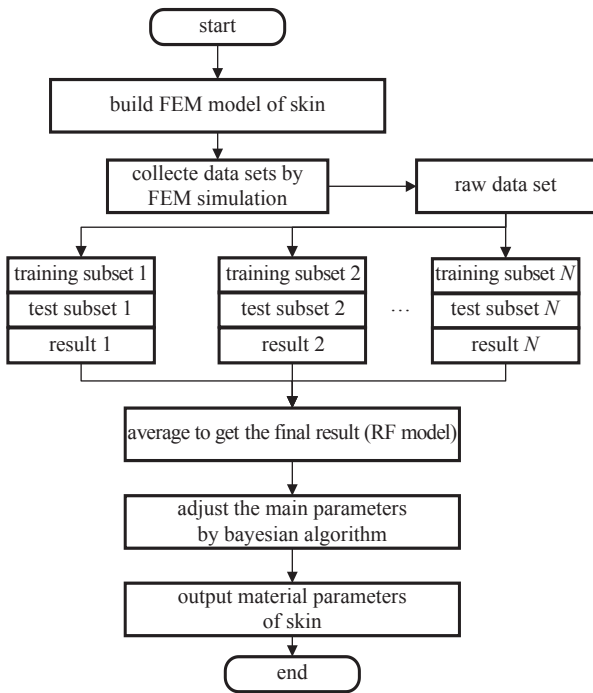


图 4 RF 算法流程图

Fig. 4 RF algorithm flowchart

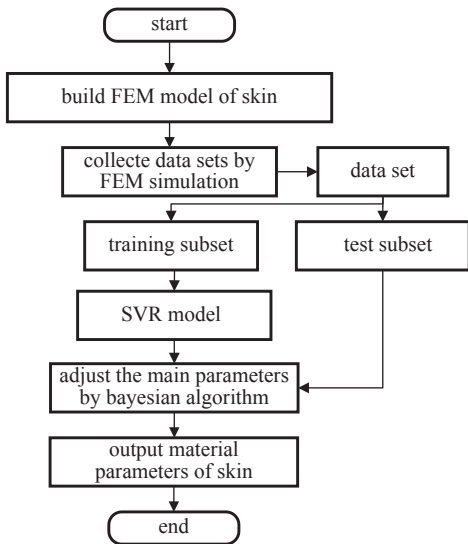


图 5 SVR 算法流程图

Fig. 5 SVR algorithm flowchart

0.87),  $g_2$  (0.035 ~ 0.11),  $g_3$  (0.04 ~ 0.013),  $g_4$  (0.05 ~ 0.15) 和  $D = 2.5439$ . 其次设定相对比例的步长值为参数数值的 50%. 保持其他参数不变, 逐步改变待分析参数的值. 最后按照步长减小参数的值, 重新计算皮肤松弛模型的输出, 并对计算结果进行归一化处理, 分析过程中将  $g_i$  看作  $g$  类参数 ( $k_i$  和  $\tau_i$  同理). 结果如图 6 所示, 由于  $\kappa$  取值受皮肤所属生物类别影响很大, 对于 25 岁健康人体面部皮肤这一生物材料其可取范围很小, 因此其余参数辅助描述人体皮肤

力学性能就十分必要了. 综合考虑参数敏感性分析结果与相关文献 [15], 按参数敏感性由高到低选取  $\kappa$ ,  $C_{10}$ ,  $k_1$  和  $k_2$  描述皮肤超弹性力学行为, 选取  $g_1$ ,  $g_2$ ,  $g_3$  和  $g_4$  描述皮肤黏弹性力学行为. 描述真皮层组织黏弹性的本构方程 Prony 级数中  $k$  类与  $\tau$  类参数设为不变量, 结合文献 [15] 得到的实验数据具体取值见表 3.

选取数据遵循规则: 样本点在取值空间均匀分布, 以尽可能地覆盖各个变量的不同取值情况; 引入一定程度的随机化, 以确保采样结果具有一定的随机性和多样性. 因此, 我们采用拉丁超立方方法 [32] 在范围内选取数据, 其能有效地避免采样结果的聚集或稀疏现象, 同时保证采样结果的均匀性和多样性. 结合应力松弛实验数据, 选取上述 8 个参数为机器学习模型的输入, 有限元模型的 35 个拉伸应力数据为输出, 共 600 组数据作为模型训练的数据库

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (10)$$

式中  $X'$  为归一化的结果,  $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  分别代表数据区间内的最大值与最小值. 本研究选择的 RF 与 SVR 都是集成模型, 其内部的基学习器自身都含有一定程度的正则化, 因此在数据预处理阶段不再额外加入正则化处理. 首先数据集被划分为 80% 训练数据集与 20% 测试数据集, 并使用式 (10) 中的函数对数

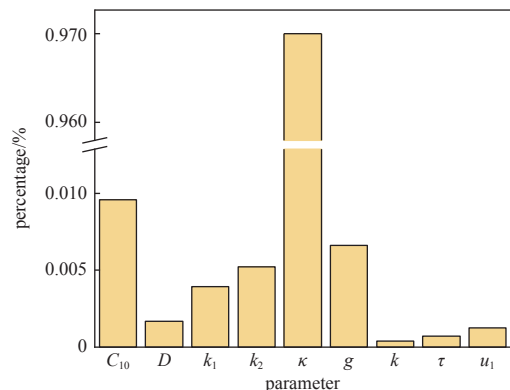


图 6 参数敏感性分析

Fig. 6 Parameter sensitivity analysis

表 3 真皮层 Prony 级数中  $k$  类与  $\tau$  类参数

Table 3  $k$  and  $\tau$  parameters in dermal Prony series

$i$	1	2	3	4
$k_i$	0.86	$4.29 \times 10^{-3}$	$8.59 \times 10^{-5}$	$2.60 \times 10^{-4}$
$\tau_i/s$	0.379	4.19	6.99	$1.80 \times 10^2$

据进行归一化处理. 之后基于贝叶斯优化设置超参数搜索范围和搜索次数, 比较不同超参数下的均方误差值, 直至找到最优超参数. 最后使用最优超参数重新训练模型, 之后对模型进行评估.

3.2 预测结果分析

本研究选择高斯过程作为代理模型并且通过交叉验证来验证评估指标  $R^2$ . 表 4 为 RF 与 SVR 模型的最优超参数取值, 其训练时间分别为 38.81 s 与 40.34 s. 将最优超参数带入 RF 机器学习模型, 得到了互相垂直的两个方向的真实值与预测值分布情况. 对于获得的不同方向的面部皮肤的材料参数进行处理, 得到一组在两个方向上均表现良好的面部皮肤本构模型的材料参数  $C_{10}$ ,  $k_1$ ,  $k_2$ ,  $\kappa$ ,  $g_1$ ,  $g_2$ ,  $g_3$  和  $g_4$ .

决定系数  $R$ -square ( $R^2$ ) 与均方误差  $RMSE$  作为模型的评估指标. 其中  $R^2$  表示模型的拟合程度,  $R^2$  越接近 1 代表模型拟合程度越高, 预测能力越好.

表 4 最优超参数取值

Table 4 Optimal hyperparameter value			
Hyperparameter space	Longitudinal loading	Lateral loading	
RF	$n\_estimator$	375	375
	$max\_depth$	58	75
	$max\_features$	0.45	0.42
SVR	$C$	24.4	22.3
	$\epsilon$	0.019	0.008
	$\gamma$	0.087	0.089

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n y_i - y_{ipred}}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

式中  $y_i$  为真实值,  $y_{ipred}$  为预测值,  $\bar{y}$  为真实值的平均值.  $RMSE$  表示预测值与真实值的偏差,  $RMSE$  的值越小代表偏差程度越小, 其公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_{ipred})^2} \quad (12)$$

式中,  $N$  为样本数量,  $y_i$  为真实值,  $y_{ipred}$  为预测值. RF 模型与 SVR 模型预测得到的面部皮肤的本构参数见表 5.

RF 模型与 SVR 模型对于人体面部皮肤本构模型参数的预测值与真实值的对比情况分别如图 7 及图 8 所示. 其横坐标分别为第 240 ~ 300 组数据, 也

表 5 本构参数预测结果

Table 5 Constitutive parameter prediction results		
Parameters	RF	SVR
$C_{10}/MPa$	$1.182 \times 10^{-3}$	$1.295 \times 10^{-3}$
$k_1/MPa$	$8.0 \times 10^{-3}$	$7.387 \times 10^{-3}$
$k_2$	15.9	19.67048
$\kappa$	0.28991	0.283555
$g_1$	0.58103	0.426354
$g_2$	$7.2003 \times 10^{-2}$	$4.704 \times 10^{-2}$
$g_3$	$8.7988 \times 10^{-2}$	$5.7362 \times 10^{-3}$
$g_4$	$9.976 \times 10^{-2}$	0.147698

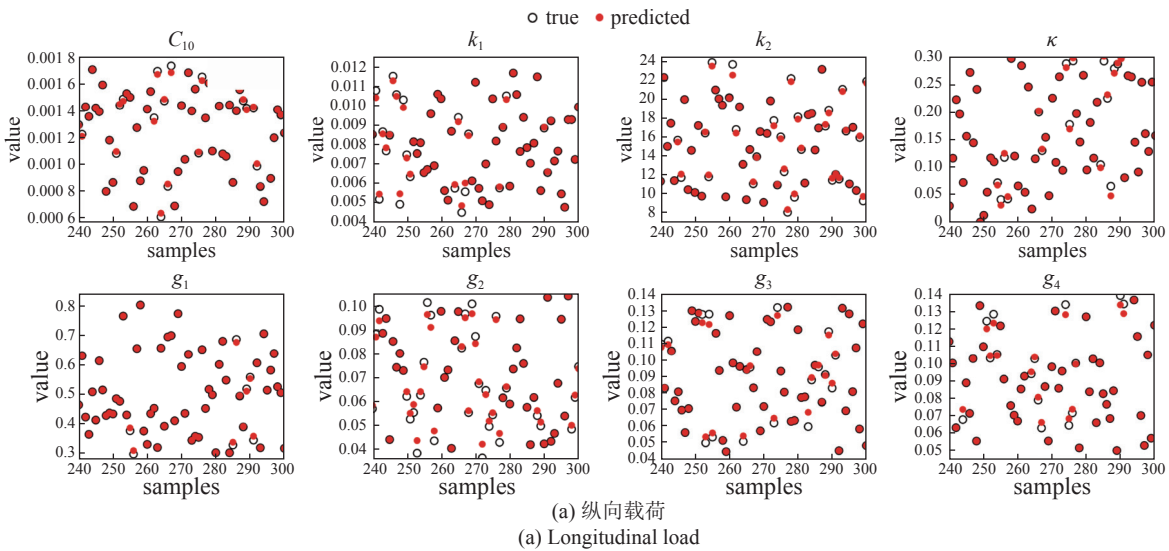


图 7 RF 模型超弹性和黏弹性参数预测值与真实值

Fig. 7 The prediction values of the hyperelastic and viscoelastic parameters of the RF model compared with the actual values

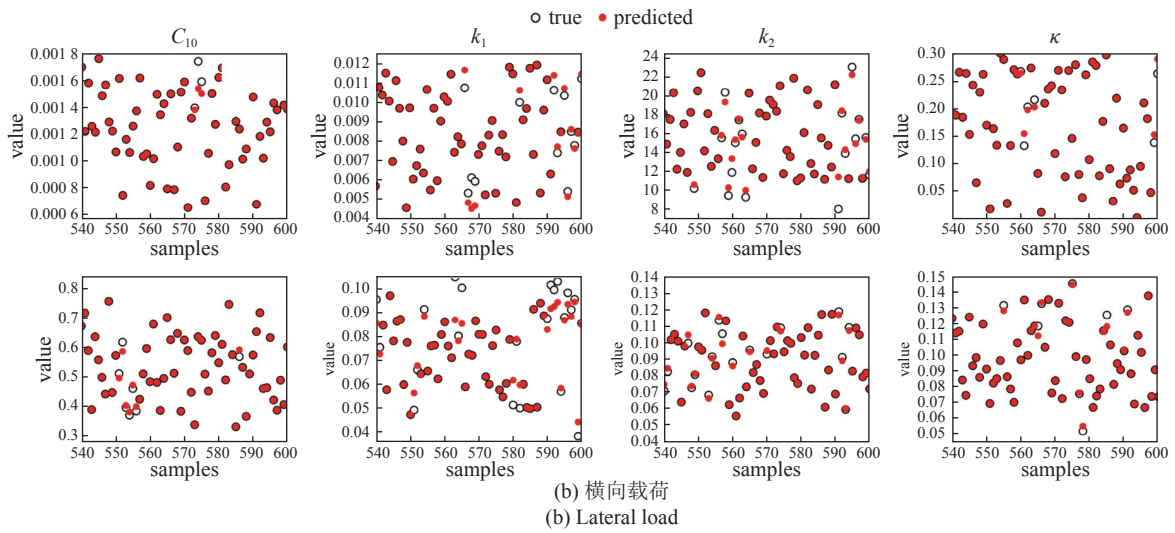


图 7 RF 模型超弹性和黏弹性参数预测值与真实值 (续)

Fig. 7 The prediction values of the hyperelastic and viscoelastic parameters of the RF model compared with the actual values (continued)

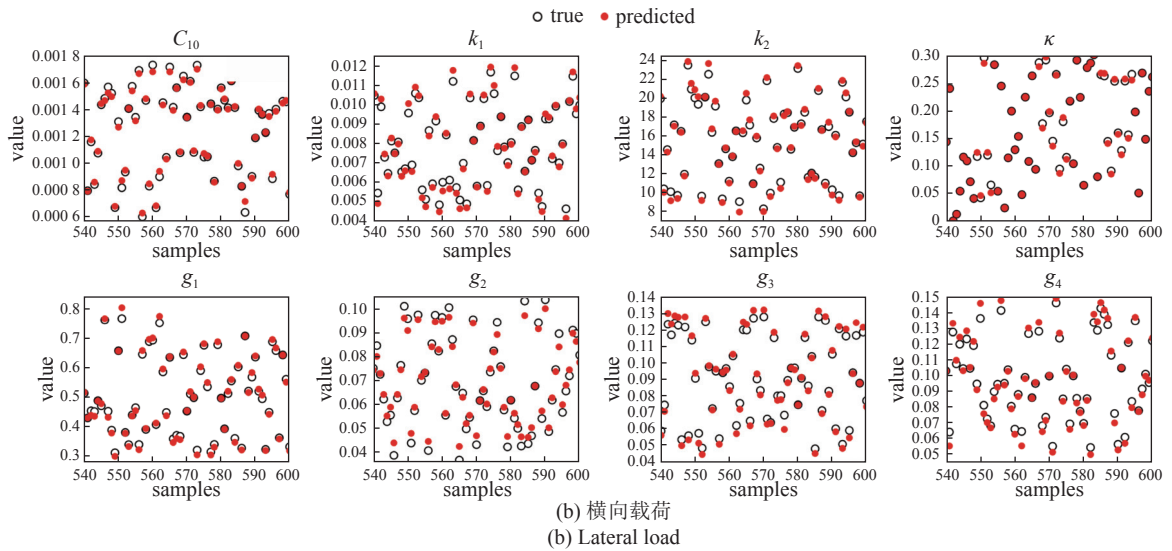
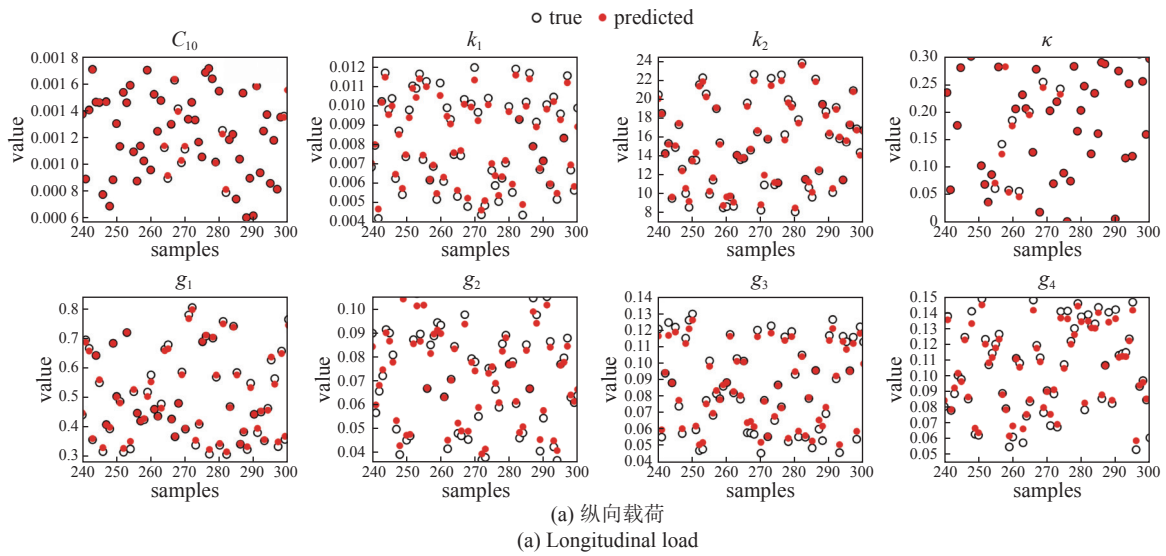


图 8 SVR 模型超弹性和黏弹性参数预测值与真实值

Fig. 8 The prediction values of the hyperelastic and viscoelastic parameters of the SVR model compared with the actual values



就是纵向拉伸作用下测试数据集部分;第540~600组数据,也就是横向拉伸作用下测试数据集部分;纵坐标为各参数的取值.图中实心圆(真实值)与空心圆(预测值)横坐标相同,纵坐标差异越小说明模型的预测值与真实值之间的误差就越小,预测值与真实值之间存在较高的一致性.在不同方向的拉伸力作用下,预测值与真实值并无明显差异,RF模型可以实现人体面部皮肤本构参数的精准预测,SVR模型预测的准确率较差.在同一方向的拉伸力作用下,各个参数间的相对误差具有明显差异,RF模型对于参数 $\kappa$ ,  $C_{10}$ ,  $g_1$ ,  $g_3$ 及 $g_4$ 预测结果均十分准确,为了区分识别其中的关键参数,接下来使用指标RMSE评估各个参数的预测准确率,对各个参数准确率进行量化分析.

结合Then等<sup>[15]</sup>的应力松弛实验的数据,分别利用SVR模型与RF模型对面部皮肤的本构参数进行反求.将得到的本构参数作为有限元仿真的输入,通过计算得到有限元仿真曲线与文献<sup>[15]</sup>中利用单纯形算法和基于响应面方法的有限元结果进行对比,结果如图9所示.

在不同方向的拉伸力作用下,面部皮肤组织呈现明显的各向异性,纵向拉伸力作用下拉伸力最大值为1.12 N,横向拉伸力作用下拉伸力最大值仅为0.64 N.按照实验过程把实验分为拉伸阶段和应力松弛阶段,在应力松弛阶段面部皮肤组织表现出了明显的时间依赖性力学行为.在拉伸阶段3种模型与实验曲线拟合程度均较高,而在应力松弛阶段各个模型的预测结果出现明显差异,其中单纯形算法预测结果与实验结果偏差最大.SVR模型在横向拉伸力作用下对于人体组织面部皮肤本构参数预测准确率较高,纵向拉伸力作用下较低.RF模型预测所得的不同方向拉伸力作用下的有限元响应曲线均可以很好地与实验曲线拟合.相较于SVR模型,由于RF模型基于多个决策树进行预测,对异常值和噪声的影响能力较强,不容易过拟合.因此其具有更好的泛化性,非常适合本研究中的小样本数据集参数反求问题.RF模型天然适用于处理非线性关系,不必再通过挑选合适核函数来解决非线性问题.

RF模型相较于其他模型对于多向拉伸力作用下的皮肤力学性能预测具有更好的拟合优度,其可以兼顾不同方向拉伸力的拟合结果准确度.单纯形算法预测准确率与机器学习模型相比较低,这说明

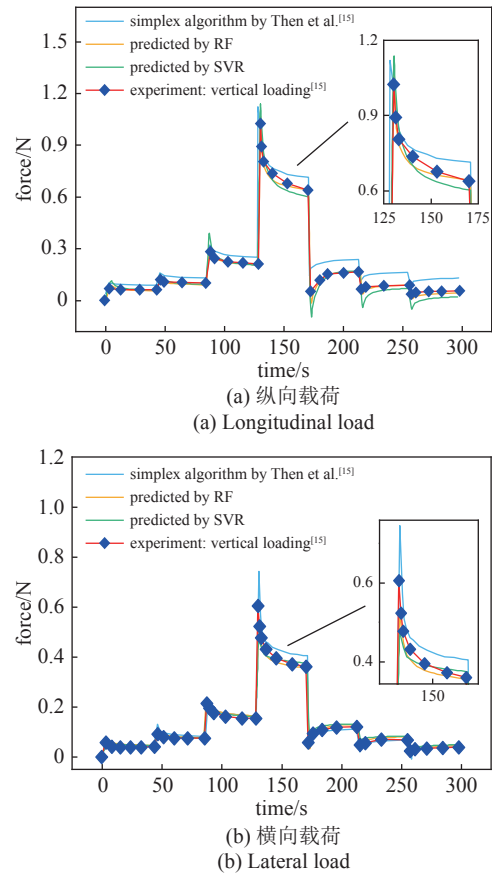


图9 模型预测结果与实验结果对比

Fig. 9 Comparison between the predicted results of the models and the experimental results

利用机器学习算法反求得到的人体面部组织本构参数可以帮助研究者建立较为准确的有限元模型,RF模型和SVR模型都是预测人们面部皮肤组织本构参数的有效方法,RF模型表现出更高的准确度.

SVR模型和RF模型面部皮肤组织本构参数预测的 $R^2$ 与RMSE结果对比如图10所示.RF模型与SVR模型对各个参数的预测均能达到较高的准确率,RF模型总体情况好于SVR模型.RF模型的整体决定系数 $R^2 = 0.983$ 大于SVR模型的整体决定系数 $R^2 = 0.956$ .图10(c)和图10(d)展示了RF模型与SVR模型各个参数的RMSE值对比情况,RF模型的RMSE均值为 $2.9 \times 10^{-3}$ ,小于SVR模型的RMSE均值 $3.5 \times 10^{-3}$ ,准确率更高.其中 $C_{10}$ 和 $g_1$ 的预测效果拟合优度总是很高( $R^2 > 0.96$ ),而 $k_2$ 和 $g_2$ 等参数的拟合优度较低.此外,通过对比图10(c)和图10(d)发现RF模型预测参数 $\kappa$ ,  $C_{10}$ 和 $g_1$ 的相对误差值RMSE均小于 $4.0 \times 10^{-3}$ ,并在两图中具有较高的一致性.图10(c)中参数 $g_3$ 和 $g_4$ 的RMSE值大于 $4.0 \times 10^{-3}$ ,与图10(d)相比发现明显差异性,这说明参数 $g_3$ 和

$g_4$  预测结果受拉伸力作用方向影响较大, 不能很好地兼顾皮肤组织全局力学性能. 因此, 利用面部皮肤

多向拉伸下的松弛实验挖掘其全局力学性能时,  $\kappa$ ,  $C_{10}$  和  $g_1$  为研究者重点关注的影响拉伸力响应曲线参数, 这与文献 [27] 的结论一致. 因此, 对于人体面部皮肤力学行为进行研究时, 研究者可以重点关注上述关键参数.

图 11 为刚性圆柱体  $b$  在拉伸载荷作用下位移至最大距离 5 mm 处, 皮肤组织进行 30 s 应力松弛前后的拉伸应力云图 (单位为 MPa). 皮肤在拉伸力作用下, 应力的最大值出现在真皮层中部位置, 佐证了在皮肤组织受到拉力作用时真皮层作为载荷的主要承担对象这一结论. 其拉伸应力最大值出现在真皮层组织中心, 并以圆环形式向周围递减, 真皮层的应力值大概为皮下组织的 6 倍. 经过 30 s 松弛后, 拉伸应力逐渐减小趋于稳定, 应力最大值减小了 42%, 进一步说明了面部皮肤组织的时间依赖性力学行为.

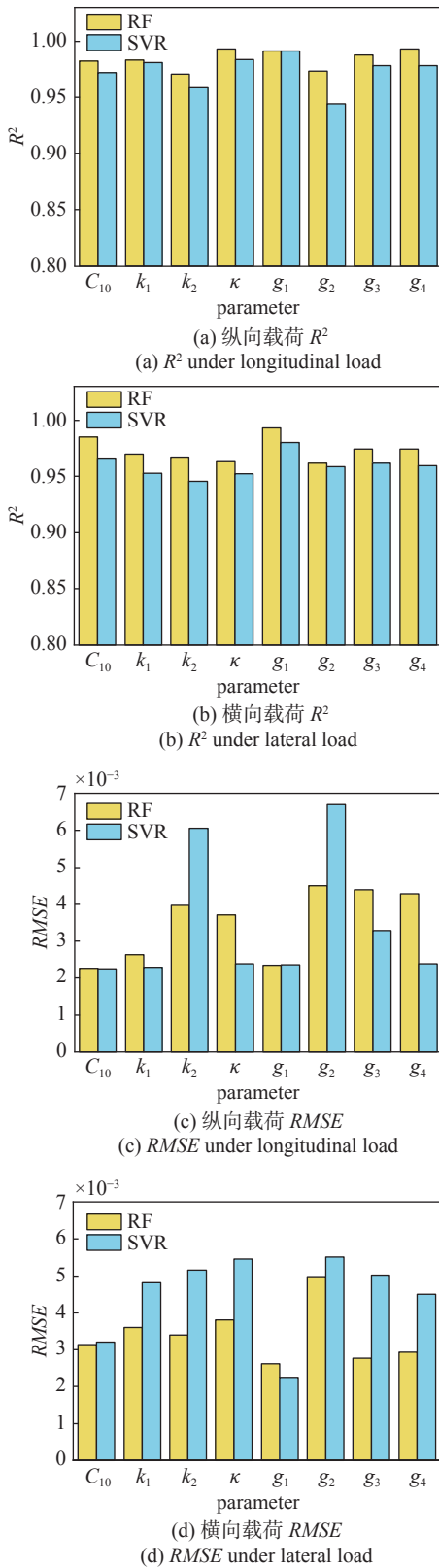


图 10 RF 模型与 SVR 模型预测性能比较

Fig. 10 Comparison of constitutive parameter prediction performance between RF and SVR

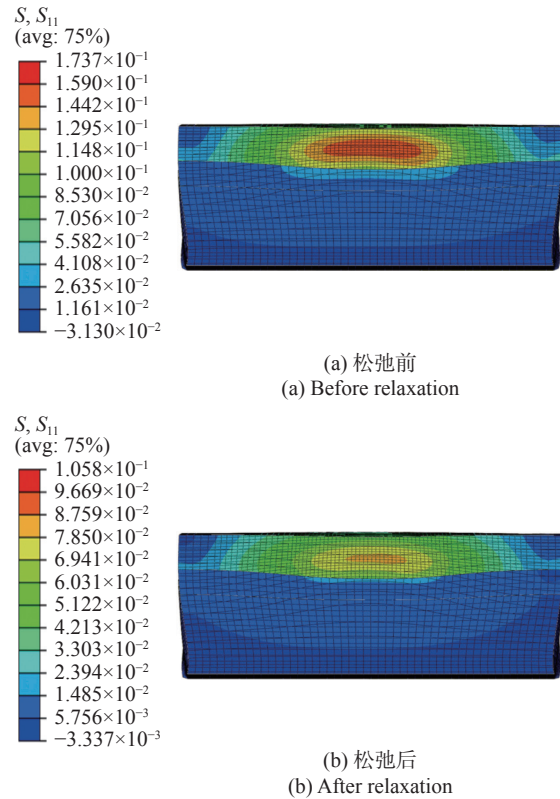


图 11 皮肤软组织松弛前后对比图

Fig. 11 Before and after skin soft tissue relaxation

### 4 结论

本研究提出了两种可靠的非侵入式的用于面部皮肤本构参数反求的方法. 首先通过多步位移控制法对皮肤的弹性力学性能与非弹性力学性能进行分离, 建立了面部皮肤多向拉伸下的应力松弛有限元

模型用于收集模型训练数据集. 然后利用 RF 与 SVR 模型对本构参数进行反求,  $R^2$  与  $RMSE$  指标用于不同机器学习模型的预测准确率评估, 对不同本构参数进行了敏感性分析. 最后利用实验数据验证了该方法的可靠性.

(1) 建立不同拉伸方向的拉伸力数据集对面部皮肤本构参数预测再整合, 利用位移控制的方法分离弹性与黏弹力学性能, 达到了兼顾皮肤各向异性超弹性力学特性与各向同性的黏弹力学特性的目的, 精准描述了皮肤复杂的力学性能.

(2) 对参数进行敏感性分析发现纤维束分散度  $\kappa$ ,  $C_{10}$  和  $g_1$  对皮肤的非线性拉伸力曲线影响较大,  $k_2$  及  $g$  类参数影响较小, 皮下组织与肌肉组织的本构参数影响最小, 皮肤力学性能主要由真皮层决定.

(3) SVR 与 RF 在面部皮肤本构参数预测上均表现优越, 在本研究中随机森林模型决定系数高于支持向量机模型, 均方误差低于支持向量机模型, 表现出更高的准确率以及可靠性.

## 参 考 文 献

- Mostafavi YJ, Baqersad J. Mechanical modeling and characterization of human skin: A review. *Journal of Biomechanics*, 2022, 130: 110864
- Laiacina D, Cohen JM, Coulon K, et al. Non-invasive in vivo quantification of human skin tension lines. *Acta Biomaterialia*, 2019, 88(1): 141-148
- Ayadh M, Abellan M, Guillermin A, et al. Characterization of the anisotropy of the natural human cheek skin tension in vivo. *Journal of Biomechanics*, 2023, 157: 111734
- Boyer G, Pailler C, Molimard J, et al. Noncontact method for in vivo assessment of skin mechanical properties for assessing effect of ageing. *Medical Engineering & Physics*, 2012, 34(2): 172-178
- Kruger U, Josyula K. A statistical machine learning approach linking molecular conformational changes to altered mechanical characteristics of skin due to thermal injury. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2023, 141: 105778
- Hsu CK, Lin HH, Harn H, et al. Mechanical forces in skin disorders. *Journal of Dermatological Science*, 2018, 90(3): 232-240
- Gupta G, Chanda A. Artificial skin with varying biomechanical properties. *Materials*, 2022, 62(2): 3162-3166
- Zhao Y, Feng B, Lee J, et al. A multi-layered model of human skin elucidates mechanisms of wrinkling in the forehead. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2020, 105: 103694
- Tang YS, Liu S, Deng Y, et al. An improved method for soft tissue modeling. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 65: 102367
- Mohammadi H, Ebrahimi A, Maftoon N. Fracture behaviour of human skin in deep needle insertion can be captured using validated cohesive zone finite-element method. *Computers in Biology and Medicine*, 2021, 139: 104982
- Jee T, Komvopoulos K. In vitro measurement of the mechanical properties of skin by nano/microindentation methods. *Journal of Biomechanics*, 2014, 47(5): 1186-1192
- Calvo-Gallego J, Domínguez J, Gómez Cía T, et al. Comparison of different constitutive models to characterize the viscoelastic properties of human abdominal adipose tissue. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2018, 80: 293-302
- Alliliche W, Renaud C, Cros JM, et al. Numerical simulation of mechanical tests on a living skin using anisotropic hyperelastic law. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2023, 141: 105755
- Sutula D, Elouneq A, Chouly F, et al. An open source pipeline for design of experiments for hyperelastic models of the skin with applications to keloids. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2020, 112: 103999
- Then C, Stassen B, Depta K, et al. New methodology for mechanical characterization of human superficial facial tissue anisotropic behaviour in vivo. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2017, 71: 68-79
- Kang MJ, Kim B, Hwang S, et al. Experimentally derived viscoelastic properties of human skin and muscle in vitro. *Medical Engineering and Physics*, 2018, 61: 25-31
- Moučka R, Sedláčik M, Pátíková Z. Fractional viscoelastic models of porcine skin and its gelatin-based surrogates. *Mechanics of Materials*, 2023, 177: 104559
- Balogun AL, Tella A. Modelling and investigating the impacts of climatic variables on ozone concentration in Malaysia using correlation analysis with random forest, decision tree regression, linear regression, and support vector regression. *Chemosphere*, 2022, 299: 134250
- Liu GR. FEA-AI and AI-AI: Two-way deepnets for real-time computations for both forward and inverse mechanics problems. *International Journal of Computational Methods*, 2019, 16(8): 1950045
- Wang Y, Sang JB, Ao R, et al. Numerical simulation of deformed red blood cell by utilizing neural network approach and finite element analysis. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2020, 23(15): 1190-1200
- Silva MET, Parente MPL, Brandão S, et al. Characterizing the biomechanical properties of the pubovisceralis muscle using a genetic algorithm and the finite element method. *Journal of Biomechanics*, 2018, 71(11): 100-110
- Liu ML, Liang L, Sun W. Estimation of in vivo constitutive parameters of the aortic wall using a machine learning approach. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2019, 347: 201-217
- Sundaresh SN, Finan JD, Elkin BS, et al. Viscoelastic characteriza-

- tion of porcine brain tissue mechanical properties under indentation loading. *Brain Multiphysics*, 2021, 2: 100041
- 24 Martonová D, Holz D, Duong MT, et al. Smoothed finite element methods in simulation of active contraction of myocardial tissue samples. *Journal of Biomechanics*, 2023, 157: 111691
- 25 李洋, 桑建兵, 敖日汗等. 基于仿真和智能算法骨骼肌超弹性本构参数的反演方法研究. *力学学报*, 2021, 53(8): 1449-1456 (Li Yang, Sang Jianbing, Ao Rihan, et al. Research on inversion method of hyperelastic constitutive parameters of skeletal muscles based on simulation and intelligent algorithm. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(8): 1449-1456 (in Chinese))
- 26 Groves B, Coulman A, Birchall C, et al. An anisotropic, hyperelastic model for skin: Experimental measurements, finite element modelling and identification of parameters for human and murine skin. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 2013, 18: 167-180
- 27 魏新宇, 桑建兵, 张睿琳等. 基于机器学习软骨细胞的时间依赖性力学行为及本构参数反演. *力学学报*, 2022, 54(11): 3215-3222 (Wei Xinyu, Sang Jianbing, Zhang Ruilin, et al. Time-dependent mechanical behavior and constitutive parameter inversion of chondrocytes based on machine learning. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2019, 54 (11): 3215-3222 (in Chinese))
- 28 Arbabi V, pouran B, Campoli G, et al. Determination of the mechanical and physical properties of cartilage by coupling poroelastic-based finite element models of indentation with artificial neural networks. *Journal of Biomechanics*, 2016, 49(5): 631-637
- 29 Minnoor M, Baths V. Diagnosis of breast cancer using random forests. *Procedia Computer Science*, 2023, 218: 429-437
- 30 曹冲, 程林松, 张向阳等. 基于多变量小样本的渗流代理模型及产量预测方法. *力学学报*, 2021, 53(8): 2345-2354 (Cao Chong, Cheng Linsong, Zhang Xiangyang, et al. Seepage proxy model and production forecast method based on multivariate and small sample. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(8): 2345-2354 (in Chinese))
- 31 Duan SY, Han X, Liu GR. Two-way trumpetnets and tubenets for identification of material parameters//Artificial Intelligence for Materials Science. Cham: Springer, 2021: 59-91
- 32 Sheikholeslami R, Razavi S. Progressive latin hypercube sampling. an efficient approach for robust sampling-based analysis of environmental models. *Environmental Modelling & Software*, 2017, 93: 109-126