

基于神经网络-遗传算法的步态修正与优化方法在膝关节康复中的应用

摘要

步态调整策略对全膝关节置换术的整体成功起着重要作用。有许多基于多体动力学(MBD)分析的研究将膝关节内收力矩降至最低,以减轻膝关节负荷。在不考虑实际接触压力的情况下,减小膝关节内收力矩有其自身的局限性。此外,基于MBD的框架主要依赖于迭代试错分析,相当耗时。本研究将时延神经网络(TDNN)嵌入到遗传算法(GA)中,作为一种经济有效的计算框架来最小化接触压力。进行了多体动力学和有限元分析,以计算步态运动学/动力学以及所产生的许多实验性步态试验的接触压力。训练TDNN来学习步态参数(输入)和接触压力(输出)之间的非线性关系。然后将训练好的网络作为基于遗传算法的全局优化中的实时代价函数,以计算与每个潜在步态模式相关联的接触压力。解决了两个优化问题:一是膝关节屈曲角度在正常模式范围内,二是允许膝关节屈曲角度增加到超出正常行走的范围。通过多体动力学和有限元分析对所设计的步态模式进行了评价。

与文献相比,TDNN-GA产生了真实的步态模式,可以有效地降低胫股内侧膝关节的接触压力。第一种优化步态模式通过改变相邻关节运动学降低膝关节接触压力高达21%,同时在正常行走的情况下保持膝关节屈曲。第二种优化步态模式通过略微增加膝关节屈曲度实现了更有效的压力降低(25%),但代价是踝关节力显著增加。该方法是一种具有成本效益的计算技术,可用于设计不同关节置换的多种康复策略。

关键词: 步态修改、胫股关节、时延神经网络、遗传算法、接触压力

1. 引言

全膝关节置换术(TKA)后,康复策略对于加速患者康复(Isaac等人,2005年,Klein等人,2008年),加强关节功能(Moffet等人,2004年,Rahmann等人,2009年),减少步态不对称(Zeni Jr等人,2011年),以及增加膝关节假体的耐用性和寿命(Fransen等人,2011年,Mont等人,2006年)具有重要意义。步态康复主要是通过对人体步态模式的细微改变来减轻膝关节负荷。然而,认识到关节卸载所需的协同运动学变化是一项具有挑战性的任务,因此,已经使用计算方法来简化设计过程。据我们所知,目前关于步态调整策略的大多数文献都是通过多体动力学(MBD)分析来设计的(Barrios等人,2010,Barrios和Davis,2007,Fregly等人,2009,Hunt等人,2008,Mündermann等人,2008,Willson等人,2001,Ackermann和van den Bogert,2010,Anderson和Pandy,2001,Fregly等人,2007)。然而,在这类研究中的迭代“试错”MBD分析是相当耗时的,这限制了该方法的适用性和通用性。因此,最大限度地降低计算成本的经济有效的计算框架尤其令人感兴趣。

除了计算成本之外,传统的基于MBD的框架还没有很好地解决许多方面的问题。首先,基于MBD的方法试图降低膝关节内收力矩(Kam)的峰值,这并不总是一个可靠的测量方法,因为降低Kam不一定会降低膝关节负荷(Walter等人,2010年);并且这种方法的结果对所选择的参考系(例如实验室、浮动参考系)很敏感(Lin等人,2001年,Shull等人,2012年)。其次,关节卸载步态模式可能会减少关节面的接触面积,从而不利地增加膝关节的接触压力(D'Lima等人,2008年)。因此,降低接触压力是康复设计的首要目标。然而,传统的计算框架本质上无法在设计过程中考虑接触压力,因为传统方法需要一个显式的代价函数,而步态运动学和所产生的接触压力之间的关系此前并没有明确说明。此外,预测接触压力需要实施有限元分析(FEA),这反过来又增加了计算成本(Halloran等人,2010年)。因此,省去迭代有限元分析的高性价比替代物具有显著的优势。第三,以往的研究未能就膝关节屈曲对膝关节卸载的贡献达成普遍共识。膝关节屈曲是一个关键的协同参数,在康复模式的临床执行过程中经常会增加(Barrios等人,2010,Fregly等人,2007,van den Noort等人,2013)。几项研究得出结论,增加膝关节屈曲会减少Kam(Fregly等人,2009,Fregly,2008,Fregly等人,2007),而其他研究表明它与Kam无关(Creaby等人,2013年),甚至可能增加膝关节承重面的接触压力(D'Lima等人,2008年)。为了加深我们对膝关节屈曲对膝关节卸载

的贡献的了解，需要进行系统的研究。

人工神经网络(ANN)和遗传算法(GA)是生物力学领域的两项较新技术。人工神经网络(ANN)可以作为实时代理模型，具有学习非线性关系的能力。一旦一组输入和相应的输出呈现给网络，它就会“学习”输入和输出之间的因果交互。给定一组新的输入，训练好的神经网络(代理模型)可以概括该关系以产生相关的输出。因此，特别是当原始模型需要重复耗时的计算时，ANN代理可以具有显著的优势。例如，ANN已被广泛用作有限元分析的代理(Campoli等人，2012，Hambli，2010，Hambli，2011，Naito and Torii，2005，Lu等人，2013，Simic等人，2011，Zadlight等人，2012)。遗传算法是一种时间效率高的全局优化技术，它搜索整个数据空间以找到最优解(Goldberg，1989)。在每一次迭代中，只有更好地优化代价函数的潜在候选者才能存活到下一次迭代。这样，无论初始点如何，搜索数据空间都会被迭代修改，遗传算法将快速收敛到全局最优解。这反过来又保证了该方法的健壮性，并最大限度地减少了寻找最佳解所需的计算工作量。此外，遗传算法能够处理多变量数据空间、非线性输入输出相互作用和非显式、非微分代价函数。

因此，本研究的总体目标是开发一种时延神经网络(TDNN)和遗传算法(GA)的混合框架，以解决上述文献的局限性。具体地说，本研究旨在(1)优化步态模式，以最小化膝关节关节面的接触压力；(2)研究膝关节屈曲在膝关节卸载中的作用。与现有文献中的膝关节康复方法相比，该方法的优点也进行了比较。

2. 材料和方法

拟议的计算方法在以下步骤中得以实现：

步骤 1) 从文献中获得实验性步态分析数据(第 2.1 节)，并将其导入MBD分析中以计算步态运动学和动力学(第 2.2 节)。通过MBD预测膝盖的弯曲角度和三维膝关节的载荷，然后将其用作边界条件和载荷轮廓，用于有限元仿真以计算接触压力(见第 2.3 节)。然后通过许多运动学的特征和相应的最大接触压力值(CPRESS-max)(第 2.4 节)概述了步态试验。

步骤 2) 训练了延时神经网络(TDNN)，以学习运动学的特征作为输入与相应的CPRESS-max值作为输出之间的非线性关系(第 2.5 节)。

步骤 3) 实施遗传算法 (GA) 来搜索最佳运动学特征 (最优化变量), 该特征将膝盖关节轴承表面的CPRESS-max降至最低。在该遗传算法中, 受过训练的TDNN用作实时代价函数以计算目标值 (CPRESS-max) (第 2.6 节)。

2.1 实验步态数据

从文献 (<https://simtk.org/home/kneeloads>; 2013 年 6 月获取) 中获得了具有单侧TKA (女性, 身高 167 cm, 质量 78.4 kg) 的单个受试者的实验步态分析数据。受试者以各种不同的步态模式行走, 包括正常, 内侧推力, 躯干摇摆, 步行杖, 弹性, 蹲伏, 平稳和前脚打击。内侧推力, 躯干摇摆和步行杆是膝关节康复策略, 旨在降低KAM, 而其余的步态试验则采用不同的步行模式, 以覆盖受试者的可执行步态。与正常行走相比, 受试者行走时的骨盆倾斜度略有降低, 骨盆轴向旋转度和腿屈曲度略有升高, 以实现内侧推力模式。对于躯干摇摆模式, 对象以躯干在站立的腿上方的额面中的侧向倾斜增加的方式行走。在步行杖中, 受试者使用双侧杖作为助行器。对于每种步态, 在相同的步行条件下, 以自行选择的速度重复进行五次步态试验。每个试验共收集了两个完整的步态周期, 从而得出数据, 总共 84 个数据集。有关更多详细信息, 请参见 (Fregly等人, 2012)。步态试验是根据标记的轨迹数据 (Motion Analysis Corp., 加利福尼亚州圣罗莎) 和地面反作用力 (AMTI Corp., 马萨诸塞州沃特敦) 进行记录的。

2.2 多体动力学

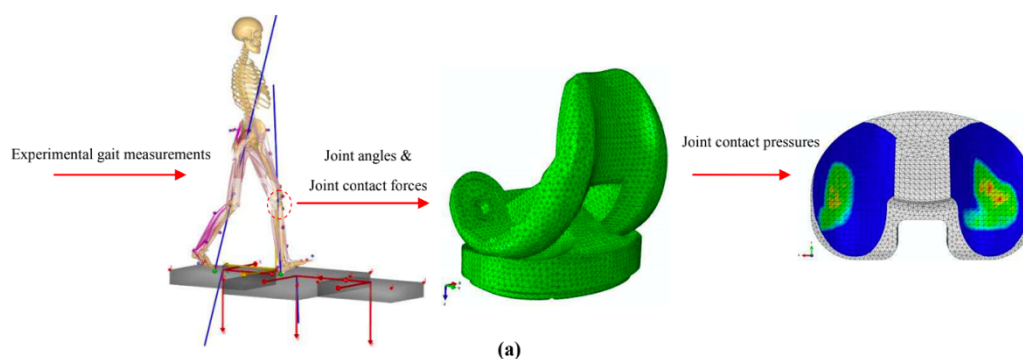
实验性地面反作用力和标记轨迹被导入三维多体动态仿真软件AnyBody建模系统 (5.2 版, AnyBody Technology, 奥尔堡, 丹麦)。在基于特温特大学下肢模型 (TLEM) 的AnyBody软件中使用了下肢肌肉骨骼模型 (Klein Horsman, 2007)。该模型可在AnyBody出版的资料库中找到, 具有 160 个肌肉单元以及脚, 大腿, 骨, 小腿, 躯干和胸部。髋关节被建模为具有三个自由度 (DOF) 的球形关节: 屈伸, 外展, 内收和内外旋转。膝关节被建模为只有一个自由度进行屈伸的铰链关节, 而踝距下复合体被认为是全关节。由于做出了简化膝关节和刚性多体的假设, 因此MBD分析中未考虑详细的膝关节植入物。在每个完整的步态周期中, 沿内侧, 外侧, 近端和前后方向排列的膝关节屈曲角和三维膝关节负荷都进行了计算。一个完整的步态周期定义为从腿的后跟撞击到同一条腿的后跟撞击的时间

(Vaughan等, 1992)。然后将计算标准化为 100 个样本, 代表一个完整的步态周期。然后, 膝盖屈曲和三维膝关节负荷作FEA的边界条件和负荷曲线。

2.3 有限元法

典型的胫股膝关节植入物以商业有限元包装为模型; ABAQUS/Explicit (版本 6.12 Simulia Inc., 普罗维登斯, 罗得岛州) 使用计算机辅助设计 (CAD), 临床上可使用固定支承膝关节植入物。膝关节植入物包括两个主要部分。股骨组件和胫骨插入物。刚体假设应用于两个部分, 两个接触体之间定义了简单线性弹性基础模型 (Halloran等, 2005)。四面体 (C3D10M) 元素用于在ABAQUS中对模型进行网格划分。通过五步 (8、4、2、1 和 0.5 mm) 将元件尺寸从 8 mm减小到 0.5 mm来测试收敛性。溶液在接触压力 ($\leq 5\%$) 上收敛, 分别有超过 86000 和 44000 个元素代表股骨成分和胫骨插入物。这也与先前对类似有限元模型进行的个网格收敛研究相一致 (Abdelgaied等, 2011; Halloran等, 2005)。通过基于惩罚的方法将股骨组件与胫骨插入物之间的物理相互作用考虑为表面到表面接触 (股骨为主表面, 胫骨为从动表面), 其中各向同性摩擦系数为 0.04 (Abdelgaied等, 2011; Halloran等, 2005)。在所有可用的自由度中, 将胫骨插入物限制在位置, 并且仅允许股骨组件在从MBD分析获得的三维载荷下屈伸。该模型针对每次增量计算每个节点处的接触压力。在所有模拟框架上都创建了一个输出字段, 以计算整个步态周期中接触压力的最大值 (CPRESS-max)。由于内侧隔室的CPRESS-max 值 (Schipplein和Andriacchi, 1991), 该部分将在其余研究中考考虑 (图 1a)。

Figure 1



2.4 特征提取

在一个完整的步态周期中, 关节可移动的程度(运动范围)及其对应的运动绝对值直接影响人体步态质量和关节负荷。例如, 增加髋关节内收角或髋关节内旋的“最大”值会降低KAM“峰值”(Barrios等人, 2010年)。另一方面, 为了设计一个真实的步态调整策略, 运动学模式的总体趋势不能与人类的自然行走习惯有明显的不同, 否则模式是患者不能接受和执行的。因此, 只需要对运动波形的关键特征进行次修改, 同时应保持总体趋势的一致性。因此, 步态运动学通过总共 39 个描述性运动学特征来概括(表 1 和图 1b)。这些特征已经在文献中被建议用于多项研究, 例如步态分析(Collins等人, 2009, Gates等人, 2012a, Gates等人, 2012b)、步态分类(Armand等人, 2006年)、关节负荷评估(Simonsen等人, 2010年)以及联合协调(Wang等人, 2009年)。然后允许运动学特征(优化变量)在相应的实验值范围内变化加上 $\pm 20\%$ 的变化, 以覆盖受试者的全部可执行运动模式的跨度。接触压力也以步态周期内出现的最大压力值(CPRESS-max)为特征。

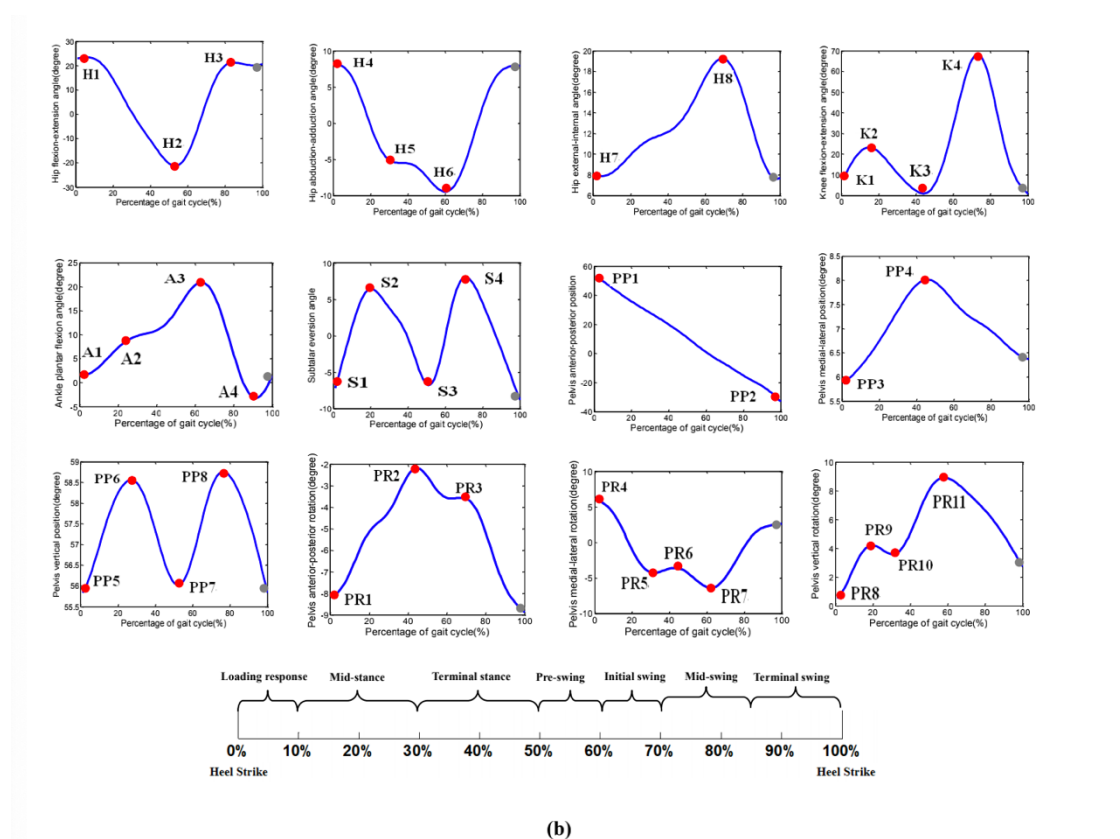


Figure 1 (a) Experimental gait measurements were imported into multi-body dynamics analysis to calculate joint kinematics/kinetics which were then used by finite element analysis to calculate contact pressure (b) Joint angles were parameterized by extremum features (red circles). Due to the periodicity of the gait, joint angle values at the end of the gait cycle (gray points) were equal to the initial values at 0% of the gait cycle except for pelvis anterior-posterior position.

Table 1 Description of gait kinematic features

Joint	Kinematic feature	Description
Hip	H1	Hip flexion at initial contact
Hip	H2	Maximum hip extension at stance
Hip	H3	Maximum hip flexion at swing phase
Hip	H4	Hip abduction at initial contact
Hip	H5	Maximum hip adduction at midstance phase
Hip	H6	Maximum hip adduction at stance phase
Hip	H7	Hip external rotation at initial contact
Hip	H8	Maximum hip internal rotation at swing phase
Knee	K1	Knee flexion at initial contact
Knee	K2	Maximum knee flexion at stance
Knee	K3	Maximum knee extension at stance
Knee	K4	Maximum knee flexion at swing phase
Ankle	A1	Ankle flexion at initial contact
Ankle	A2	Maximum ankle dorsiflexion at midstance
Ankle	A3	Maximum ankle dorsiflexion at stance
Ankle	A4	Maximum ankle plantar flexion at swing phase
Subtalar	S1	Subtalar inversion at initial contact
Subtalar	S2	Maximum subtalar eversion at stance
Subtalar	S3	Maximum subtalar inversion at stance
Subtalar	S4	Maximum subtalar eversion at swing
Pelvis	PP1	Maximum posterior tilt of pelvis
Pelvis	PP2	Maximum anterior tilt of the pelvis
Pelvis	PP3	Maximum lateral obliquity of the pelvis
Pelvis	PP4	Maximum medial obliquity of the pelvis
Pelvis	PP5	Pelvis vertical position at initial contact
Pelvis	PP6	Maximum pelvis upward position at stance
Pelvis	PP7	Maximum pelvis downward position at stance
Pelvis	PP8	Maximum pelvis upward position at swing
Pelvis	PR1	Pelvis anterior rotation at initial contact
Pelvis	PR2	Maximum pelvis posterior rotation at stance
Pelvis	PR3	Maximum pelvis posterior rotation at swing
Pelvis	PR4	Pelvis medial rotation at initial contact
Pelvis	PR5	Maximum pelvis lateral rotation at stance
Pelvis	PR6	Maximum pelvis medial rotation at stance
Pelvis	PR7	Maximum pelvis lateral rotation at swing
Pelvis	PR8	Pelvis axial rotation at initial contact
Pelvis	PR9	Maximum pelvis axial rotation to the left at stance
Pelvis	PR10	Minimum pelvis axial rotation to the right at stance
Pelvis	PR11	Maximum pelvis axial rotation to the left at swing

2.5 时延神经网络

采用时延神经网络 (TDNN) 对运动学特征 (39 个输入) 与 CPRESS-max 值 (1 个输出) 之间的高度非线性关系进行建模。然后将训练好的网络作为实时代价函数嵌入优化过程 (GA) 中, 以计算目标值 (CPRESS-max)。TDNN 结构由前馈神经网络组成, 其中将抽头延迟线添加到输入层 (图 2)。

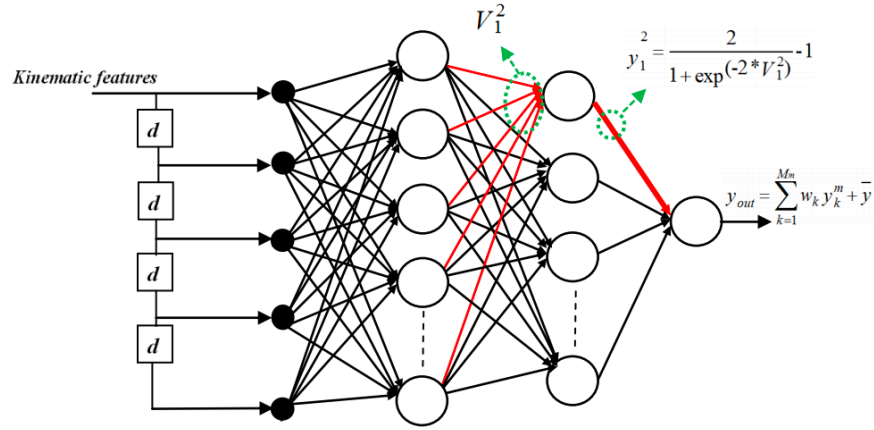


Figure 2 A schematic diagram of a four-layer TDNN used in this study. The network calculated the maximum values of contact pressure (output) based on gait features (inputs).

与其他类型的神经网络类似, 许多处理器单元 (神经元) 以特定配置 (层) 排列。所有输入的加权和被馈送到每个隐藏神经元, 其中激活函数作用于该加权和以产生隐藏神经元的输出。所有隐藏的神经元都使用“双曲正切Sigmoid”函数激活, 该函数将其输入信号线性缩放到 $[-1, 1]$ 间隔:

$$y_j^m = \frac{2}{1 + \exp(-2 * V_j^m)} - 1 \quad j = 1, 2, \dots, M_m$$

其中, y_j^m 是位于第 m 个隐藏层的第 j 个隐含神经元的输出, M_m 是位于第 m 个隐藏层的隐含神经元的数目, $V_j^m(n)$ 是从上一层馈送到第 m 个隐藏层的第 j 个隐含神经元的信号的加权和:

$$V_j^m = \sum_{k=1}^{M_{m-1}} (y_k^{m-1} * W_{jk}) + b_j \quad j = 1, 2, \dots, M_m, \quad k = 1, 2, \dots, M_{m-1}$$

其中 W_{jk} 是第 $(m-1)$ 层的第 k 个神经元的输出 (y_k^{m-1}) 与第 m 个隐层的第 j 个隐含神经元之间的权重, 偏差值为 b_j , M_m 和 M_{m-1} 分别是第 m 层和 $(m-1)$ 层的神经元数目。所有隐藏神经元的输出的加权和也被馈送到由“纯直线”函数激活的

单个输出节点：

$$y_{out} = \sum_{k=1}^{M_m} w_k y_k^m + \bar{y}$$

其中 \bar{y} 是输出偏置。

使用缩放共轭梯度算法(SCG)训练TDNN(Møller, 1993)。从MBD和FEA获得的可用数据空间随机分为三个主要部分：训练(70%)、验证(15%)和测试(15%)子集。训练和验证子集用于训练网络，而测试子集不包括在训练中。验证子集上的网络预测误差暗示了网络学习输入-输出因果关系(准确性)的精确度。另一方面，测试子集上的网络预测误差表明训练后的网络可以在多大程度上概括新输入的这种因果关系(概括性)。一般而言，FFANN的结构将在“预测精度”和“一般性”之间建立一个折衷。虽然增加隐含神经元/层的数量会提高预测精度，但使用太多的神经元会降低通用性，增加测试误差。因此，根据测试和验证子集的网络预测误差来确定隐藏层和隐藏神经元的数量。输入延迟也是由试错法确定的。

2.6 遗传算法

在本研究中，步态优化陈述如下：

$$\text{Minimize } Y: Y = U(X) \quad AX \leq b, \quad X_L \leq X \leq X_U$$

其中 Y 是CPRESS-max， X 是优化变量(运动学特征)， U 是训练的TDNN。优化变量(X_L 和 X_U)的上下限由实验步态试验加上 $\pm 20\%$ 的变异得到。矩阵 A 和向量 b 描述了线性不等式约束，以便控制步态运动学的自然趋势(附录)。采用遗传算法(GA)搜索能够最小化CPRESS-max的运动学特征。运动学特征(优化变量)被配置为称为个体($N=39$)的 $1*N$ 个阵列。在每一次迭代中，遗传算法创建一个个体群体，然后使用训练好的TDNN来计算与潜在个体相关的CPRESS-max结果值。那些导致CPRESS-max值较低的个体被分配了较高的存活概率，以被选择并成为下一个群体。每个个体都是一个潜在的解，每个种群都是一个解的搜索空间。相应地，经过几次迭代后，群体(解搜索空间)朝着优化的个体进化。

第一个群体由随机个体初始化，其中步态运动学特征由 X_L 和 X_U 随机选择，第二个群体由精英选拔、交叉和变异遗传算子通过选择的个体产生(Goldberg, 1989)。表2总结了在MATLAB中建议的GA的设置(2009版，遗传算法工具箱)。在本研究中，进行了两个系统的优化：第一，膝关节屈曲被限制在正常行走范围内变化。第二，膝关节屈曲允许变化超过正常步行上升到内侧推力模式。一旦遗

传算法收敛到最优运动学特征，就利用曲线拟合技术将一个典型的正常步态周期调整到这些最优特征，从而重构出优化的步态模式。图 3 显示了本研究中建议的 TDNN-GA 组合方法的示意图。

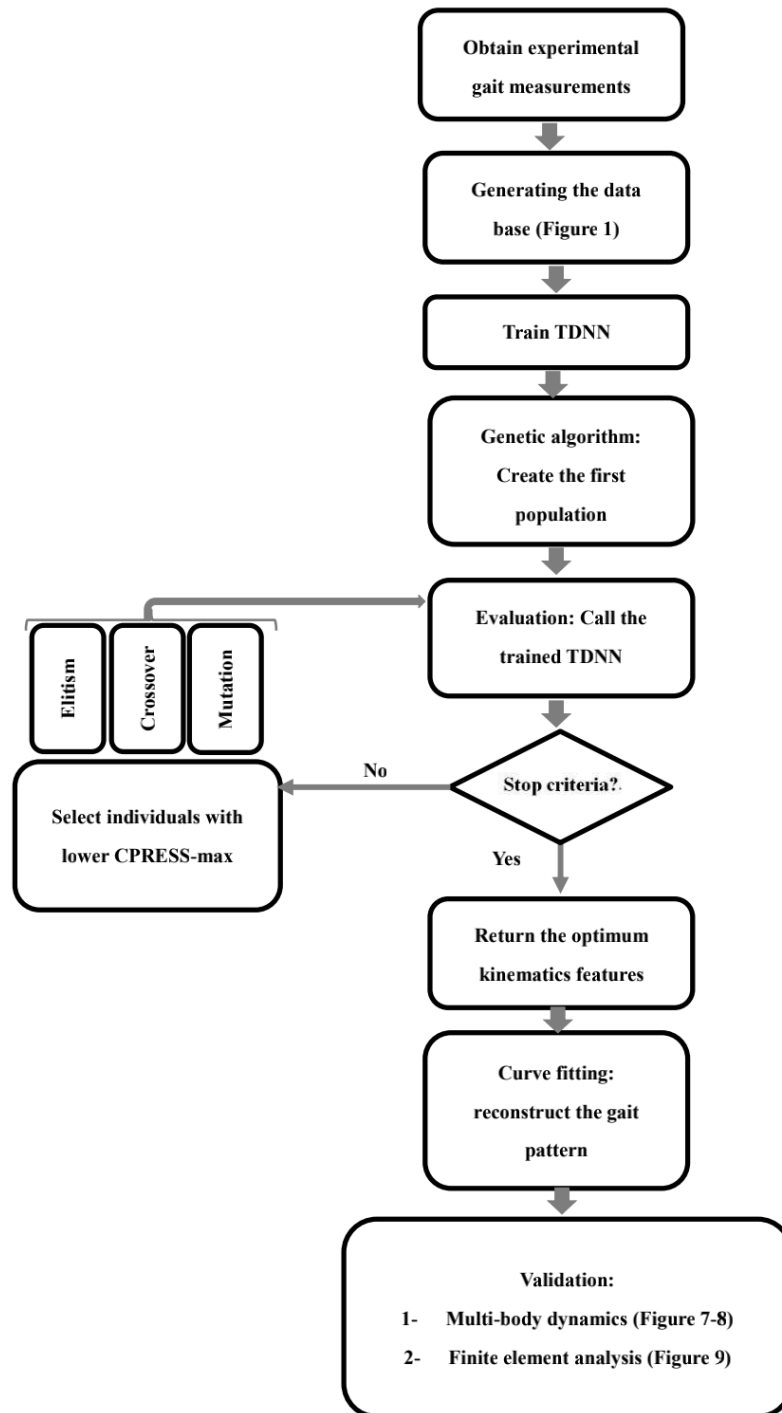


Figure 3 The flowchart of the proposed TDNN-GA.

3. 结果

3.1. 网络训练

一个四层 TDNN，输入层有 4 个延迟单元，第一隐层有 20 个隐含神经元，第二隐层有 15 个隐含神经元，用 70% 的生成数据库进行训练。然后，用剩下的 30% 进行验证和测试。图 4 显示了所提出的网络在 100 次训练和测试重复上的平均性能，每次都随机选择子集 (Iyer 和 Rhinehart, 1999)。根据实验结果，TDNN 可以准确地预测训练、验证和测试子集的 CPRESS-max 值。网络预测 (Y 轴) 与实际输出 (X 轴) 之间的皮尔逊相关系数均在 $p=0.98$ 以上。图 4a, b 显示网络学习了运动学和接触压力变量的非线性相互作用 ($p=0.99$)。图 4c 显示出该网络可以预测对应于没有包括在训练数据空间中的新运动学集合的 CPRESS-MAX 值 ($p=0.98$)。

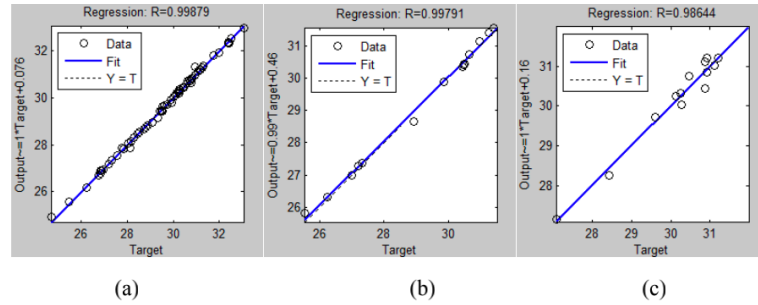


Figure 4 Network predictions versus actual CPRESS-max values for (a) train (b) validation and (c) test subsets.

3.2. 优化问题

交叉分数对遗传算法的收敛性有很大影响。因此，在步长为 0.05 的情况下，对从 0 到 1 的各种不同的交叉分数值进行了优化。0.85 的交叉分数导致最低的 CPRESS-max 值 (参见图 5)。因此，本研究的其余部分采用了该值。在第一个优化问题中，膝关节屈曲角度在正常行走范围内是有界的。根据失速生成准则，在 75 个种群中，目标值 (CPRESS-max) 在 50 个种群 (失速世代) 上的平均变化小于 10^{-6} (功能容差) 时，该算法被终止。图 6a 显示了与每个群体相关联的平均值和最佳 CPRESS-max 值。在算法成功收敛后，TDNN-GA 对最后一个群体中的最优个体获得了最低 CPRESS-max 值 25.58 MPa。

利用曲线拟合技术,将一个典型的正常步态周期调整为获得的最佳运动学特征,并重建优化的步态模式(图 7)。优化后的运动学分布在实验步态模式内,表明受试者执行优化步态模式是可行的。利用多体动力学分析,计算了相应的关节载荷,并与实验值的跨度进行了比较(图 8)。结果表明,下肢关节(踝关节、膝关节和髋关节)经历了真实的载荷条件,即在实验步态试验的范围内,并且具有与实验步态试验相似的模式。特别是,髋关节负荷在前后方向普遍较低。在步态周期的 40%~60%左右,膝关节负荷的前后部分普遍减少,内侧部分显著减少,踝关节内侧部分的负荷显著减少,前后部分减少约 40%~60%,踝关节的内侧部分负荷明显减少,内侧部分减少约 40%~60%,而踝关节的内侧部分负荷明显减少,前后部分减少约 40%~60%。在步态周期的 40%~60%左右,膝关节负荷的前后部普遍减少,踝关节内侧部分的负荷量明显减少。图 9 显示了整个步态周期中胫股内侧关节最大接触压力的结果分布。与正常步行相比,最大接触压力降低了 21.8%,而以往发表的步态修改对降低接触压力的效果不明显。

在第二个优化问题中,对 X_L 和 X_U 进行了修改,使膝关节屈曲介于正常推力模式和内侧推力模式之间。在 77 个种群后,遗传算法达到了 24.61 MPa 的收敛值(图 6b)。重建的步态运动学和合成的关节负荷模式分别如图 7 和图 8 所示。结果表明,第二种优化步态模式也在可执行步态模式的范围内。第二次优化步态修改使髋关节三维载荷(前-后、近-远和内侧-外侧)在步态周期的 0-25%范围内显著降低。这种模式还导致膝关节负荷的前后部整体减少。在步态周期的 0-25%时,踝关节负荷的前-后和内侧-外侧分量相当低,而在步态周期的 40%-60%左右,踝

关节负荷略有增加。相比之下，第二个优化问题产生了更有效的步态修改模式，更好地降低了高达 25% 的接触压力(图 9)。

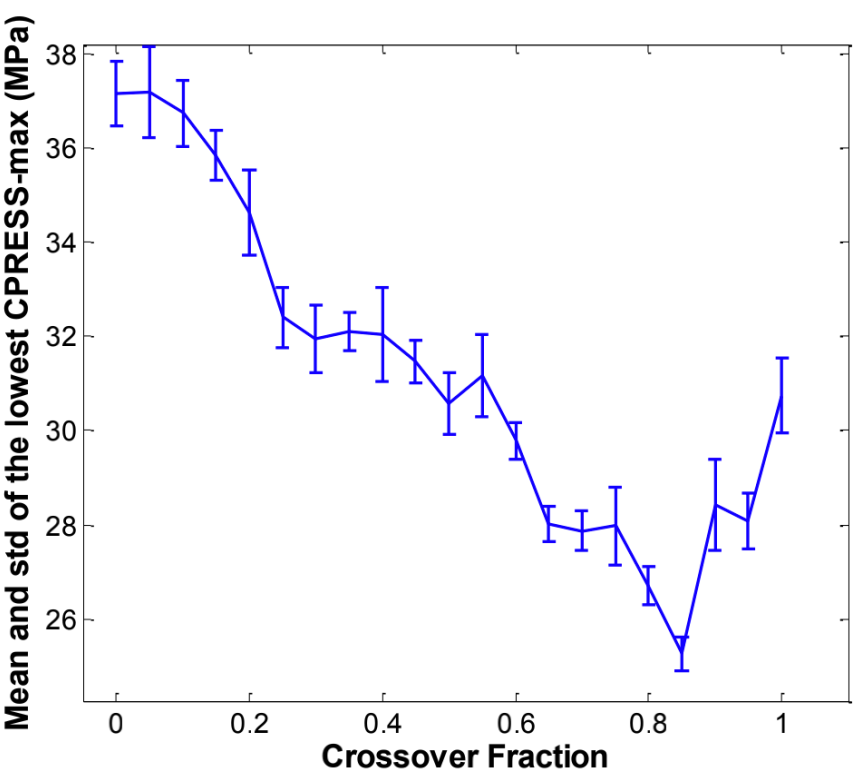
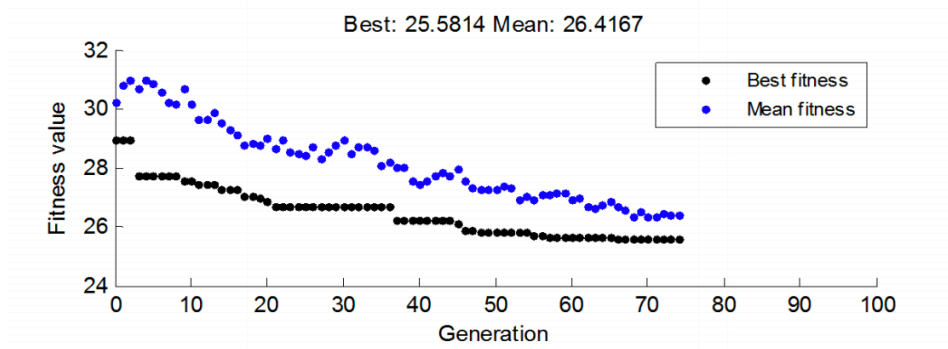
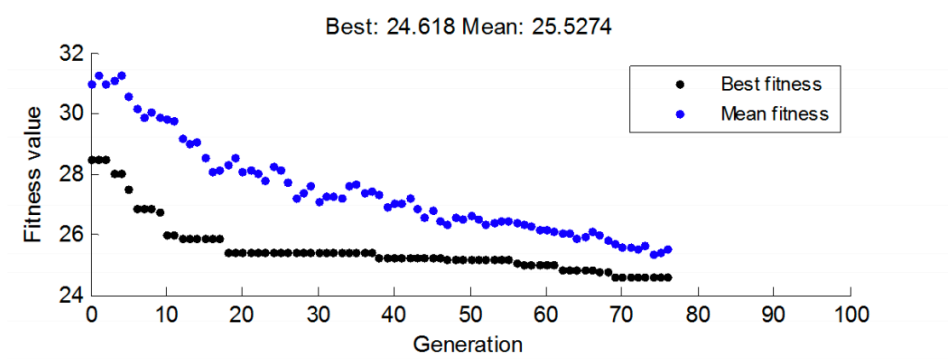


Figure 5 Mean and standard deviation of the optimized CPRESS-max for different values of crossover fraction in the GA process.



(a)



(b)

Figure 6 Convergence of the GA for (a) the first optimization problem in which the knee flexion angle was bounded to normal patterns,(b) the second optimization problem in which the knee flexion angle was allowed to increase beyond normal pattern. “fitness” refers to the calculated value of CPRESS-max for each individual.

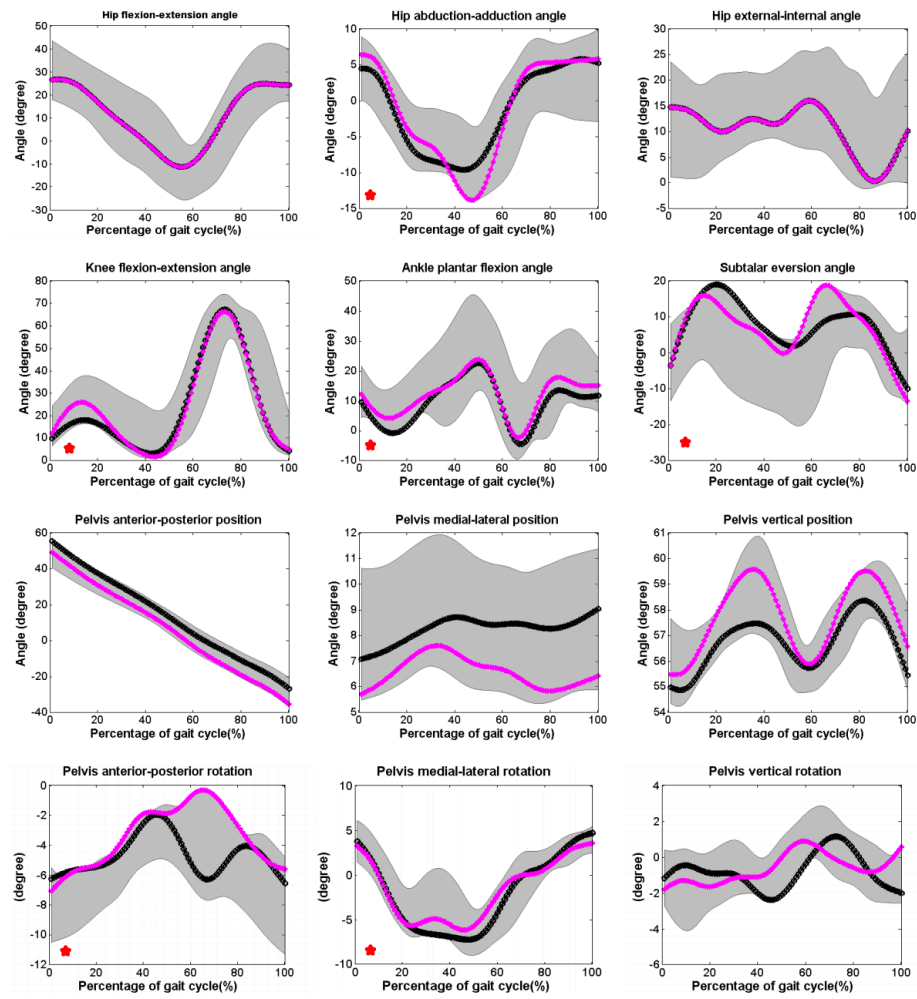


Figure 7 Kinematics of the first optimized gait pattern (black line) and the second optimized pattern (pink line) laid within the extent of experimental gait trials (gray span). Those kinematics that underwent considerable changes have been marked by ★

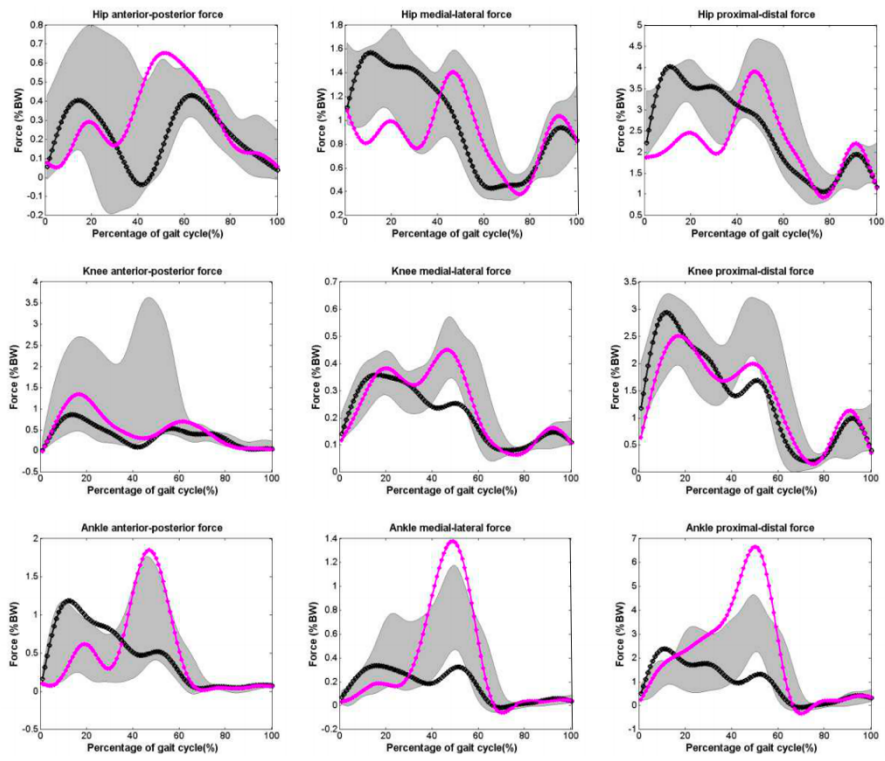


Figure 8 Resultant joint contact forces of the first optimized gait pattern (black line) and the second optimized pattern (pink line) laid within the extent of experimental gait trials (gray span).

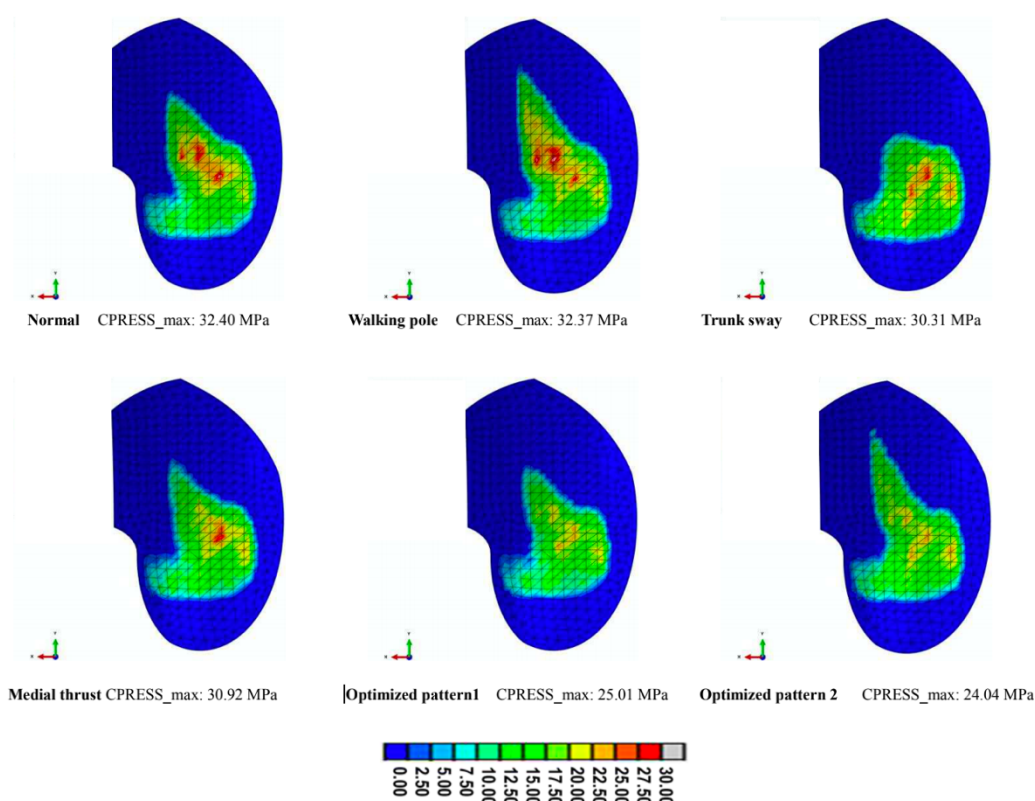


Figure 9 The resultant maximum values of contact pressures for the optimized gait patterns versus contact pressures obtained from normal gait and other previously published gait modifications.

4. 讨论

4.1 混合神经网络-遗传算法神经网络

一是对步态运动学与接触压力之间的高度非线性关系进行建模，二是作为实时代价函数，使优化算法在合理的计算时间内完成。Lu 等人最近的一项研究。(2013)证明了与传统的静态前馈神经网络相比，时延神经网络的动态结构更适合于建模胫股软骨载荷(输入)和 von Mises 应力(输出)之间的关系。因此，本研究采用了这种结构。此外，神经网络已被用于根据地面反作用力和步态运动学计算关节载荷(Ardestani 等人, 2013, Ardestani 等人, 2014)以及从步态运动学计算地面反作用力(Oh 等人, 2013, Ren 等人, 2008)。在本研究中，使用神经网络从步态运动学的角度来计算接触压力。目标值与用于验证和测试子集的网络预测之间的高度相关性确保了所提出结构的可靠性。TDNN 反过来又需要将遗传算法作为

优化技术。事实上，其他经典的优化方法主要依赖于显式代价函数的迭代推导，但是 TDNN 对问题进行了非显式建模。

4.2 目前的研究贡献

无论是方法论还是研究结果，都对步态的修改和优化有一定的启示。首先，与以前使用迭代“试错”MBD 分析的研究相比，这项研究提出了一种经济有效的计算方案。TDNN 为遗传算法提供了一个实时代价函数，可以快速评估与每种潜在步态模式相关的接触压力。此外，遗传算法是一种搜索数据空间迭代修改的随机直接搜索方法。这反过来减少了寻找优化解决方案所需的计算工作量。应该指出的是，尽管各种步态调整已经与膝关节卸载相关，但还没有一种步态调整被接受为一种通用的调整策略。事实上，由于步态运动学和关节负荷模式(Kutzner 等人，2010 年，Taylor 等人，2004 年)中报道的患者间的巨大变异性，步态康复策略应该根据患者的具体情况而定。因此，要设计步态修改策略，所提出的计算方法必须是经济有效且易于重现的。

不同于以往以减少 KAM 作为步态调整的主要目标的研究，这里采用接触压力作为膝关节卸载的更准确的标准。这反过来又对拟议的步态修改的效率建立了更多的信心。以前的步态修改主要是为了减少膝关节力矩。虽然这些改进模式可以降低膝关节负荷，但它们都不能降低膝关节承重面的接触压力，而本研究中提出的步态模式可以有效地降低高达 25% 的接触压力(见图 9)。

虽然以前的研究已经就增加膝关节屈曲的影响进行了辩论，但这项研究可以系统地解决膝关节屈曲角度对膝关节卸载的贡献。进行了两个优化：首先，将膝关节屈曲角度保持在正常模式内，以研究是否有可能通过相邻关节的影响来降低膝关节负荷。第二，膝关节屈曲没有显著增加。结果表明，在第一次优化步态中，接触压力降低了 21%，而膝关节屈曲在正常行走的情况下保持不变。在第二种优化模式中，在步态周期的 40%–60% 时踝关节力显著增加，但膝关节屈曲略有增加，从而获得了更有效的压力降低 (25%)。在第二种模式中，在步态周期的 40%–60% 时，膝关节屈曲略有增加，但踝关节力却显著增加。这一观察结果与之前的研究(Fregly 等人，2007 年)一致，并表明联合反作用力在实验范围内的第一个优化模式可能在生理上更可行。允许膝关节屈曲角度增加会导致踝关节负荷增加，接触面积逐渐减小，从而增加接触压力。

总体而言，在两种优化步态模式的站立阶段，髋关节内收、踝关节屈曲、距下外翻、骨盆后旋和骨盆内外侧旋都有所增加(见图 7)。然而，应该注意的是，与正常步态相比，运动学变化的确切数量在这项研究中没有报道，因为针对特定对象设计的特定步态康复可能并不同样适用于其他患者。因此，与正常步态相比，运动学变化的数量并不是本研究的重点。

4.3. 局限性

本研究有几个局限性：(1)缺乏对运动学估计的临床研究。然而，从技术角度来看，由于 TDNN 是基于可执行的行走模式进行训练的，因此预计预测的运动学波形是可行的。一旦网络了解到此动态，它就会将此动态用作响应新输入集的动作功能。因此，它不太可能产生高度反常的运动学。无论如何，还需要进一步的研究来检验预测的运动学是否可行，以补偿或意外地对其他关节或对侧肢体产生影响；(2)对股骨和胫骨组件都应用了刚体约束。Halloran 等人(2005)表明，胫股膝关节植入物的刚体分析可以计算出与完全变形模型可接受的一致接触压力，而刚体分析将更加省时。因此，为了产生训练数据库，需要对神经网络进行训练，应用了刚体约束。这与目前的多体动力学分析是一致的，其中没有对膝关节植入物进行详细的建模；(3)本研究采用了典型的膝关节植入物。虽然该植入物在文献中已被广泛使用(Clayton 等人，2006 年，Dalury 等人，2008 年，Ranawat 等人，2004 年，Will 和 Kim，2011 年)，但其尺寸与植入对象的原始膝关节假体不同。事实上，受试者植入了一种定制的基于传感器的假体，该假体是专门为测量活体膝关节负荷而生产的(Fregly 等人，2012 年)。因此，在这项研究中，一个典型的商业膝关节植入物被首选来测试所提出的膝关节康复模式的效率。然而，所提出的方法应该同样适用于其他植入物的几何形状和(4)膝关节的建模只有一个自由度(屈伸)。虽然膝关节可以有六个自由度，但膝关节的主要运动发生在矢状面，膝关节大多被简化为铰链关节，特别是出于膝关节康复设计的目的(Ackermann 和 van den Bogert，2010，Anderson 和 Pandy，2001，Fregly 等人，2007)。

5. 结论

在遗传算法中嵌入时延神经网络,预测出一种能使膝关节承重面接触压力最小的步态模式。该算法提出了一种最佳步态模式,即在站立阶段,髋关节内收、踝关节屈曲、距下外翻、髌骨盆后旋和骨盆内外侧旋略有增加。与现有的步态康复方式相比,提出的步态模式可以使膝关节接触压力降低 25%。与传统的基于MBD 的步态康复设计框架相比,该方法以更低的计算代价促进了更实用、更可靠的设计过程:(1)不使用膝关节内收力矩,而是将接触压力作为更精确的判据,从而导致更有效的步态修改;(2)使用时滞神经网络,所提出的计算框架具有相当快的速度和时间效率。因此,对于任何给定的对象,计算框架都可以很容易地重复。此外,(3)通过两个系统的优化框架解决了膝关节屈曲的矛盾效应:(I)膝关节可以在不改变屈膝角的情况下卸载;(II)膝关节屈曲角的轻微增加可能会更好地降低接触压力,但代价是踝关节过载;(III)膝关节屈曲角的大幅增加减少了接触面积,导致接触压力的增加。

可以考虑这项研究未来的各种方向:(1)在方法层面上,可以将更严格的摩擦学指标(例如佩戴)、约束(例如能量消耗)或步态平衡要求纳入计算框架,以加强预测;(2)在验证层面,还需要进一步的临床研究来验证这些研究的结果;(3)在更广泛的应用层面上,本研究提出的方法学对于设计和制定适用于更多受试者以及髋关节和踝关节等其他关节的康复协议具有更广泛的意义。

参考文献

- Abdelgaied et al., 2011.Computational wear prediction of artificial knee joints based on a new wear law and formulation. *Journal of Biomechanics*. v44. 1108-1116.
- Ackermann and van den Bogert, 2010.Optimality principles for model-based prediction of human gait. *Journal of Biomechanics*. v43. 1055-1060.
- Anderson and Pandy, 2001.Dynamic optimization of human walking. *Transactions-American Society of Mechanical Engineers Journal of Biomechanical Engineering*. v123. 381-390.
- Ardestani et al., 2014a.Feed forward artificial neural network to predict contact force at medial knee joint: Application to gait modification. *Neurocomputing*. v139. 114-129.

Ardestani et al., 2014b. Human lower extremity joint moment prediction: A wavelet neural network approach. *Expert Systems with Applications*.

Armand et al., 2006. Identification and classification of toe-walkers based on ankle kinematics, using a data-mining method. *Gait & Posture*. v23. 240-248.

Barrios et al., 2010. Gait retraining to reduce the knee adduction moment through real-time visual feedback of dynamic knee alignment. *Journal of Biomechanics*. v43. 2208-2213.

Barrios and Davis, 2007. Barrios, J. A., & Davis, I. S. (2007). A gait modification to reduce the external adduction moment at the knee: a case study. In 31st annual meeting of the American society of biomechanics. Stanford, CA, paper.

Campoli et al., 2012. Computational load estimation of the femur. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*. v10. 108-119.

Clayton et al., 2006. Five-year results of the Sigma total knee arthroplasty. *The Knee*. v13. 359-364.

Collins et al., 2009. A six degrees-of-freedom marker set for gait analysis: repeatability and comparison with a modified Helen Hayes set. *Gait & Posture*. v30. 173-180.

Creaby et al., 2013. Sagittal plane joint loading is related to knee flexion in osteoarthritic gait. *Clinical Biomechanics*. v28. 916-920.

D'Lima et al., 2008. In vivo contact stresses during activities of daily living after knee arthroplasty. *Journal of Orthopaedic Research*. v26. 1549-1555.

Dalury et al., 2008. Midterm results with the PFC Sigma total knee arthroplasty system. *The Journal of Arthroplasty*. v23. 175-181.

Fransen, 2011.. *Seminars in arthritis and rheumatism*, 2011. Elsevier.

Fregly, 2008. Computational assessment of combinations of gait modifications for knee osteoarthritis rehabilitation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. v55. 2104-2106.

Fregly et al., 2012. Grand challenge competition to predict in vivo knee loads. *Journal of Orthopaedic Research*. v30. 503-513.

Fregly et al., 2009. Effective gait patterns for offloading the medial compartment of the knee. *Journal of Orthopaedic Research*. v27. 1016-1021.

Fregly et al., 2007.Design of patient-specific gait modifications for knee osteoarthritis rehabilitation. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. v54. 1687-1695.

Gates et al., 2012.Gait characteristics of individuals with transtibial amputations walking on a destabilizing rock surface. Gait & Posture. v36. 33-39.

Gates et al., 2012.Kinematic strategies for walking across a destabilizing rock surface. Gait & Posture. v35. 36-42.

Goldberg, 1989.Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley, Reading, MA.

Halloran et al., 2010.Concurrent musculoskeletal dynamics and finite element analysis predicts altered gait patterns to reduce foot tissue loading. Journal of Biomechanics. v43. 2810-2815.

Halloran et al., 2005.Explicit finite element modeling of total knee replacement mechanics. Journal of Biomechanics. v38. 323-331.

Hambli, 2010.Application of neural networks and finite element computation for multiscale simulation of bone remodeling. Journal of Biomechanical Engineering. v132. 114502

Hambli, 2011.Numerical procedure for multiscale bone adaptation prediction based on neural networks and finite element simulation. Finite Elements in Analysis and Design. v47. 835-842.

Hunt et al., 2008.Lateral trunk lean explains variation in dynamic knee joint load in patients with medial compartment knee osteoarthritis. Osteoarthritis and Cartilage. v16. 591-599.

Isaac et al., 2005.Accelerated rehabilitation after total knee replacement. The Knee. v12. 346-350.

Iyer and Rhinehart, 1999.A method to determine the required number of neural-network training repetitions. IEEE Transactions on Neural Networks. v10. 427-432.

Klein et al., 2008.Pain management and accelerated rehabilitation after total knee arthroplasty. Elsevier.

Klein Horsman, 2007.Klein Horsman, M. D. (2007). The Twente lower extremity model: Consistent dynamic simulation of the human locomotor apparatus, University of Twente.

Kutzner et al., 2010>Loading of the knee joint during activities of daily living measured in vivo in five subjects. *Journal of Biomechanics*. v43. 2164-2173.

Lin et al., 2001>The effect of changing the foot progression angle on the knee adduction moment in normal teenagers. *Gait & Posture*. v14. 85-91.

Lu et al., 2013.Application of neural networks for the prediction of cartilage stress in a musculoskeletal system. *Biomedical Signal Processing and Control*. v8. 475-482.

Møller, 1993.A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*. v6. 525-533.

Mündermann et al., 2008.Implications of increased medio-lateral trunk sway for ambulatory mechanics. *Journal of Biomechanics*. v41. 165-170.

Moffet et al., 2004.Effectiveness of intensive rehabilitation on functional ability and quality of life after first total knee arthroplasty: A single-blind randomized controlled trial. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*. v85. 546-556.

Mont et al., 2006.. 2006. *Seminars in arthroplasty*, 2006.Elsevier.

Naito and Torii, 2005.Effects of laterally wedged insoles on knee and subtalar joint moments. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*. 86

Oh et al., 2013.Prediction of ground reaction forces during gait based on kinematics and a neural network model. *Journal of Biomechanics*. v46. 2372-2380.

Rahmann et al., 2009.A specific inpatient aquatic physiotherapy program improves strength after total hip or knee replacement surgery: A randomized controlled trial. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*. v90. 745-755.

Ranawat et al., 2004.Comparison of the PFC Sigma fixed-bearing and rotating-platform total knee arthroplasty in the same patient: short-term results. *The Journal of Arthroplasty*. v19. 35-39.

Ren et al., 2008.Whole body inverse dynamics over a complete gait cycle based only on measured kinematics. *Journal of Biomechanics*. v41. 2750-2759.

Schipplein and Andriacchi, 1991.Interaction between active and passive knee stabilizers during level walking. *Journal of Orthopaedic Research*. v9. 113-119.

Shull et al., 2012.Toe-in gait reduces the first peak knee adduction moment in patients with medial compartment knee osteoarthritis. *Journal of Biomechanics*.

Simic et al., 2011. Gait modification strategies for altering medial knee joint load: A systematic review. *Arthritis Care & Research*. v63. 405-426.

Simonsen et al., 2010. Redistribution of joint moments during walking in patients with drop-foot. *Clinical Biomechanics*. v25. 949-952.

Taylor et al., 2004. Tibio-femoral loading during human gait and stair climbing. *Journal of Orthopaedic Research*. v22. 625-632.

Van Den Noort et al., 2013. The effectiveness of voluntary modifications of gait pattern to reduce the knee adduction moment. *Human Movement Science*.

Vaughan et al., 1992. Dynamics of human gait. Human Kinetics Publishers, USA.

Walter et al., 2010. Decreased knee adduction moment does not guarantee decreased medial contact force during gait. *Journal of Orthopaedic Research*. v28. 1348-1354.

Wang et al., 2009. Bilateral knee osteoarthritis does not affect inter-joint coordination in older adults with gait deviations during obstacle-crossing. *Journal of Biomechanics*. v42. 2349-2356.

Willing and Kim, 2011. Design optimization of a total knee replacement for improved constraint and flexion kinematics. *Journal of Biomechanics*. v44. 1014-1020.

Willson et al., 2001. Effects of walking poles on lower extremity gait mechanics. *Medicine and Science in Sports and Exercise*. v33. 142-147.

Zadpoor et al., 2013. Neural network prediction of load from the morphology of trabecular bone. *Applied Mathematical Modelling*. v37. 5260-5276.

Zeni et al., 2011. 193 A novel rehabilitation paradigm to improve movement symmetry and maximize long-term outcomes after total knee arthroplasty. *Osteoarthritis and Cartilage*. v19. S96-S97.