arXiv:2301.11841v2 [cs.GR] 5 Nov 2023

PhysGraph：利用图神经网络进行基于物理的布料增强

Oshri Halimi
以色列理工学院
以及 Meta Reality Labs Research

Egor Larionov
Meta Reality Labs Research

Zohar Barzelay
Meta Reality Labs Research

Philipp Herholz
Meta Reality Labs Research

Tuur Stuyck
Meta Reality Labs Research

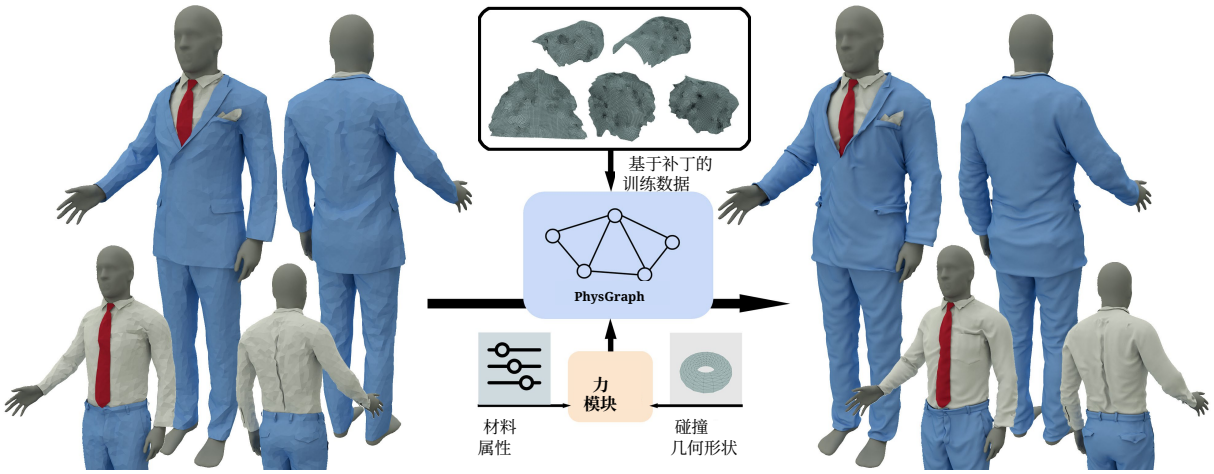


图 1. *PhysGraph* 利用循环图神经网络，以不受拓扑和力影响的方式，最小化用户提供的能量势。我们展示了该方法如何利用基于物理的高分辨率细节增强低分辨率布料几何。图中左侧为粗略几何形状，右侧为增强后的结果。我们的方法能够处理人体碰撞和自碰撞，以及布料的弹性势。通过明确分离力建模与积分过程，我们获得了强大的泛化能力。该方法使用局部网格块进行训练，其中仅包含由服装弹性势产生的力。我们展示了多个示例，说明该方法能够在推理过程中修改材料属性和碰撞几何，且均由一个仅针对有限数量势能训练的模型实现。

摘要

基于网格的域的物理仿真仍是一项具有挑战性的任务。最先进的技术能够生成逼真的结果，但需要专业知识。许多方法的一大瓶颈在于对势能进行积分，以计算速度或位移。近年来，基于学习的物理仿真方法引发了广泛关注，其中基于图的方法是一个颇具前景的研究方向。这些方法面临的挑战之一，是生成网格无关且能够泛化至不同材料属性的模型。此外，模型还应能够对不可预见的外力（如无处不在的碰撞）作出反应。我们的贡献基于一个简单的观察：评估——计算力所需的开销对于传统模拟方法来说相对较低，并且可以并行计算；相比之下，积分则无法如此。如果我们学习系统对一般力的响应方式，而不论力的来源，就可以学习一个高效的积分器，以强大的泛化能力预测总力所导致的状态变化。我们通过依赖一个不透明的力模块，有效地将产生这些力背后的物理模型分离出来。我们证明，这一思路能构建出一个可学习模块，它可以用小型网格块上的基本内力进行训练，并在推理时泛化到不同的网格拓扑、分辨率、材料参数，以及碰撞等未见过的力。我们重点阐述如何增强粗糙服装几何形状的细节；这在电脑游戏、虚拟现实和虚拟试穿等领域有诸多应用。

on.

1. 引言

基于物理的仿真在过去几十年中取得了显著进展，如今利用计算机模型重现高度逼真的物理现象已成为可能。当前的模拟技术提供了一种能够泛化到新场景的方法。然而，这些模拟计算难度较大，而且为了获得理想的结果，往往需要大量人工干预。另一方面，随着机器学习和数据驱动技术的普及，人们对使用神经网络重现物理现象的兴趣日益增长 [1, 2, 26, 30]。然而，由于数据集可能未能涵盖所有可能情况，也可能出现过拟合，因此这类神经模型很难泛化到各种情形。受此启发，我们希望结合两种方法的优势，设计一种利用基于物理的信息来生成具有泛化能力且适用范围广泛的方法的神经模型。本文提出了一种在这一研究方向上取得进展的解决方案。

我们关注服装变形建模这一特定应用。对服装进行建模的能力对于远程呈现、游戏、虚拟试穿及其他应用至关重要。由于服装形状、变形具有高度可变性，以及频繁与人体及布料自身发生碰撞所导致的不连续性，采用数据驱动方法进行布料状态预测是一个长期存在且众所周知的难题。此外，获取所需的训练数据 [14]仍然十分繁琐。尽管如此，已经取得了许多进展 [6, 7, 31, 32, 34, 40],，使我们能够以骨架姿态和人体形状为输入生成服装构型。遗憾的是，这些方法依赖于针对特定服装训练的网络，因此泛化能力不佳。它们往往仅限于建模紧身服装，因为其利用了相对于人体骨架的蒙皮模型。为解决这些限制，其他研究提出了通过神经网络实现宽松服装动画的方法 [46],，或利用实时的基于物理的布料模拟 [37]，并结合经学习的神经渲染过程，以获得能够泛化至新动作和身体形状的逼真服装 [42]。尽管近期取得了进展，仍存在许多限制。这些方法通常受限于固定的底层人体骨架、固定的拓扑结构和材料属性，且无法妥善处理碰撞。

为获得更好的泛化能力，这些观察促使我们进一步探索机器学习与基于物理的技术相结合的潜力，并直接利用有关物理系统的知识，而不是隐式地学习它们之间的关系。我们提出的方法的核心思想是将力特定组件从积分过程中分离出来。对于基于物理的模拟方法，力的计算相对更加高效，而且与积分相比，可以并行计算。利用这一设计，我们便可以学习积分过程。这种方法从根本上避免了过拟合，并能够泛化到新的力。我们通过采用消息传递图神经网络 [30] 来实现这一设计，该网络能够在任意拓扑结构上整合由外部力模块提供的基于物理的力。此方法不依赖特定的材料模型，并且我们证明，它在推理时能够泛化到未见过的力。得益于该方法的设计，我们能够以不依赖拓扑结构的方式对不同类别的服装（包括紧身和宽松服装）进行建模，并处理自碰撞和身体碰撞，而无需依赖底层的蒙皮身体网格。

总而言之，我们的主要贡献如下：

- 一种新颖的神经网络架构，将力建模与力积分的职责分离，使得基于物理的力能够以不变拓扑的方式进行积分，从而得到一种可泛化到未见场景的方法。
- 该方法能够使用三角网格或有符号距离函数（SDF）表示来处理任意几何体的碰撞，并且首次通过神经方法实现了多个服装之间自碰撞的处理。
- 由此得到的仿真流程保留了可控的、基于物理且易于理解的材料模型，为用户提供了具有实际意义且直观的控制参数（即材料属性）。
- 积分器模块以无监督方式进行训练，从而无需昂贵且难以获取的训练数据即可实现高效学习。

2. 相关工作

我们概述了与使用神经网络建模物理现象、布料细节增强以及通过神经方法生成服装变形相关的研究。

2.1. 用于建模物理现象的神经网络

神经网络已成功用于建模颗粒材料和流体 [18, 35]，采用基于粒子的方法和图神经网络 [4]。还有其他若干方法专注于流体动力学的建模 [38, 39]。[26]提出了一种基于网格的方法，利用图神经网络模拟多种现象，随后出现了若干后续工作 [11, 30, 36]。

2.2. 布料几何增强

增强布料几何的细节是一个长期存在的研究问题，早期工作由 [9] 提出，其展示了一种程序化褶皱模型，能够在生产环境中添加由艺术指导控制的褶皱。 [5] 提出了一种方法，利用约束拉格朗日力学为动画薄壳添加基于物理的细节。 [23]提出了一种简单快速的方法，通过将更高分辨率的褶皱网格附着到粗糙基础网格上，为动态网格添加褶皱。 [15] 提出了一种方法，通过学习用于基于物理的布料模拟的线性上采样算子来实现细节增强。 [28] 提出了一种方法，为由柔软内部和较硬表皮组成的复合物体添加褶皱。此后，出现了许多后续工作。 [29]利用在粗网格动画上计算得到的拉伸张量来添加时间连贯的褶皱。类似地， [12] 提出了一种方法，采用两阶段拉伸张量估计过程，为粗网格动画布料添加动态褶皱。可以使用张力场理论对粗糙几何形状进行建模，从而增强布料细节，之后再添加细微褶皱的振幅和相位 [8]。最近， [41] 探索了在图形处理器上进行布料模拟的专用技术，采用网格对齐网格，以在重建亚毫米级细微褶皱方面取得优势。其他方法依赖于作用于三维几何上的神经网络 [19, 45]。 [16] 提出了一种数据驱动方法，以增强编码在法线贴图纹理中的细节。训练了一个图像到图像神经网络，以在图像空间中增强细节。

2.3. 神经服装变形

基于学习的方法旨在预测服装在给定人体网格上的悬垂效果。若干方法依赖 SMPL [21] 参数化人体形状模型及其骨骼绑定和蒙皮函数。实际上，这意味着这些方法能够将机器学习服装垂坠问题转化为预测服装校正变形。这些逐顶点变形会加到服装静止姿态下的顶点位置上，然后再进行蒙皮。早期方法通过回归利用高保真物理模拟数据 [25]计算得到的真实顶点位置，来训练服装预测模型；同时采用从 SMPL 权重迁移而来的固定蒙皮权重。固定的蒙皮权重限制了服装顶点，使其只能根据静止姿态下的位置移动。通过利用预测网络 [34]计算变形后蒙皮权重，可以缓解这一假设带来的限制。逐姿势预测没有考虑服装变形的动态特性。因此， [31] 采用循环模型，其预测结果也取决于过去的姿势。这类模型需要逐服装训练，因而需要进行多次真实值模拟。[6] 通过在无监督设置下训练，免除了这一要求。其损失被表示为一组物理势能以便最小化：拉伸、弯曲、重力和人体-布料碰撞。这些损失可微，因此能够通过反向传播来优化网络权重。[32]和 [7] 都加入了惯性损失，以确保时间一致性。[32]的输入不仅包含参数化的人体姿态，也包含人体形状。然而，该网络仍针对每种服装单独设计。 [10] 通过为任意给定服装预测潜在编码，免除了这一要求。因此，它能够泛化到不同的人体形状、人体姿态和服装类型。依赖基于人体的蒙皮，相当于限制服装随其下方的人体对应移动。然而，对于宽松服装而言，情况并非总是如此。为解决这一问题， [24] 为服装创建了一组新的关节及相应的逐顶点蒙皮权重，这些权重基于各种动作的真实值模拟得出。随后，只需预测关节的平移和旋转参数，即可预测服装的悬垂效果。上述方法依赖参数化人体表示，这限制了它们在多层服装或风格化（非人类）虚拟形象悬垂预测中的适用性。[44] 将底层人体表示为一组采样点，以此解决该问题；而 [17] 则分别使用图卷积网络对输入的人体网格和服装网格进行编码。这种分开编码的方式没有考虑人体-服装交互。为弥补这一不足， [13] 加入人体-服装图边，并采用层次化消息传递。还可以通过学习无碰撞的生成式变形空间 [34]来解决人体-布料碰撞问题。ULNeF [33]通过预测服装隐式表示的校正项，实现了对多种服装的泛化；但它仅适用于规范姿态下的人体形状。

上述基于机器学习的服装悬垂方法取得了令人瞩目的结果。然而，它们都无法泛化到任意姿势的人体，以及由任意层交织服装和服饰组成的搭配（例如图1中将衬衫塞入裤中，并搭配西装、领带和口袋巾）。我们的方法首次能够以自监督方式实现复杂拓扑结构的真实悬垂效果（完整对比见表2）。

3. 方法

为了评估 *PhysGraph*，我们重点研究使用弹性能和接触惩罚势能最小化进行布料准静态模拟。给定一个能量势，经典方法会沿着负能量梯度（力）在各个构型之间迭代，直到找到最优点。在此，我们将负责直接对能量势求导的力模块 与积分模块解耦；后者将所得力积分为所有顶点位置的位移向量。鉴于这些模块承担互补的职责，我们的方法为所建模的系统提供了极大的灵活性。该方法既不受力模块所建模的物理力类型限制，也不受推理时的网格连接关系限制，

因此即使网络训练完成后，也能推广到不同类型的势能。我们架构的核心构件是循环网格图网络。给定粗网格后，我们使用物理仿真的上采样版本初始化积分模块。这样，系统的大尺度动态行为由粗网格捕获，而我们的架构则创建受力的静态平衡所支配的更精细细节。这些粗网格可以通过经典网格仿真获得，也可以通过艺术家模型、线性混合蒙皮等方法的输出获得。

我们的主要贡献是一种算法，它在推理过程中执行多次力计算和积分迭代，以找到力模块所提供势能的近似极小值。为此，积分器利用了一种图网络架构 [26]，并以循环方式使用该架构。后续章节将介绍力模块、积分模块和图网络架构。

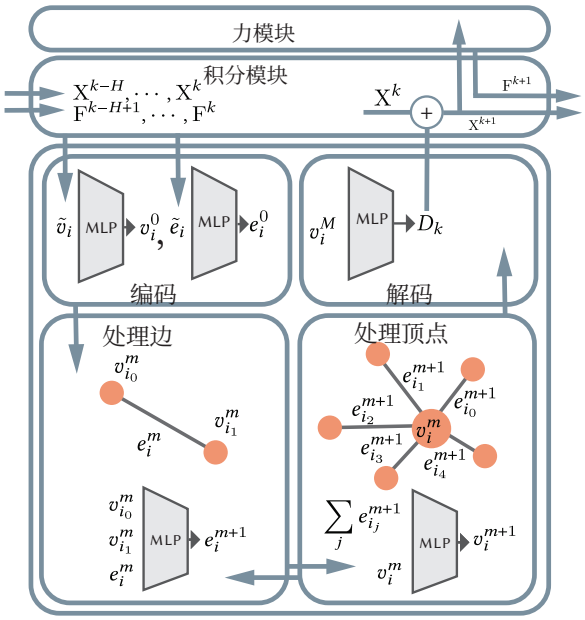


图2. 我们的方法由三个组件构成。力模块（第3.1节）用于计算网格构型的逐节点力。积分模块（第3.3节）根据前几次迭代中的力和构型信息，构建初始特征向量 $\tilde{v}_i$ 和 $\tilde{e}_i$，将这些量传递给图神经网络（第3.2节），并获取新的位移 D_k。图网络在边处理步骤之间交替迭代：一个步骤将顶点信息分发到边，另一个步骤则将边信息分发到相邻顶点。这些分发步骤迭代 M 次。积分模块迭代 K 次，最终返回准静态平衡状态 $\mathbf{X}^K$ 的估计值。

3.1. 力模块

我们将方法的泛化能力归因于力的构造与积分的分离。力生成模块根据用户指定的势能和当前节点配置输出力，并在节点级累积这些力，从而实现力计算的并行化。保守力势能 Φ 负责产生作用于系统的力 $\mathbf{F} = -\nabla_{\mathbf{X}}\Phi$。不同的势能可用于模拟不同的物理现象。

3.2. 基于网格的图网络

仿真网格可解释为一个图 $G = (V, E)$，我们在该图上编码顶点和边特征，每种特征均由 128 个值组成。图网络分为三个阶段：编码、处理和解码。

编码 每条边 $\tilde{e}_i$ 和每个顶点的特征 $\tilde{v}_i$ 构成图网络的输入。通过分别对每个顶点特征和每个边特征应用两个多层感知机（MLP），我们得到初始特征 v_i^0 和 e_i^0。

处理 我们采用固定次数的 $M = 10$ 消息传递迭代。每次迭代 j 包含两个步骤，用于计算新的边特征和顶点特征。首先，通过将信息从顶点传递到边来计算 e_i^j。第二步，将信息从边传递到相邻顶点，以构建 v_i^j，见图

2。每次消息传递迭代都会使用两个多层感知机，其权重分别在所有顶点和边之间共享。

解码 使用一个最终的多层感知机将最终顶点特征 v_k 解码为最终位移向量。

可学习参数集合 θ 是三个阶段中使用的五个多层感知机的权重。

3.3. 积分模块

网格的物理构型由其嵌入给出，可表示为由位置向量堆叠而成的矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n\times 3}$，其中 n 是网格中的顶点数量，$\mathbf{X}_i$ 表示第 i–个顶点的位置。我们假设网格具有静止构型 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n\times 3}$，根据定义，该构型不会产生内力。积分模块的目标是求出静态平衡构型 $\mathbf{X}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{X}} \Phi(\mathbf{X})$ 的近似值，其势能为 Φ。从初始顶点位置 $\mathbf{X}^k$（其中 $k = 0$）开始，我们利用预训练图网络生成新位置 $\mathbf{X}^{k+1}$。在整个模拟过程中，图网络都可以访问与图的边集合对应的网格连接关系

边 E。对于每种构型，我们都可以查询力模块，以获得相应的力$\mathbf{F}^k = -\nabla_{\mathbf{X}}\Phi(\mathbf{X}^k)$。图网络的输入是每个顶点和边的特征。对于每个顶点 i，我们通过拼接最近 H 个构型的一阶差分以及相应的力向量，构造特征向量 $\tilde{v}_i$

$$\tilde{v}_i = (\mathbf{X}_i^{k-1} - \mathbf{X}_i^k, \cdots, \mathbf{X}_i^{k-H} - \mathbf{X}_i^{k-H+1}, \mathbf{F}_i^k, \cdots, \mathbf{F}_i^{k-H+1}). \tag{1}$$

连接顶点 r 和 s的边特征 $\tilde{e}_i$ 由当前构型与静止状态下的位置差异及其长度组成

$$\tilde{e}_i = \left(\mathbf{X}_r^k - \mathbf{X}_s^k, \|\mathbf{X}_r^k - \mathbf{X}_s^k\|, \overline{\mathbf{X}}_r - \overline{\mathbf{X}}_s, \|\overline{\mathbf{X}}_r - \overline{\mathbf{X}}_s\|\right), \tag{2}$$

其中，$\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数。网络输出位移$\mathbf{D}^k$，并通过$\mathbf{X}^{k+1} = \mathbf{X}^k + \mathbf{D}^k$定义下一状态。经过 $K = 5$ 次迭代后，我们得到平衡状态$\mathbf{X}^K$的近似值。

3.4. 训练阶段

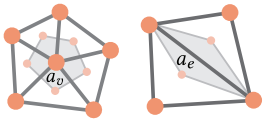
我们使用由小型物理系统组成的数据集训练积分模块。这些系统作为循环模型的输入，该模型由 K 个循环力计算模块和积分模块组成，并共享可训练积分模块的相同网络参数。训练采用监督方式，通过最小化所有中间状态的势能总和来进行。

4. 服装细节增强

我们将 PhysGraph 应用于布料上采样问题。首先对给定的低分辨率布料网格进行细分。然后使用力模块计算节点力，并通过积分模块将其积分为节点位移。该过程在多个步骤中反复迭代，使局部力能够传播至整个网格的其余部分。我们表明，无论粗网格是通过低分辨率布料模拟获得的，还是通过艺术家动画等其他方法，或通过程序化方法或蒙皮方法获得的，该方法都依然有效。本节将定义用于模拟织物弹性和接触的势能。

4.1. 服装势能

为了演示布料建模，我们使用弹簧模拟拉伸，使用二面角惩罚模拟
使用弯曲和穿透惩罚来模拟接触，不过力模块可以是任何能够产生力的材料模型。该



势能的权重基于
单元面积，我们将其定义为重心细分的面积（插图中的浅灰色区域）。这样，所有边 a_e 和顶点 a_v 权重之和分别等于总表面积 A。

拉伸通过沿边对齐的弹簧进行建模，其净弹性势能为

$$\Phi_s = \frac{k_s}{2A}\sum_{e\in E} a_e(l(e) - l_0(e))^2, \tag{3}$$

其中，k_s 为弹簧刚度，$l(e) = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|$ 为边 $e = (i, j)$ 的边长，$l_0(e) = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|$为其静止长度。**弯曲**势能由二面角 θ_d 定义，该角由每个二面角单元中三角形的法向量之间形成

$$\Phi_b = \frac{k_b}{2A}\sum_{e\in D} a_e\theta_d^2 \tag{4}$$

弯曲刚度为 k_b，其中 D 是与二面角单元对应的内部边集合。**重力**势能定义为

$$\Phi_g = -\frac{g}{A}\sum_{v\in V} a_v m_v z_v, \quad \text{where } m_v = \rho a_v, \tag{5}$$

且 z_v 是沿重力轴的坐标，ρ 是质量密度。**外部接触**势能采用有符号距离函数 $SDF(\cdot)$ 建模，该函数测量系统中一组碰撞体表面的有符号距离（内部为负，外部为正）。接触势能 $\phi_v = -\min(SDF(\mathbf{X}_v), 0)$ 对所有可能发生违规的顶点 v 进行累加，其中

$$\Phi_{ec} = \frac{k_{ec}}{A_{ec}}\sum_{v\in V} a_v\phi_v, \quad A_{ec} = \sum_{v\in V} a_v(1 - \delta_0(\phi_v)), \tag{6}$$

且 k_{ec} 是外部接触惩罚刚度。零集指示函数 δ_0 在输入为 0 时取值为 1，否则取值为 0。最后，**自碰撞**势能通过在每个顶点周围设置静止长度为 R 的径向压缩弹簧来建模。连接顶点 u，$v \in V$ 的压缩弹簧由势能 $\psi_{u,v} = \max(R - \|\mathbf{X}_u - \mathbf{X}_v\|, 0)$ 表示；弹簧受压时会沿径向向外方向施力，而当不同顶点之间的距离小于 R 时便会受压。总能量定义为

$$\begin{aligned}\Phi_{sc} &= \frac{k_{sc}}{A_{sc}}\sum_{\substack{u,v\in V\\ u\notin\mathcal{N}_d(v)}} (a_v + a_u)\psi_{u,v}^2,\\ A_{sc} &= \sum_{\substack{u,v\in V\\ u\notin\mathcal{N}_d(v)}} (a_v + a_u)(1 - \delta_0(\psi_{u,v}))\end{aligned} \tag{7}$$

其中 k_{sc} 为自碰撞惩罚刚度，我们仅考虑网格上在某个 v 所表示的 d 环 $\mathcal{N}_d(v)$内不相邻的顶点之间的相互作用。



图 3。从左至右：粗略模拟的输入；仅使用拉伸力和弯曲力进行推理；使用拉伸力、弯曲力和身体碰撞；最后，右侧展示了包含所有力的结果。模型仅使用弹性能量力进行训练，并能泛化至包含碰撞的情况。

4.2. 训练

该方法使用从运动人体上的动态模拟衬衫中采样的补丁进行训练，补丁示例见图 1。我们使用自相似细分方案对补丁进行细分，通过线性插值坐标，使网格分辨率提高 16 倍。我们的实验中使用 $K = 5$ 个循环块。需要强调的是，在训练时，我们仅纳入由拉伸和弯曲势能产生的力 $\Phi = \Phi_s + \Phi_b$。鉴于补丁是更大的完整布料系统的一个子系统，为防止在缺少其余布料系统时补丁变平，我们在训练过程中采用了固定边界条件。

5. 结果

得益于我们方法的设计，我们只需使用布料内部势能及其产生的力来训练积分器网络。在推理时，训练好的网络能够接收来自各种来源的多种力，从而生成合理的结果。我们通过将训练好的积分模块应用于多种新型力来展示这一点。我们展示了包含重力、人体碰撞和自碰撞等力的结果。我们还展示了 PhysGraph 在布料增强应用的多种变体中的有效性，其中一个完整的多层服装示例见图 4 及补充材料。所有结果均由同一个训练好的网络生成，该网络在训练时只接触过弹性力。请注意，该方法并不局限于这些特定示例。

5.1. 粗略模拟增强

我们在图中展示布料几何增强的结果：3图中呈现了整合不同力势能后的几何形状，这些力势能从仅包含训练时加入的弹性能势能，到包含人体和自碰撞的完整模型不等；该模型还包含若干训练时未见过的力。我们的方法与服装无关，也适用于宽松服装，如图4所示。

5.2. 线性混合蒙皮增强

为展示模型输入的泛化能力，我们表明，粗略几何形状无需通过模拟获得，也可以采用成本较低的方法。我们展示了该方法在使用线性混合蒙皮来确定姿势的服装上的效果。众所周知，线性混合蒙皮存在若干问题，会以不符合物理规律的方式扭曲网格。尽管如此，图5 表明，我们的方法能够生成视觉效果良好的高分辨率网格，并解决自碰撞问题。

5.3. 材质泛化

由于采用了独立的力模块设计，我们能够在推理时修改材料属性。图6 展示了一条裤子的不同材料设置，这些设置均由相同的粗略输入几何形状生成。尽管我们的训练集对所有训练样本都使用相同模型和一组参数，但我们的方法也适用于其他属性，因为积分模块并不依赖于力的来源。

5.4. 碰撞几何泛化

如图所示，我们的方法能够泛化到不同的碰撞几何形状7。我们展示了丰富的布料交互：用刚性方块推动布料穿过环面的中心。这些碰撞几何形状与训练时所用的完全不同，但该方法仍能生成正确的结果。

5.5. 自碰撞

织物与自身的交互在布料模拟中十分常见，因为服装通常会层叠，并呈现复杂的交互。因此，恰当地对其进行建模至关重要。我们在图中展示了纳入自碰撞的重要性1、3 以及补充材料中展示了我们的模型能够纳入力的作用，并生成如右侧所示的干净、无交叉网格。

5.6. 收敛性分析与性能

我们通过比较 PhysGraph 相对于两种基准优化器——Adam 和梯度下降——的收敛情况，突出展示其有效性。图8 展示了多种仍能实现收敛的学习率。请注意，我们的学习型积分器效果最佳。虽然我们并未声称性能优于当前最先进的方法，但表3 展示了我们的方法中不同模块在多种分辨率下具有竞争力的运行时间。



图 4. 与依赖基于蒙皮技术的方法不同，我们的方法能够自然地处理宽松服装，例如毛衣的兜帽。我们展示了上采样前（左）和上采样后（中）的正面与背面视图，以及以蓝色显示的真实值模拟。请注意，由于材料参数选择不同，服装不必完全一致。



图5. 我们展示了该方法能够增强通过线性混合蒙皮获得的几何形状（左）；中间为未进行自碰撞处理的增强网格，最右侧为纳入所有力后预测的服装。请注意，我们的方法在保留整体形状并保持无碰撞的同时，增添了逼真的褶皱。增强模型包含人体碰撞力和自碰撞力。请注意，对于夹克，该方法甚至能够去除腋下附近的蒙皮伪影。

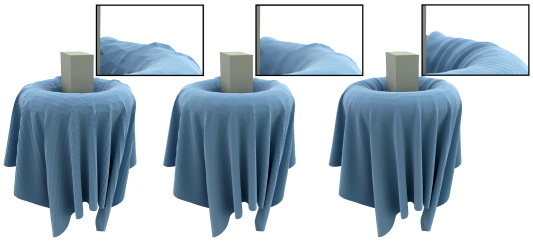


图 7. 我们展示了该方法在推理过程中对不同碰撞几何形状的泛化能力。从左到右依次为原始低分辨率输入、使用 Loop 细分得到的网格 [20], 以及我们的方法。请注意，与仅进行平滑的细分相比，我们的方法增加了细节。我们的方法保留了低分辨率模型的整体形状，同时增加了细节，并保留了艺术意图。

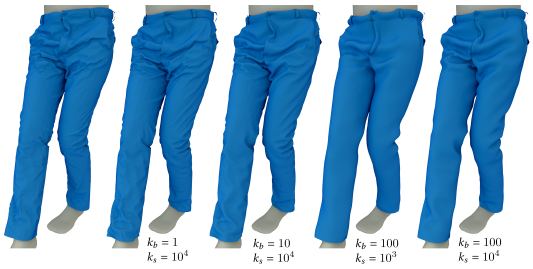


图 6. 我们展示了在推理时使用不同材料增强服装几何形状的能力。此示例体现了改变弯曲刚度和拉伸刚度所带来的明显视觉差异，用户只需生成一次可能代价高昂的粗略序列，之后便可调整材料。我们的方法能够生成合理的结果：较高的弯曲刚度会正确地对应更大的褶皱。

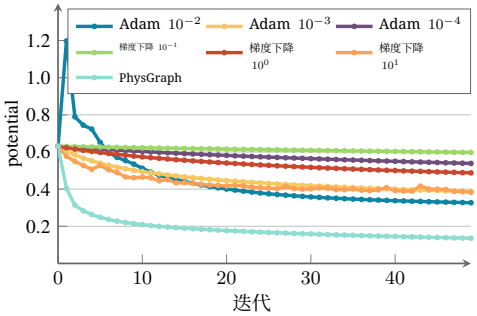


图8。我们展示了，与若干采用不同基础学习率的梯度下降优化器相比，我们的方法收敛更快，且达到的势能更低。对于每种基线优化器，我们逐步提高学习率，直至其发散。

5.7 与相关工作的比较

我们将 PhysGraph（我们的方法）与两种近期用于服装悬垂的机器学习方法进行比较。SSCH [34] 和 SNUG [32] 都是基于蒙皮的方法，经过训练后

真实值模拟和自监督。在比较中，我们使用它们公开发布的 T 恤模型，并强调这两种模型都是针对这种特定服装训练的。相比之下，我们的方法在训练期间未见过这种服装。我们的方法以蒙皮网格为输入，并预测经过细化的悬垂效果。图9展示了定性比较，表1 则提供定量

比较了各方法的系统势能。SNUG 和 SSCH 都受限于固定的拓扑和分辨率，因为这两种模型都是针对这种特定服装专门设计的；而我们的方法即使未针对这种拓扑进行训练，仍能在多个分辨率下生成细节。此外，我们的方法更加通用，且未针对这一特定设置进行优化，但在定性和定量结果上都更好。表2 提供了功能比较，其中还包括 ULNeF [33], Hood [13] 和 MeshGraphNet (MGN) [26]。

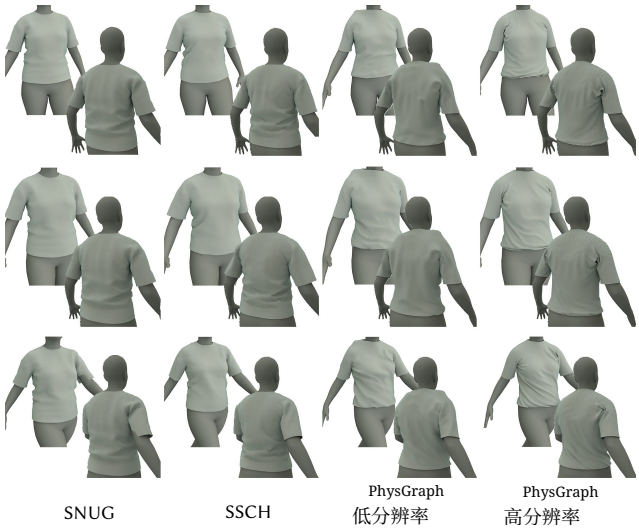


图9. 与基于蒙皮的机器学习布料模拟方法对比：AMASS [22] 中 CMU-07-02-poses 序列的三个不同帧。从左到右：SNUG [32]；SSCH [34]；Phys- Graph 低分辨率预测；PhysGraph 高分辨率细化。请注意，无论姿势如何，SSCH 和 SNUG 显示的褶皱都相似，而 PhysGraph 能够以更符合物理规律的方式，在多个分辨率下添加精细细节，且细节会随姿势变化。另请注意，如底行所示，SNUG 的结果与人体发生了相交。

	总势能 [尔格] ↓	身体碰撞（%） ↓
蒙皮	243.2094	4.5088
SSCH	106.2101	0.8257
SNUG	91.3766	0.7818
Ours	**74.4635**	**0.4813**

表1。与最先进方法的定量比较。↓表示数值越低越好。我们使用重力下的质点弹簧模型，以 $k_s =$ 尔格为单位报告布料的势能，单位分别为尔格/厘米、尔格和克/厘米。为获取静止边长，我们使用 SNUG 的静止网格。人体碰撞报告为：当布料顶点作为查询输入人体有符号距离场时，得到负值的布料顶点所占的百分比。该人体有符号距离场相对于带有 2 毫米碰撞边界的人体定义，与 SNUG 类似。所有比较的势能均在取自 SNUG 衬衫的相同网格拓扑上计算。

	SSCH	SNUG	ULNeF	MGN	Hood	**PhysGraph**
拓扑不变性	✗	✗	✓	✓	✓	✓
姿态不变性	✓	✓	✗	✓	✓	✓
力无关	✗	✗	✗	✗	✗	✓
身体与服装碰撞	✓	✗	✗	✓	✓	✓
服装自碰撞	✗	✗	✓	✓	✓	✓
多服装碰撞	✗	✗	✓	✗	✗	✓
无监督	✗	✓	✗	✗	✓	✓

表 2. 相关工作的总结。 我们的工作实现了所有 理想特性。

模拟边	力模块 [毫秒]	积分模块 [毫秒]
1e3	0.036864	7.13121
1e4	0.041984	9.744
1e5	0.051232	37.74
1e6	0.077824	343.08

表 3. 在物理系统中使用数量不同的弹簧进行性能测量，测量设备为 NVIDIA RTX A6000 GPU，采用 CUDA 实现。时间以毫秒为单位报告。

6. 讨论、局限性与未来工作

我们提出了一种利用图神经网络集成基于物理的力的新方法。我们展示了如何增强粗网格布料几何中的细节；这类几何可来自多种来源，例如模拟、内容创作工具或线性混合蒙皮等。我们的方法能够模拟服装与自身及其他碰撞物体之间的相互作用，并且我们首次实现了同时处理多件服装之间的碰撞，直接使用其几何形状，无需有符号距离函数（SDF）或其他表示方式；后者会给分层服装的建模带来若干限制。尽管我们已展示出有竞争力的计算速度，但我们认为，若投入更多工程资源，该方法还有望进一步提速，因为目前已有研究致力于提高消息传递架构的效率 [27, 43]，并已证明计算速度可提升两个数量级。与大多数其他方法一样，我们当前的模型无法消除已有的自相交。不过，未来的工作可以将解缠力 [3] 纳入力模块。在补充材料中，我们展示了该方法在一段模拟的 T恤序列上的表现；生成的细节在大部分情况下已具备时间连贯性，但聚集碰撞区域除外。鉴于该方法逐帧独立运行，并未利用时间信息，这一结果令人鼓舞。未来，我们计划在训练和推理期间考虑时间特征，以解决这些遗留问题。此外，我们还希望将该方法用于服装模拟之外的物理现象，例如模拟头发和体积材料所需的势能。

参考文献

[1] Kelsey R Allen、Tatiana Lopez Guevara、Yulia Rubanova、Kim Stachenfeld、Alvaro Sanchez-Gonzalez、Peter Battaglia 和 Tobias Pfaff。图网络模拟器能够学习不连续的刚体接触动力学。发表于第六届机器人学习年会，2022年。2[2] Kelsey R Allen、Tatiana Lopez Guevara、Kimberly Stachenfeld、Alvaro Sanchez-Gonzalez、Peter Battaglia、Jessica Hamrick 和 Tobias Pfaff。利用可微分学习模拟器进行物理设计。arXiv 预印本 arXiv:2202 00728，2022年 2 。 。[3] David Baraff、Andrew Witkin 和 Michael Kass。布料解缠。ACM 图形学汇刊（TOG），22(3):862–870，2003年。8[4] Peter W Battaglia、Jessica B Hamrick、Victor Bapst、Alvaro Sanchez-Gonzalez、Vinicius Zambaldi、Mateusz Malinowski、Andrea Tacchetti、David Raposo、Adam Santoro、Ryan Faulkner 等。关系归纳偏置、深度学习与图网络。arXiv 预印本 arXiv:1806 01261，2018年 2 。 。[5] Mikl´os Bergou、Saurabh Mathur、Max Wardetzky 和 Eitan Grinspun。Tracks：面向可直接控制的薄壳。ACM 图形学汇刊（TOG），26(3):50–es，2007年。3[6] Hugo Bertiche、Meysam Madadi 和 Sergio Escalera。PBNS：用于无监督服装姿态空间变形的基于物理的神经模拟。ACM 图形学汇刊（TOG），40(6):1–14，2021年。2, 3[7] Hugo Bertiche、Meysam Madadi 和 Sergio Escalera。神经布料模拟。ACM 图形学汇刊（TOG），41(6):1–14，2022年。2, 3[8] Zhen Chen、Hsiao-Yu Chen、Danny M Kaufman、M´elina Skouras 和 Etienne Vouga。粗网格薄壳的细微褶皱。ACM 图形学汇刊（TOG），40(5):1–32，2021年。3[9]Lawrence D Cutler、Reid Gershbein、Xiaohuan Corina Wang、Cassidy Curtis、Erwan Maigret、Luca Prasso 和 Peter Farson。面向CG角色服装的艺术指导皱褶系统。载于《2005年ACM SIGGRAPH/Eurographics计算机动画研讨会论文集》，第117–125页，2005年。3[10] Luca De Luigi、Ren Li、Benoˆıt Guillard、Mathieu Salzmann 和 Pascal Fua。Drapenet：通过自监督生成服装并模拟其悬垂。arXiv 预印本 arXiv:2211.11277，2022年。3[11] Meire Fortunato、Tobias Pfaff、Peter Wirnsberger、Alexander Pritzel 和 Peter Battaglia。多尺度MeshGraphNets。arXiv 预印本 arXiv:2210.00612，2022年。2[12] Russell Gillette、Craig Peters、Nicholas Vining、Essex Edwards 和 Alla Sheffer。粗网格动画布料的实时动态起皱。载于《第14届ACM SIGGRAPH/Eurographics计算机动画研讨会论文集》，第17–26页，2015年。3[13] Artur Grigorev、Bernhard Thomaszewski、Michael J Black 和 Otmar Hilliges。Hood：用于服装动力学广义建模的层次图。arXiv 预印本 arXiv:2212.07242，2022年。3, 8

[14] Oshri Halimi、Tuur Stuyck、Donglai Xiang、Timur Bagautdi- nov、He Wen、Ron Kimmel、Takaaki Shiratori、Chenglei Wu、Yaser Sheikh 和 Fabian Prada。基于图案的布料配准与稀疏视图动画。ACM 图形学汇刊，41(6)，2022年11月。2[15] Ladislav Kavan、Dan Gerszewski、Adam W. Bargteil 和 Peter-Pike Sloan。游戏布料模拟的受物理启发的上采样。载于《ACM SIGGRAPH 2011论文集》，SIGGRAPH '11，美国纽约州纽约市，2011年。计算机协会。[16] Zorah Lahner、Daniel Cremers 和 Tony Tung。Deepwrinkles：精确且逼真的服装建模。载于《欧洲计算机视觉会议论文集（ECCV）》，第667–684页，2018年。3[17] Yudi Li、Min Tang、Yun Yang、Zi Huang、Ruofeng Tong、Shuangcai Yang、Yao Li 和 Dinesh Manocha。N-cloth：使用基于网格的网络预测三维布料形变。载于《计算机图形学论坛》，第41卷，第547–558页。Wiley在线图书馆，2022 3。[18] Yunzhu Li、Jiajun Wu、Russ Tedrake、Joshua B. Tenenbaum 和 Antonio Torralba。学习粒子动力学，以操控刚体、可变形物体和流体。载于《国际学习表征会议》，2019年。2[19] Hsueh-Ti Derek Liu、Vladimir G. Kim、Siddhartha Chaudhuri、Noam Aigerman 和 Alec J acobson。神经细分。ACM 图形学汇刊，39(4)，2020年。3[20] Charles Loop。基于三角形的平滑细分曲面。1987年。7[21] Matthew Loper、Naureen Mahmood、Javier Romero、Gerard Pons-Moll 和 Michael J Black。SMPL：蒙皮多人线性模型。ACM图形学汇刊（TOG），34(6)：1–16，2015年。3[22] Naureen Mahmood、Nima Ghorbani、Nikolaus F Troje、Gerard Pons-Moll 和 Michael J Black。AMASS：表面形状动作捕捉档案。载于《IEEE/CVF国际计算机视觉会议论文集》，第5442 5451, 2019 8 –页。[23] Matthias Muller 和 Nuttapong Chentanez。褶皱网格。载于《计算机动画研讨会》，第85–91页。西班牙马德里，2010年。3[24] Xiaoyu Pan、Jiaming Mai、Xinwei Jiang、Dongxue Tang、Jingxiang Li、Tianjia Shao、Kun Zhou、Xiaogang Jin 和 Dinesh Manocha。使用骨骼驱动运动网络预测宽松服装的形变。载于《ACM SIGGRAPH 2022会议论文集》，第1–10页，2022年。3[25] Chaitanya Patel、Zhouyingcheng Liao 和 Gerard Pons-Moll。TailorNet：根据人体姿态、体型和服装风格预测三维服装。载于《IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集》，第7365–7375页，2020年。3[26] Tobias Pfaff、Meire Fortunato、Alvaro Sanchez-Gonzalez 和 Peter Battaglia。使用图网络学习基于网格的模拟。载于《国际学习表征会议》，2020年。2、4、8[27] Md Khaledur Rahman、Majedul Haque Sujon 和 Ariful Azad。FusedMM：用于图

嵌入和图神经网络的统一SDDMM-SPMM内核。载于《2021年IEEE并行与分布式处理国际研讨会（IPDPS）》，第256–266页。IEEE，2021年。8[28] Olivier R´emillard 和 Paul G Kry。用于褶皱模拟的嵌入式薄壳。ACM 图形学汇刊（TOG），32(4)：1–8，2013年。3[29] Damien Rohmer、Tiberiu Popa、Marie-Paule Cani、Stefanie Hahmann 和 Alla Sheffer。动画褶皱：为粗略布料模拟增添逼真的褶皱。ACM 图形学汇刊（TOG），29(6)：1–8，2010年。3[30] Alvaro Sanchez-Gonzalez、Jonathan Godwin、Tobias Pfaff、Rex Ying、Jure Leskovec 和 Peter Battaglia。使用图网络学习模拟复杂物理。载于《国际机器学习会议》，第8459–8468页。PMLR，2020年。2[31] Igor Santesteban、Miguel A Otaduy 和 Dan Casas。用于虚拟试穿的基于学习的服装动画。载于《计算机图形学论坛》，第38卷，第355–366页。Wiley在线图书馆，2019年。2、3[32] Igor Santesteban、Miguel A Otaduy 和 Dan Casas。SNUG：自监督神经动态服装。载于《IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集》，第8140–8150页，2022年。2、3、7、8[33] Igor Santesteban、Nils Thuerey、Miguel A Otaduy 和 Dan Casas。ULNeF：用于混搭式虚拟试穿的解缠分层神经场。载于《神经信息处理系统进展》，2022年。3、8[34] Igor Santesteban、Nils Thuerey、Miguel A Otaduy 和 Dan Casas。通过生成式3D服装模型实现自监督碰撞处理，用于虚拟试穿。载于《IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集》，第11763–11773页，2021年。2、3、7、8[35] Franco Scarselli、Marco Gori、Ah Chung Tsoi、Markus Hagenbuchner 和 Gabriele Monfardini。图神经网络模型。IEEE神经网络汇刊，20(1)：61–80，2008年。2[36] Han Shao、Tassilo Kugelstadt、Torsten H¨adrich、Wojtek Palu- bicki、Jan Bender、S¨oren Pirk 和 Dominik L Michels。利用图学习精确求解杆动力学。神经信息处理系统进展，34，4842，2021 4829 2：–。[37] Tuur Stuyck。计算机图形学中的布料模拟。《视觉计算综合讲座：计算机图形学、动画、计算摄影与成像》，10(3)：1–121，2018年。2[38] Nils Thuerey、Konstantin Weißenow、Lukas Prantl 和 Xi- angyu Hu。用于翼型流动雷诺平均纳维–斯托克斯模拟的深度学习方法。AIAA期刊，58(1)：25–36，2020年。2[39] Kiwon Um、Xiangyu Hu 和 Nils Thuerey。利用神经网络进行液体飞溅建模。载于《计算机图形学论坛》，第37卷，第171–182页。Wiley在线图书馆，2018年。2[40] Raquel Vidaurre、Igor Santesteban、Elena Garces 和 Dan Casas。用于参数化虚拟试穿的全卷积图神经网络。载于《计算机图形学论坛》，第39卷，第145–156页。Wiley在线图书馆，2020年。2[41] Huamin Wang。亚毫米级布料褶皱的基于 GPU 的模拟。*ACM* 图形学汇刊，40(4)，2021年7月。3[42] Donglai Xiang、Timur Bagautdinov、Tuur Stuyck、Fabian Prada、Javier Romero、Weipeng Xu、Shunsuke Saito、Jing- fan Guo、Breannan Smith、Takaaki Shiratori、Yaser Sheikh、Jessica Hodgins 和 Chenglei Wu。为虚拟人穿衣：物理模拟服装的深度照片级真实感外观。*ACM* 图形学汇刊，41(6)，2022年11月。2[43] Zhiqiang Xie、Minjie Wang、Zihao Ye、Zheng Zhang 和 Rui Fan。Graphiler：利用消息传递数据流图优化图神经网络。机器学习与系统会议论文集，4:515–528，2022年。8[44] Meng Zhang、Duygu Ceylan 和 Niloy J Mitra。运动引导的深度动态三维服装。*ACM* 图形学汇刊（*TOG*），41(6):1–12，2022年。3[45] Meng Zhang、Tuanfeng Wang、Duygu Ceylan 和 Niloy J Mitra。适用于任意服装的深度细节增强。载于 计算机图形论坛，第40卷，399–411页。Wiley在线图书馆，2021年。3[46] Meng Zhang、Tuanfeng Y Wang、Duygu Ceylan 和 Niloy J Mitra。动态神经服装。*ACM* 图形学汇刊（*TOG*），40(6):1–15，2021年。2

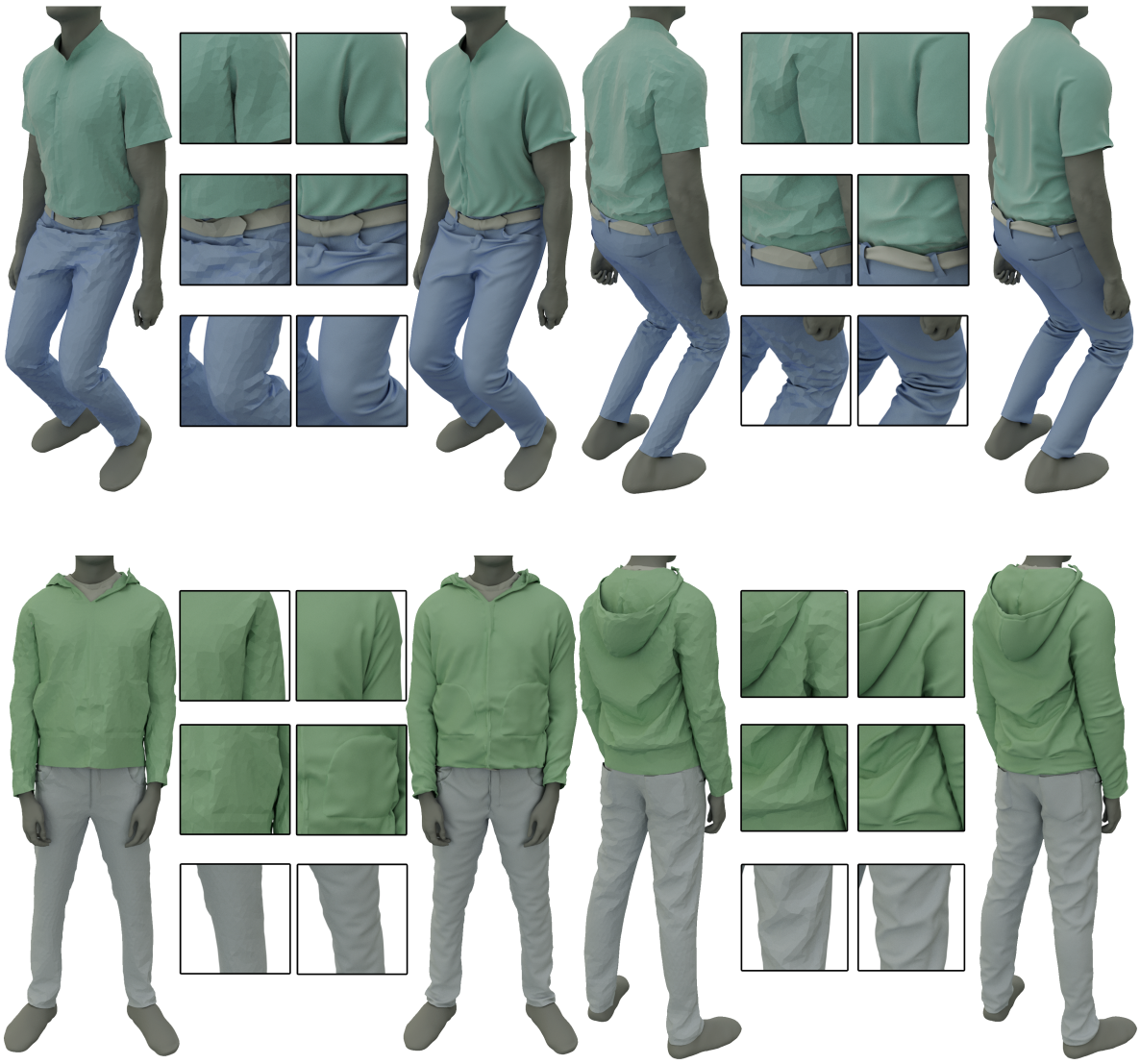


图10。我们展示了一个使用 PhysGraph 进行布料增强过程的额外示例，以说明我们的方法能够扩展到复杂的多层服装。我们展示了一件塞入裤子中的衬衫、腰带和裤子。请注意，我们的模型能够解决与腰带环和口袋等细小几何特征之间的碰撞。



图11. 我们展示了增强布料序列中的若干连续帧。尽管我们的算法逐帧运行，但除了碰撞密集区域外，结果在时间上基本保持一致。完整结果请参阅补充视频。