arXiv:2601.12481v1 [cs.CV] 18 Jan 2026

NeuralFur：基于多视图图像的动物毛发重建

Vanessa Sklyarova[1,2*] Berna Kabadayi[1,4*] Anastasios Yiannakidis[1] Giorgio Becherini[1] Michael J. Black[1] Justus Thies[1,3]

[1]马克斯·普朗克智能系统研究所　[2]ETH 苏黎世 [3]达姆施塔特工业大学　[4]蒂宾根大学



图1. NeuralFur 根据多视图图像重建动物的精细几何形态，包括基于网格的身体和基于毛束的毛发。重建结果可集成到计算机图形学框架中，用于仿真和渲染，并可采用由艺术家定义的颜色。

摘要

从图像中重建逼真的动物毛发几何结构是一项颇具挑战的任务，因为毛发具有精细的细节、会发生自遮挡，并呈现视角相关外观。与人类发型重建不同，目前也没有可用于学习不同动物毛发先验的数据集。在这项工作中，我们提出了首个基于多视图、采用基于毛发丝的表示方式的高保真动物三维毛发建模方法，并利用视觉语言模型的通用知识。给定多视图 *RGB*图像，我们首先使用传统的多视图立体视觉技术重建粗略的表面几何结构。接着，我们使用视觉语言模型（*VLM*）系统，检索身体各部位毛发真实长度结构的相关信息。我们利用这些知识构建动物的无毛几何结构，并在其表面生长毛发丝。毛发重建通过从多视图图像计算得出的几何损失和光度损失进行监督。为缓解应用于输入图像的 *Gabor* 滤波器所导致的方向歧义，我们还利用视觉语言模型指导毛发丝的生长方向，以及它们与重力向量之间的关系，并将其纳入损失函数。纳入损失函数。通过这一利用 *VLM* 指导从多视图输入进行三维重建的新方案，我们展示了该方法能够泛化到多种具有不同毛发类型的动物。更多结果和代码请参阅 https://neuralfur.is.tue.mpg.de。

1. 引言

动物经常作为角色出现在动画电影中。这些角色的真实感依赖于基于毛发束的毛发模型，这类模型非常适合物理仿真，并能提供高度真实的效果。然而，对于经验丰富的艺术家而言，手动为动物制作毛发造型是一个耗时的过程 [48]。在本研究中，我们探讨了毛发造型几何的自动生成方法，该方法可直接应用于背景角色，或用于主角级资产的初始化。尽管从文本 [52]，扫描数据 [23, 50]，图像 [14, 21, 43, 44, 53, 55, 77] 或视频[51, 59, 75]中自动创建基于毛发束的人类发型造型的研究已经十分广泛，但尚无针对动物毛发的同类工作。

与人类头发不同，动物毛发往往覆盖整个身体，在不同动物之间存在差异，即使在同一只动物身上，其长度、密度和方向也各不相同。另一个难点是，目前还没有大规模的

* 共同贡献

有毛动物数据集可用于学习内部毛发结构和整体毛发风格的先验，从而约束基于一组图像进行的基于优化的重建。因此，我们必须思考：如何获取有关毛发在不同动物之间以及同一动物身体各处如何变化的信息？我们的核心思路是同时利用给定的多视图图像（从中可以提取方向和轮廓）以及视觉语言模型（VLM），后者用于消除图像信号中的歧义，并提供关于特定动物毛发的一般知识。这一思路催生了我们的方法 *NeuralFur*，它能够根据给定的多视图图像，自动重建多种具有精细基于毛束的毛发的三维动物。*Neu-ralFur* 是首个能够自动重建动物毛发，并可将其导入标准计算机图形学框架进行仿真和渲染的方法。

尽管近期方法 [4, 33, 35, 47] 利用基于网格的参数化 SMAL [79] 模型，从图像和视频中重建三维动物取得了令人瞩目的成果，但它们缺乏毛发等几何细节。与之相反，我们旨在构建动物几何结构的逼真数字复制体，并使其具备以下特性：(1) 毛发以毛发束的形式表示，可兼容现有的渲染与仿真流程。(2) 底层几何结构反映动物的真实几何形态，而非其粗略近似。(3) 三维重建时考虑动物身体部位，因为动物不同部位的毛发长度各异。为此，我们提出一种方法，借助人类头发重建领域的最新进展以及视觉语言模型的一般知识，重建带有毛发细节的三维动物模型。具体而言，我们的方法基于当前最先进的基于毛发束的人类头发重建技术 Gaussian Haircut [75], ，该技术使用相连的高斯基元表示毛发。我们基于多视图图像，利用 NeuS [57]重建精细几何结构。我们使用视觉语言模型推断毛发厚度、生长方向和长度。这些信息用于细化基于 NeuS 的重建结果，并指导基于 3DGS 的毛束重建。

通过这一方案，我们解决以下关键挑战：(i) NeuS 重建得到的几何结构包含毛发。要获得底层身体的真实几何结构，必须考虑毛发的厚度／体积，而这会因身体部位区域而有很大差异（例如，面部区域的毛发通常很短，而其他区域，如狮子的鬃毛处，则可能有很长的毛发）。为了定位动物的身体部位，我们将 SMAL [79] 模型拟合到 NeuS 重建结果上，并将 SMAL 的通用身体部位标签迁移到 NeuS 重建结果上。给定一张动物图像及其身体部位标签，我们利用视觉语言模型获取局部毛发的信息，以便从几何结构中去除毛发（去除毛发）。这一步使我们能够对动物身体的真实形态进行建模，并在其上放置毛发束的发根。(ii) 动物毛发在不同的动物身体部位会朝不同方向生长。由于基于 Gabor滤波器从输入图像中提取的方向图没有方向性，我们利用视觉语言模型提取通用的生长方向引导信号，以消除这种歧义。为了在优化过程中对毛发丝几何形态进行正则化，我们采用了从人类头发中学习得到的发丝级先验，因为目前没有专门针对动物毛发的数据集。尽管这种方法并不理想，但事实证明它足以满足我们的需求。

如图1所示，我们的方法首次实现了从多视图图像中重建带毛动物的完整几何形状。 *NeuralFur* 能够泛化至不同动物类型，并考虑其因区域而异的毛发属性。重建出的毛发与标准计算机图形学管线兼容，可用于后续的基于物理的渲染和仿真。请注意，我们的目标并非重建外观；如图1所示，可在后续渲染引擎中为重建出的毛束几何体赋予颜色和着色器属性。与以往动物及头发重建方法进行的大量定性比较表明，与先前方法不同，我们的方法能够更准确地重建细致的动物毛发几何形状。

总之，我们提出了首个基于毛束、从多视图图像重建动物毛发的方法。该方法得益于以下贡献：

- 结合使用图像与视觉语言模型提供的通用知识，其中外部知识用于消除输入中的歧义，以估计潜在的动物身体，并指导毛发的生长方向和长度。一个关键之处在于，将检索到的视觉语言模型信息定位到动物的特定区域。
- 一种基于多层感知机（MLP）的隐式毛发表示网络，可用于预测空间变化的毛发丝。

2. 相关工作

我们提出了一种方法，在视觉语言模型的指导下，从多视图图像中重建带有基于毛束的毛发的精细三维动物几何。我们的方法将经典的基于网格的动物重建技术与基于毛束的人类头发技术相结合。

动物重建。创建动物的三维数字复制体面临诸多挑战，包括从图像中恢复动物的姿态 [39, 67, 73], 形状 [3, 63], 和外观 [45, 60], 或从视频中恢复 [47,61, 66, 68–70]。尽管近期取得了进展，但相关研究仍然寥寥

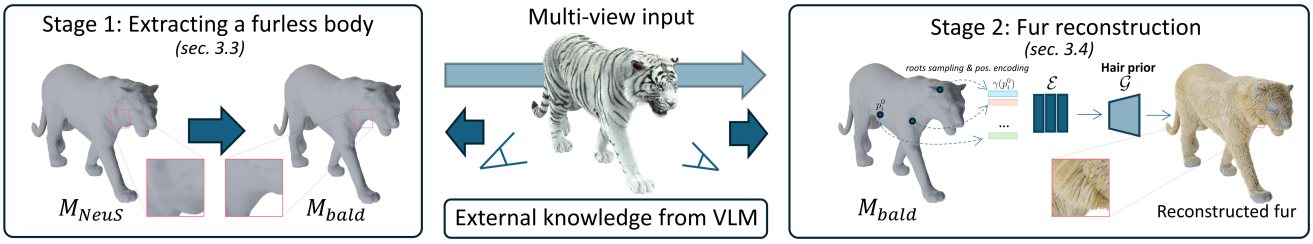

图 2. 我们的方法 *NeuralFur* 包含两个阶段：（i）通过智能收缩由多视图图像重建的完整网格，提取无毛网格几何；（ii）以无毛网格中的根部为初始化，重建基于毛束的毛发。在这两个阶段中，均利用了视觉语言模型提供的外部知识。基于所描绘的动物，视觉语言模型提供有关毛发厚度、长度和方向的信息。随后利用这些指导训练神经毛发束表示（多层感知机），该表示可在任意网格表面位置进行查询，以生成适用于渲染的毛发束。

，这主要是由于三维动物数据集稀缺，以及静态和动态动物难以捕捉 [2,30, 64, 65]，。早期工作侧重于类别特定重建，例如狗 [63, 73] 、马和鸟类 [30]。Cashman 和 Fitzgibbon [4, 18, 46],从图像中学习参数化海豚模型；LASSIE [24, 80]，通过部件发现来学习可动动物形状 [17]。Kanazawa 等人 [5] 根据对应关系变形猫的模板网格，并 [72] 预测犬类姿态。Zuffi 等人 [16] 提出了 SMAL，这是一种用于四足动物的参数化模型。GenZoo [18] 使用 SMAL [79]，并在合成数据上训练回归器，以从单张图像估计姿态和形状。AniMer [35]利用家族感知型 Transformer [79] 估计动物的姿态和形状，从而提高不同四足动物家族的重建精度。AWOL [33] 通过语言引导生成动物和树木。RAW [78]则重建动物及其周围环境。基于模型的方法 [22]（即依赖参数化模型表示动物的方法）和无模型方法 [33, 35, 63]通常都依赖粗略几何来表示动物，因而只能提供低维表示。然而，动物往往具有复杂的几何结构，包括毛发和精细表面细节。在这项工作中，我们提出一种分层表示，由身体网格和基于毛束的皮毛层构成，可与传统图形管线无缝集成，用于仿真、渲染和编辑

基于毛发束的重建。毛发束是研究 [40, 50, 74] 和生产 [8, 12, 14]中进行高保真三维毛发建模的标准表示形式。这种参数化方式在物理仿真 [10, 13, 15] 和几何控制 [49, 52, 62, 76]方面优于体积或网格。然而，由于毛发束数量庞大且几何结构复杂，手工建模仍然十分耗时。为实现这一过程的自动化，基于图像的方法从照片中估计毛发束方向 [37] 并优化三维毛发束，使其与二维投影 [6, 7, 32, 34, 38, 53]对齐。然而，这些方法难以处理遮挡，通常将毛发束建模为不带厚度的折线，从而将几何结构与外观分离 [43, 51, 55,59]。近期研究引入了学习先验 [43, 51, 59]或各向异性三维高斯，以实现更丰富的几何结构和外观表示 [31, 75, 77]。尽管这些方法同样面临毛发重建方法中的细节保持难题，基于毛发束的皮毛捕获还需额外处理区域皮毛长度建模、部件分割以及无毛区域的几何结构估计。

大型视觉语言模型。视觉语言模型（VLM）将视觉感知与语言理解相结合，从而能够对图像进行开放式推理。以 CLIP [41], 为代表的大规模预训练方法在各种视觉任务中展现出强大的泛化能力，近年来的模型（如 BLIP [25], 、LLaVA [26, 27], 和 Flamingo [1]）同样如此。最近，GPT-5、Gemini 和 Claude 等商业系统展现了快速而高效的多模态推理能力，包括同时处理多幅图像的能力。在本文中，我们使用 ChatGPT [36] 来支持对逼真动物毛发几何结构的精确建模。

3. 方法

我们的方法包含两个阶段：（i）从多视图图像中提取动物的无毛网格几何结构；（ii）基于毛发丝的毛发重建，见图 2。我们以 NeuS [57] 初始化方法，得到一个涵盖整只动物（包括毛发）的网格。为了将该网格分解为身体网格和皮毛层，我们利用视觉语言模型（VLM）的外部知识，并将其定位到动物的不同区域（第 3.2 节）。具体而言，我们提取毛发厚度以进行“去毛”（第 3.3 节），并提取毛发长度信息，以便从该模型上生长毛发（第 3.4 节）。



图3。 **标注**。 根据拟合的 SMAL 自动获取每只动物的部位标注 [79] 模型。

3.1. 形状初始化

我们使用 NeuS [57]重建动物的粗略几何结构。NeuS 利用有符号距离函数（SDF），具体来说，它通过应用体积光线行进算法，并使用轮廓约束和 Eikonal惩罚函数进行监督，借助多层感知机（MLP）预测颜色和有符号距离。随后，我们通过 Marching Cubes [28, 29] 从重建得到的 SDF 中提取动物的可见几何结构，得到初始网格 M_{NeuS}。

3.2. 定位外部知识

仅凭多视图图像重建毛发而不添加约束是不够的，因为我们并不知道底层的身体部位或毛发长度。因此，我们利用视觉语言模型（ChatGPT [36]）提供的外部知识，以厘米为单位标注各身体区域的毛发长度。为获取这些标注，我们向其提供动物的若干正面和侧面图像，并要求其给出每个区域的毛发长度、厚度和生长方向。不过，ChatGPT 的回答需要整理成结构化形式，并关联到特定区域（从而实现知识的定位）。为此，我们采用参数化动物模型 SMAL [79]。SMAL 是一种可变形模型，能够表示多种四足动物。它具有固定拓扑，可用于对所有动物进行统一的区域标注。我们在 SMAL 上定义了以下区域：腿（前、后）、爪垫、爪子、腹部、颈部、面部、耳朵、内耳道、尾巴下方、眼睛、尾巴、鼻尖、身体，以及（如有）鬃毛。

为了利用这些标注，我们将 SMAL 拟合到M_{NeuS}，并基于最近邻传递标签，参见图 3。请注意，M_{NeuS} 提供了比 SMAL 更丰富的几何细节。拟合在三维空间中分三个阶段进行：（1）第一阶段，我们优化 SMAL模型的全局平移 γ 和全局旋转 $\boldsymbol{\theta_0}$。（2）第二阶段，我们进一步优化形状参数 $\boldsymbol{\beta}$ 和关节姿态参数 $\boldsymbol{\theta}$。（3）最后一个阶段，我们优化逐顶点形变，以获得更精细的细节。在每个优化步骤中，我们在初始网格重建上采样 20,000 个点，并与 WLDO [4], 类似，针对倒角距离、拉普拉斯平滑正则化和法线一致性，优化各阶段对应的参数。



图4。从左到右：输入图像、初始形状 M_{NeuS}、无毛几何结构 M_{bald}及其叠加图。

3.3. 去毛——提取无毛几何结构

由于初始几何重建 M_{NeuS} 将包括毛发在内的整个身体表示为单一连续表面，因此无法直接用于放置毛发束的发根。因此，我们首先需要推导出“秃毛”动物身体的几何结构 M_{bald}。遗憾的是，目前不存在包含剃毛和未剃毛动物配对示例的数据集。因此，我们利用视觉语言模型提供的局部外部知识。我们查询毛发有效厚度的相关信息，并相应地“侵蚀”几何结构：将 M_{NeuS} 转换为有符号距离函数，并通过空间变化收缩使表面向内偏移，从而还原无毛动物：

$$\mathrm{SDF}_{\text{defur}}(x) = \mathrm{SDF}(x) + s(x), \tag{1}$$

其中 $s(x)$ 是根据最近顶点处定义的厚度值局部定义的收缩项。基于该有符号距离函数，我们使用 Marching Cubes 提取无毛网格 M_{bald} [28, 29],参见图4。

3.4. 毛发建模与重建

神经毛发表示。 与毛发重建方法类似，我们使用基于毛发丝的表示来参数化动物的毛发几何结构，其中包含 N 根毛发束。第 i根毛发束表示为一条包含 L个点的三维折线：$\mathbf{S}_i = \{\mathbf{p}_i^l\}_{l=1}^{L}$。基于这种折线表示，我们将最近点之间的方向定义为 $\mathbf{d}_i^l = \mathbf{p}_i^{l+1} - \mathbf{p}_i^l$，并将归一化后的方向定义为 $\mathbf{b}_i^l = \mathbf{d}_i^l / \|\mathbf{d}_i^l\|_2$。由于折线在三维空间中具有很高的自由度，我们在潜空间$\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{64}$ 中对其进行建模，该潜空间来自合成发型先验模型 $\mathcal{G}$ fromNeuralHaircut [51]。我们

发现，经过适当缩放后，发丝级毛发先验同样可以很好地近似毛发（见下文）。毛发束定义在局部坐标系中，该坐标系通常源自通过纹理空间构建的切线-副切线-法线（TBN）基。本文场景中，我们在去毛网格 M_{bald} 上进行操作，该网格不像人头部那样具有统一的纹理空间 [43, 51, 75]。然而，确保局部坐标系在整个去毛网格上平滑对齐非常重要。因此，我们计算一个方向面场 [56]，并通过沿共享边进行平行移动 [54] 来解决进一步的符号一致性问题。副切向量定义为法线与切向量之间的叉积。

我们不再对固定数量、根植于去毛网格上的毛发束进行建模，而是定义一个可在表面采样并输出毛发束潜在编码的连续函数。具体而言，我们使用一个多层感知机（MLP）$\mathcal{E}$，该网络可在表面点 $\mathbf{p}_i^0$ 处进行查询，$\mathbf{p}$定义了去毛网格上的发束根部 M_{bald}:

$$\mathbf{z}_i = \mathcal{E}(\gamma(\mathbf{p}_i^0)), \tag{2}$$

其中 γ 为位置编码 [42]，$\mathbf{z}_i$ 是表面点 $\mathbf{p}_i^0$处局部 TBN 坐标系中的发束潜在编码。为了从潜在毛发 $\mathbf{z}_i$ 中获得折线，我们使用来自 NeuralHaircut [51]的预训练毛发解码器 $\mathcal{G}$。不同于以往的头发建模工作，我们的目标是对每个特定身体区域的毛发长度实现精确到厘米级的控制。为此，我们将先前模型输出的发束归一化，并乘以在优化过程中从视觉语言模型（VLM）获取的长度 ℓ_j：

$$\mathbf{p}_i' = \mathcal{G}(\mathbf{z}_i),\ \mathbf{p}_i = \ell_j \frac{\mathbf{p}_i'}{\|\mathbf{p}_i'\|_2},\ \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^{L\times 3}. \tag{3}$$

毛发重建。 我们基于这一神经毛发表示，通过使用高斯泼溅 [19]对毛发束进行可微光栅化所获得的几何损失和光度损失，对动物毛发进行优化。具体而言，在每个优化步骤中，我们采样一组发束根部 $\{\mathbf{p}_i^0\}_{i=1}^N$，并通过解码 MLP 在根部位置处获取的发束潜在编码，计算相应的折线。与 Gaussian Haircut [75], 类似，我们将高斯基元附加到每个发束段上以进行渲染。除采样过程外，每一步都是可微的，因此我们可以计算梯度，并据此更新 MLP权重：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{rec}} = \lambda_{\text{sil}}\,\mathcal{L}_{\text{sil}} + \lambda_{\text{dir}}\,\mathcal{L}_{\text{dir}} + \lambda_{\text{dir}}^{gpt}\,\mathcal{L}_{\text{dir}}^{gpt} \\ + \lambda_{\text{chm}}\,\mathcal{L}_{\text{chm}} + \lambda_{\text{penetr}}\,\mathcal{L}_{\text{penetr}} + \lambda_{\text{shape}}\,\mathcal{L}_{\text{shape}}.\end{aligned} \tag{4}$$

轮廓损失： 我们使用轮廓损失 $\mathcal{L}_{\text{sil}}$进行监督，该损失是渲染得到的动物轮廓与根据输入图像估计的动物轮廓之间的 L_1 距离。

方向损失： 我们进一步使用以下方式对方向进行监督：

$$\mathcal{L}_{\text{dir}} = \sum_p \tau_p \min\{\mathrm{d}(\beta_p, \hat{\beta}_p), \mathrm{d}(\beta_p, \hat{\beta}_p) \pm \pi\} - \log \tau_p, \tag{5}$$

其中，d 表示^方向之间的绝对角度差，β_p 表示使用一组 Gabor 滤波器 [37] 在像素 p 处获得的方向，τ_p 是渲染得到的置信度因子。

我们使用从 M_{NeuS}导出的非无毛区域掩码，对轮廓损失和方向损失进行掩码处理。为构建此掩码，我们渲染带纹理网格，并将长度非零的顶点对应的纹理赋值为 1，否则赋值为 0。这样，无毛区域（例如眼睛、鼻尖和爪垫周围）便会从损失计算中排除。

方向一致性损失：由于从 Gabor 滤波器导出的方向图是无向的，我们引入一个辅助损失函数，利用 ChatGPT 对每个部分的归一化头发生长方向的先验知识 $\hat{\mathbf{g}}_i \in \mathbb{R}^3$，以强制方向一致性：

$$\mathcal{L}_{\text{dir}}^{gpt} = \frac{1}{N(L-1)} \sum_{i=1}^{N}\sum_{l=1}^{L-1} w^l \max(0, -\cos(\mathbf{b}_i^l \cdot \hat{\mathbf{g}}_i)), \tag{6}$$

其中，$w^l = \frac{l-1}{L-1}$ 是一个从发根到发梢递增的线性权重。

Chamfer 损失：对于几何监督 [51]，，我们使用完整几何体 M_{NeuS} 与学习得到的毛发束之间的单向 Chamfer 距离：

$$\mathcal{L}_{\text{chm}} = \sum_{k=1}^{K} \|\mathbf{x}_k - \mathbf{p}_k\|_2^2, \tag{7}$$

其中$\mathbf{x}_k$ 是从 S 中采样的随机点，其最近点位于毛发束 $\mathbf{p}_k$上。

曲率一致性损失：我们对毛发中的曲率剖面一致性施加额外的正则化。对于发丝 i，我们计算最近发丝片段之间的弯曲角 θ_i^l：

$$\theta_i^l = \arccos\Big(\text{clamp}\left(\mathbf{b}_i^{l-1}\cdot\mathbf{b}_i^l, -1, 1\right)\Big),\ l = 2, \ldots, L-1. \tag{8}$$

每根毛发束 $\theta(S_i) = \{\theta_i^l\}_{l=2}^{L-1}$ 的曲率特征以及 N θ = 根毛发束 $\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\theta\ S_i$ 的平均曲率定义为 ()。利用这些信息，我们计算曲率一致性损失：

$$\mathcal{L}_{\text{shape}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{1}{L-2}\|\theta(S_i) - \bar{\theta}\|^2. \tag{9}$$

穿透损失：为防止毛发穿入 M_{bald}，我们添加了一个额外的穿透损失：

$$\mathcal{L}_{\text{penetr}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\max(0, -\text{SDF}_{\text{defur}}(x_i)). \tag{10}$$

3.5. 实现细节

为完整重建几何结构，我们运行 NeuS [57]300,000 次迭代。在毛发重建训练期间，每次迭代采样 15,000 束毛发。推理时，我们重建 500,000 束毛发，并且由于使用多层感知机表示毛发造型，还能够将数量扩展得更多。为了在度量空间中对毛发建模，我们首先在三维几何空间中识别眼睛关键点，并使用视觉语言模型估算图像中眼睛中心之间的距离。随后利用测得的尺度计算位置偏移，从而使毛发能够以厘米为单位准确生长。我们的方法在单张 A100 上耗时约 10 小时。

4. 实验

我们在 Artemis [30]数据集上训练我们的方法，该数据集包含为每只动物拍摄的 36 张高质量多视图图像。由于此前没有研究针对这一特定的动物重建与毛发建模任务，我们将我们的方法与动物重建方法以及一种基于发丝的头发重建方法进行比较。在定量评估中，我们采用毛发几何一致性和重建毛发到外表面的距离等无监督指标，并提供了一个由艺术家创作、具有真实毛发几何的合成资产上的对比结果。

4.1. 定性评估

我们将我们的方法与常见的动物 3D 重建方法进行比较，例如 SMAL [79] 和 GenZoo [35], 等通用场景重建方法 NeuS [57], , 以及一种专为基于发丝的人类头发重建设计的方法 Gaussian Haircut [75]。由于此前没有毛发建模方向的相关研究，Gaussian Haircut 是与我们的方法最接近的基线方法。我们在图5中展示了我们的方法与基线方法的定性结果。请注意，SMAL、NeuS 和 GenZoo 只能生成粗略的动物几何结构，其中包含完整的外表面。虽然 Gaussian Haircut (GH) 能够生成逼真且高质量的基于发丝的发型重建结果，但无法重建准确的毛发几何结构。在图 5中，我们展示了第二阶段之后的结果，因为第三阶段会显著降低性能。其一项关键局限是无法显式控制发丝长度，只能对其进行隐式优化。相比之下，我们的方法能够直接从图像中高精度地重建逼真的毛发。

4.2. 定量评估

为了定量比较我们的方法与 Gaussian Haircut [75]并消融分析模型的设计选择，我们使用一项由艺术家创建的老虎合成资产，该资产提供毛发的真实值基于毛发束的几何。为此，我们使用 Blender 对动物进行逼真渲染 [9]，从圆形轨迹上的 90 个视角进行渲染，然后将其作为输入

方法	阈值：厘米 /度								
	2/20	3/30	4/40	2/20	3/30	4/40	2/20	3/30	4/40
	精确率			召回率			F 分数		
Ours	26.22	39.32	48.05	20.58	34.08	45.69	23.06	36.51	46.84
GH（第二阶段）	16.24	25.51	32.34	23.51	36.04	45.87	19.21	29.87	37.93
GH（第三阶段）	5.78	10.44	15.43	21.39	32.82	42.36	9.10	15.84	22.62
含长度优化	3.05	6.26	9.82	16.63	28.27	38.45	5.16	10.25	15.65
使用固定长度	17.18	26.65	33.73	22.24	35.08	45.44	19.38	30.29	38.72
使用 U-Net	5.77	12.16	20.06	7.05	15.39	25.80	6.35	13.58	22.57

表 1. 在合成老虎模型上进行的定量评估，其中毛发的真实标注信息作为参考。

方法	毛发长度		毛发曲率			毛发方向		毛发轮廓
	$\mu_L \pm \sigma_L$ (厘米)	$\sigma_{\text{loc}}(L)$ ↓	方差$^{\text{glob}}(\kappa)$ ↓	方差$_{\text{loc}}(\kappa)$ ↓	$\kappa_{\max}$ ↓	方差$_{\text{loc}}$(方向) ↓	方差$^{\text{first}}_{\text{loc}}$(方向) ↓	CD ↓
	“熊猫”							
Ours	5.197 ± 1.38	0.283	0.0005	0.000069	1.80	0.031	0.041	0.000261
GH（第二阶段）	7.322 ± 8.06	3.615	0.0018	0.000789	3.10	0.317	0.302	0.001105
GH（第三阶段）	11.238 ± 7.53	4.362	0.2318	0.352237	3.13	0.730	0.765	0.001600
采用最优长度	17.169 ± 10.59	1.469	0.0048	0.000681	3.11	0.035	0.054	0.000637
采用固定长度	6.000 ± 0.00	0.000	0.0014	0.000192	3.05	0.035	0.053	0.000257
使用 U-Net	5.196 ± 1.38	0.285	0.0007	0.001282	1.35	0.157	0.200	0.000254
不使用去模糊	5.197 ± 1.35	0.291	0.0019	0.000329	2.90	0.044	0.060	0.000802
不使用 $\mathcal{L}_{\text{chm}}$	5.197 ± 1.38	0.283	0.0010	0.000149	2.65	0.033	0.033	0.000330
不含 $\mathcal{L}^{\text{first}}_{\text{方向}}$	5.197 ± 1.38	0.283	0.0012	0.000224	2.71	0.041	0.050	0.000261
不含 $\mathcal{L}_{\text{形状}}$	5.196 ± 1.38	0.283	0.0016	0.000284	2.91	0.033	0.053	0.000265
	“白虎”							
Ours	3.555 ± 1.46	0.355	0.0016	0.000210	3.05	0.030	0.035	0.000207
GH（第二阶段）	6.511 ± 17.86	8.190	0.0144	0.006519	3.12	0.526	0.469	0.000312
GH（第三阶段）	9.929 ± 17.24	8.087	0.4049	0.636722	3.14	0.885	0.970	0.000553
采用最优长度	19.992 ± 15.20	1.756	0.0047	0.000637	3.09	0.036	0.050	0.000453
采用固定长度	5.000 ± 0.00	0.000	0.0023	0.000352	3.06	0.037	0.050	0.000202
使用 U-Net	3.556 ± 1.46	0.355	0.0008	0.001337	1.39	0.124	0.081	0.000379
不使用去模糊	3.570 ± 1.48	0.357	0.0036	0.000728	2.96	0.051	0.082	0.000420
不使用 $\mathcal{L}_{\text{chm}}$	3.555 ± 1.46	0.355	0.0021	0.000306	2.66	0.031	0.040	0.000258
不含 $\mathcal{L}^{\text{first}}_{\text{方向}}$	3.555 ± 1.46	0.355	0.0041	0.000862	3.04	0.049	0.037	0.000190
不含 $\mathcal{L}_{\text{形状}}$	3.555 ± 1.46	0.355	0.0034	0.000537	3.08	0.030	0.056	0.000202

表2. 毛发长度、方向和曲率的无监督几何一致性指标，分别针对局部和全局情况进行评估，同时评估外表面的覆盖情况。

输入方法。按照 [34, 43, 51], 我们计算重建毛发束中带有方向的点与真实值之间的精确率、召回率和 F 分数，见表1。

我们进一步在两个场景中评估了我们的方法，考察局部（使用十个最近邻）和全局空间中的长度、方向和曲率一致性，以及到表面的距离，见表2。具体而言，我们采用无监督指标计算：(1) 基于全局长度均值的毛发长度统计 μ_L 和毛发束的标准差σ_L ，以及局部区域内的偏差（$\sigma_{loc}(L)$）；(2) 基于局部（$\text{Var}_{\text{loc}}(\kappa)$ 和全局曲率方差（$\text{Var}^{\text{glob}}(\kappa)$）以及最大弯曲角 $\kappa_{\max}$的毛发曲率信息；(3) 基于整根毛束的方向局部方差（$\text{Var}_{\text{loc}}(\text{dir})$）以及仅考虑在第一段上定义的方向局部方差（$\text{Var}^{\text{first}}_{\text{loc}}(\text{dir})$）的毛发方向；(4) 基于真实几何与毛束末端之间双向倒角距离（CD）的毛发轮廓。

与 *Gaussian Haircut* 的比较。 如表 1和 2所示，我们将第二阶段和第三阶段后的结果与 Gaussian Haircut 进行比较（分别记为 GH（第二阶段）和 GH（第三阶段））。我们观察到，与我们的方法相比，质量明显下降。

部位特定的毛发长度。我们通过消融实验验证了针对不同部位建模不同毛发长度的重要性，详见表1



图5。我们的方法与现有基线方法的定性结果对比。表面重建基线方法生成的几何结构非常粗略。应用现有最先进的毛发重建方法 Gaussian Haircut [75] 会导致毛发束长度不一致，并产生明显的伪影。我们的方法能够生成准确的基于毛发束的几何结构。建议使用数字放大查看。

和2。在图6中，我们给出了采用固定长度（记作 w/ 固定长度）的方法的定性结果；在面部区域建模长毛时，该方法尤其容易产生伪影（见第 3 行）。我们还展示了采用隐式优化长度的方法的结果，类似于 Gaussian Haircut [75]（w/ 最优长度）。然而，无监督长度优化会导致不现实的毛发长度和明显的不一致。

精准的身体几何结构。为了展示身体几何结构的重要性，我们启动重建方法，并将身体几何结构替换为 M_{bald} 至 M_{NeuS}，参见图6中的未去模糊结果。从定性角度看，结果相似，但不真实的毛发束有所增加，这一点可从表2中方向和曲率的空间一致性降低看出。最后，我们测量了真实的无毛几何结构 M_{bald}^{gt} 与我们的重建结果 M_{bald}之间的双向倒角距离（单位：毫米），以及 M_{NeuS}。M_{bald}的距离（均值 / 最小值 / 最大值）：**6.83 / 0.45 / 69.72 毫米**，显著低于 M_{NeuS}的距离：**7.56 / 0.49 / 92.22 毫米**。

参数化。 我们通过将 NeuralFur MLP 替换为 Neural Haircut 中的 Unet 架构，探索了不同的潜空间参数化方式 [51]。从图6和表 1 和 2中可以看出，生成的毛发在一致性和真实感方面均显著下降。

提示。为了模拟准确的响应，我们明确要求以厘米为单位提供毛发长度，询问特定的身体部位，并提供多个视角的图像。我们在一个合成资产上评估长度预测的性能，其中包括消融实验：不使用图像、使用单张图像以及使用多张图像进行预测。结果见表3。提示的结构请参阅补充材料。

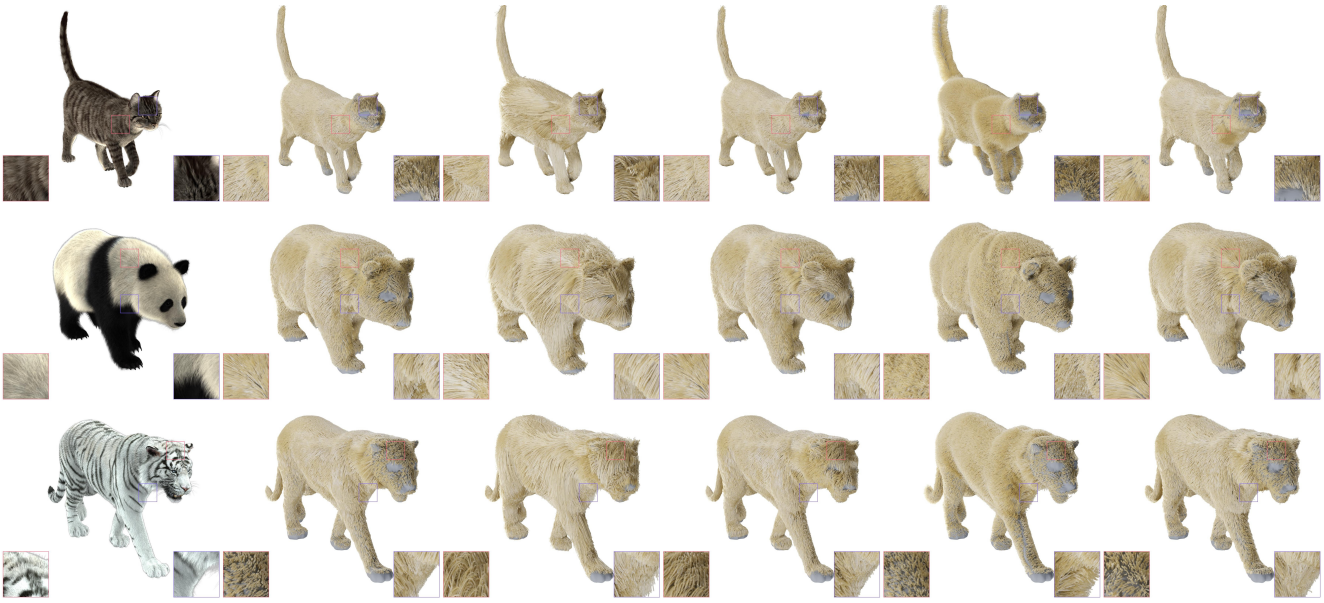

图6. **消融研究**。针对长度、毛发参数化以及去除毛发方法对准确几何建模的重要性，对我们的设计选择进行定性评估。

	真实值（厘米）（均值 / 最小值 / 最大值）	GPT 响应（厘米）		
		无图像	1 张图像	2 张图像
Face	0.61 / 0.00008 / 2.57	1 - 2	1 - 1.5	0.5 - 1
Body	2.30 / 0.0011 / 8.60	2 - 5	2 - 3	1 - 2
Legs	0.65 / 0.15 / 1.26	2 - 4	1.5 - 2.5	0.5-1.5
Mane	1.89 / 0.00 / 9.27	5 - 8	6 - 7	3 - 5

表3. ChatGPT 对合成资产不同部位长度估计结果的比较。



图7. 在虚幻引擎中对带有毛发的重建熊猫进行仿真 [11]。请注意，毛发颜色由艺术家设定，动画通过 SMAL模型应用。

损失。 我们在表 2中消融了倒角损失、曲率损失和方向一致性损失的重要性，分别参见 w/o $\mathcal{L}_{\text{chm}}$、w/o $\mathcal{L}_{\text{shape}}$ 和 w/o $\mathcal{L}^{gpt}_{\text{dir}}$。在多种动物模型上，省略 $\mathcal{L}_{\text{chm}}$ 会导致 CD 指标变差，曲率一致性降低。排除 $\mathcal{L}_{\text{shape}}$ 会削弱局部和全局方向一致性。最后，舍弃 $\mathcal{L}^{gpt}_{\text{dir}}$ 会导致方向对齐和曲率出现更大的不一致。

4.3. 讨论

我们的方法仅依赖多视图图像，并通过利用从视觉语言模型中获取的互补信息，有效地重建细致的毛发造型。然而，对于野生动物而言，这类多视图数据可能并非总是可得，重建结果也取决于视觉语言模型输出的质量。此外，我们的框架受 SMAL 限制，因此仅适用于具有共享拓扑的四足动物；如何扩展模型以支持更多样的动物类型，仍是未来研究的一个令人期待的方向。另一个有前景的方向是对胡须进行显式建模，胡须是许多物种的重要特征，尤其是在需要对面部进行特写重建时。最后，需要指出的是，我们的方法仅限于恢复静态几何结构；外观属性和动画必须随后在计算机图形学框架中加入，见图7。

5. 结论

在本研究中，我们提出了首个能够根据多视图图像重建基于毛束的毛发几何的方法。该方法将无毛发几何提取与后续的毛发优化阶段相结合，并利用视觉语言模型提供的先验知识来估计各身体区域的毛发长度和毛发生长方向，从而显著提升了重建质量。我们认为，利用视觉语言模型等外部知识来源，对于数据稀缺且难以学习显式先验的三维重建任务尤为有益。

致谢

Vanessa Sklyarova 获马克斯·普朗克—苏黎世联邦理工学院学习系统中心资助。Berna Kabadayi 获国际马克斯·普朗克智能系统研究生院（IMPRS-IS）资助。Justus Thies 获欧洲研究委员会启动基金101162081“LeMo”和德国研究联合会卓越战略—EXC-3057资助。作者谨此感谢 Peter Kulits 和 Silvia Zuffi 对项目的讨论，感谢 Tomasz Niewiadomski 提供 GenZoo 的结果，并感谢 Benjamin Pellkofer 提供信息技术支持。

披露。 虽然 MJB 是 Meshcapade 的联合创始人兼首席科学家，但他在本项目中的研究完全是在马克斯·普朗克学会开展的，且经费也完全由该学会提供。

参考文献

[1]Jean-Baptiste Alayrac、Jeff Donahue、Pauline Luc、Antoine Miech、Iain Barr、Yana Hasson、Karel Lenc、Arthur Mensch、Katie Millicah、Malcolm Reynolds、Roman Ring、Eliza Rutherford、Serkan Cabi、Tengda Han、Zhitao Gong、Sina Samangooei、Marianne Monteiro、Jacob Menick、Sebastian Borgeaud、Andrew Brock、Aida Nematzadeh、Sahand S harifzadeh、Mikolaj Binkowski、Ricardo Barreira、Oriol Vinyals、Andrew Zisserman 和 Karen Simonyan。Flamingo：用于少样本学习的视觉语言模型。载于《第36届国际神经信息处理系统会议论文集》，美国纽约州雷德胡克，2022年。Curran Associates Inc. 3[2] Tobias Grønbeck Andersen、Viggo Falster、Jeppe Revall Frisvad 和 Niels Jørgen Christensen。混合毛发渲染：结合体积毛发与显式发丝。《The Visual Computer》，32(6)：739–749，2016年。3[3] Benjamin Biggs、Thomas Roddick、Andrew Fitzgibbon 和 Roberto Cipolla。大小生灵：从视频中恢复动物的形状和运动。载于《亚洲计算机视觉会议》，第3–19页。施普林格，2018。2[4] Benjamin Biggs、Oliver Boyne、James Charles、Andrew Fitzgibbon 和 Roberto Cipolla。是谁放出了狗？：通过在环期望最大化进行三维动物重建。载于 ECCV，2020。2、3、4、13[5] Thomas J Cashman 和 Andrew W Fitzgibbon。海豚是什么形状？：从二维图像构建三维可变形模型。《IEEE模式分析与机器智能汇刊》，35(1)：232–244，2012年。3[6] Menglei Chai、Linjie Luo、Kalyan Sunkavalli、Nathan Carr、Sunil Hadap 和 Kun Zhou。从单张肖像照片进行高质量头发建模。《ACM 图形学汇刊》，34(6)：1–10，2015年。3[7] Menglei Chai、Tianjia Shao、Hongzhi Wu、Yanlin Weng 和 Kun Zhou。Autohair：从单张图像全自动头发建模。《ACM 图形学汇刊》，35：116:1–116:12，2016年。3[8] Matt Jen-Yuan Chiang、Benedikt Bitterli、Chuck Tappan 和 Brent Burley。一种实用且可控的头发与毛发模型用于制作路径追踪。《计算机图形学论坛》，第275–283页。Wiley 在线图书馆，2016年。3[9] Blender 在线社区。Blender——一款三维建模与渲染软件包。Blender 基金会，Stichting Blender Foundation，阿姆斯特丹，2023年。6, 15[10] Gilles Daviet。使用交替方向乘子法在图形处理器上进行交互式头发模拟。收录于 ACM SIGGRAPH 2023 会议论文集，第1–11页，2023年。3[11] Epic Games。虚幻引擎。8, 15, 19[12]Luca Fascione、Johannes Hanika、Rob Piek´e、Ryusuke Villemin、Christophe Hery、Manuel Gamito、Luke Emrose 和 Andr´e Mazzone。制作中的路径追踪。收录于 ACM SIGGRAPH 2018 课程，第1–79页。2018。3[13] Yun Fei、Henrique Teles Maia、Christopher Batty、Changxi Zheng 和 Eitan Grinspun。用于模拟液体与头发相互作用的多尺度模型。《ACM 图形学汇刊》（TOG），36(4):1–17，2017年。3[14] Philip-William Grassal、Luca Hormann、Nadia Hamlaoui、Titus Leistner 和 Lynton Ardizzone。用于重建基于发丝的发型的移动扫描解决方案。收录于计算机图形学与交互技术特别兴趣小组会议演讲集，纽约，美国，2025年。计算机协会。1, 3[15] Jerry Hsu、Tongtong Wang、Zherong Pan、Xifeng Gao、Cem Yuksel 和 Kui Wu。基于发丝的混合头发模拟的无下垂初始化。《ACM 图形学汇刊》（SIGGRAPH 2023 论文集），42(4)，2023年。3[16] Angjoo Kanazawa、Shahar Kovalsky、Ronen Basri 和 David Jacobs。从二维图像中学习动物的三维形变。《计算机图形学论坛》，第365–374页。Wiley 在线图书馆，2016年。3[17] Angjoo Kanazawa、Shubham Tulsiani、Alexei A Efros 和 Jitendra Malik。从图像集合中学习类别特定的网格重建。收录于《欧洲计算机视觉会议》（ECCV）论文集，第371–386页，2018年。3[18] Sinead Kearney、Wenbin Li、Martin Parsons、Kwang In Kim 和 Darren Cosker。RGBD-Dog：利用 RGBD传感器预测犬类姿态。收录于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，第8336–8345页，2020年。3 – . [19] Bernhard Kerbl、Georgios Kopanas、Thomas Leimk¨uhler 和 George Drettakis。用于实时辐射场渲染的三维高斯泼溅。《ACM 图形学汇刊》，42 (4)，2023年。5[20] Diederik P. Kingma 和 Jimmy Ba。Adam：一种随机优化方法。收录于第三届国际学习表征会议（ICLR 2015），美国加利福尼亚州圣迭戈，2015年5月7日至9日，会议论文集，2015年。13[21] Zhiyi Kuang、Yiyang Chen、Hongbo Fu、Kun Zhou 和 Youyi Zheng。DeepMVSHair：从稀疏视角进行深度头发建模。SIGGRAPH Asia 2022 会议论文，2022年。1[22] Peter Kulits、Michael J Black 和 Silvia Zuffi。重建动物与野外环境。收录于计算机视觉与模式识别会议论文集，第16565–16577页，2025年。3

[23] Rachmadio Noval Lazuardi、Artem Sevastopolsky、Egor Za-kharov、Matthias Niessner 和 Vanessa Sklyarova。Ge-omhair：从无色三维扫描数据重建发丝。ArXiv 预印本 arXiv:2505.05376，2025年。1[24] Ci Li、Nima Ghorbani、Sofia Broom´e、Maheen Rashid、Michael J Black、Elin Hernlund、Hedvig Kjellstr¨om 和 Silvia Zuffi。hsmal：用于动作模式识别的精细马匹形状与姿态重建。ArXiv 预印本 arXiv:2106.10102，2021年。3[25] Junnan Li、Dongxu Li、Caiming Xiong 和 Steven Hoi。BLIP：通过引导式语言-图像预训练实现统一的视觉-语言理解与生成。收录于 ICML，2022年。3[26] Haotian Liu、Chunyuan Li、Qingyang Wu 和 Yong Jae Lee。视觉指令微调。收录于第37届神经信息处理系统国际会议论文集，美国纽约州雷德胡克，2023年。Curran Associates Inc. 3[27] Haotian Liu、Chunyuan Li、Yuheng Li 和 Yong Jae Lee。通过视觉指令微调改进基线方法。收录于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集，第26296–26306页，2024年。3[28] William E. Lorensen 和 Harvey E. Cline。Marching Cubes：一种高分辨率三维表面构造算法。《SIGGRAPH 计算机图形学》，21(4):163–169，1987年。4[29] William E. Lorensen 和 Harvey E. Cline。Marching Cubes：一种高分辨率三维表面构造算法。收录于第14届计算机图形学与交互技术年度会议论文集，第163–169页，美国纽约州纽约，1987年。计算机协会。4[30] H. Luo、A. Chen、Q. Zhang、B. Pang、M. Wu、L. Xu 和 J. Yu。卷积神经不透明度辐射场。收录于2021年 IEEE 计算摄影国际会议（ICCP），第1–12页，美国加利福尼亚州洛斯阿拉米托斯，2021年。IEEE计算机学会。3, 6, 14, 15[31] Haimin Luo、Ouyang Min、Zijun Zhao、Suyi Jiang、Longwen Zhang、Qixuan Zhang、Wei Yang、Lan Xu 和 Jingyi Yu。GaussianHair：利用光照感知高斯进行头发建模与渲染。ArXiv，abs/2402.10483，2024年。3[32] Linjie Luo、Hao Li、Sylvain Paris、Thibaut Weise、Mark Pauly 和 Szymon Rusinkiewicz。利用方向场进行多视角头发采集。收录于2012年 IEEE 计算机视觉与模式识别会议论文集，第1490–1497页。IEEE，2012年。3[33] Jin Lyu、Tianyi Zhu、Yi Gu、Li Lin、Pujin Cheng、Yebin Liu、Xiaoying Tang 和 Liang An。AniMer：使用家族感知变换器进行动物姿态与形状估计。收录于计算机视觉与模式识别会议论文集，第17486–17496页，2025年。2, 3, 14, 16, 20[34] Giljoo Nam、Chenglei Wu、Min H. Kim 和 Yaser Sheikh。发丝级精度多视角头发采集。2019年 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），第155–164页，2019年。3, 6[35]Tomasz Niewiadomski、Anastasios Yiannakidis、Hanz Cuevas-Velasquez、Soubhik Sanyal、Michael J. Black、Silvia Zuffi 和 Peter Kulits。生成式动物园。收录于 IEEE/CVF国际计算机视觉会议（ICCV），2025年。2, 3, 6, 7, 14, 16, 20[36] OpenAI。GPT-5，2025。ChatGPT，访问日期：2025-08-18。3, 4[37] Sylvain Paris、H´ector M. Brice˜no 和 Franc¸ois X. Sillion。通过多张图像捕捉头发几何结构。ACM SIG-GRAPH 2004论文集，2004。3, 5[38] Sylvain Paris、Will Chang、Oleg I Kozhushnyan、Wojciech Jarosz、Wojciech Matusik、Matthias Zwicker 和 Fr´edo Du-rand。头发照相亭：真实发型的几何与光度采集。《ACM 图形学汇刊》，27 (3):30，2008。3[39] Talmo D Pereira、Nathaniel Tabris、Arie Matsliah、David M Turner、Junyu Li、Shruthi Ravindranath、Eleni S Papadoyan-nis、Edna Normand、David S Deutsch、Z Yan Wang 等。Sleap：用于多动物姿态跟踪的深度学习系统。《自然·方法》，19(4):486–495，2022。2[40] Emmanuel Piuze、Paul G Kry 和 Kaleem Siddiqi。用于头发几何建模的广义螺旋面。载于《计算机图形论坛》，第247–256页。Wiley Online Library，2011。3[41]Alec Radford、Jong Wook Kim、Chris Hallacy、Aditya Ramesh、Gabriel Goh、Sandhini Agarwal、Girish Sastry、Amanda Askell、Pamela Mishkin、Jack Clark、Gretchen Krueger 和 Ilya Sutskever。通过自然语言监督学习可迁移视觉模型。载于《国际机器学习会议》，2021。3[42] Nasim Rahaman、Aristide Baratin、Devansh Arpit、Felix Dr¨axler、Min Lin、Fred A. Hamprecht、Yoshua Bengio 和 Aaron C. Courville。论神经网络的谱偏差。载于《国际机器学习会议》，2018。5[43] Radu Alexandru Rosu、Shunsuke Saito、Ziyan Wang、Chen-glei Wu、Sven Behnke 和 Giljoo Nam。神经发束：从多视图图像中学习头发几何结构与外观。载于《欧洲计算机视觉会议》，2022。1, 3, 5, 6, 13[44] Radu Alexandru Rosu、Keyu Wu、Yao Feng、Youyi Zheng 和 Michael J. Black。DiffLocks：使用扩散模型从单张图像生成三维头发。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），2025。1[45] Nadine R¨uegg、Shashank Tripathi、Konrad Schindler、Michael J. Black 和 Silvia Zuffi。具有解剖结构感知的三维动物重建。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集（CVPR），第8867–8876页，2023。2[46] Nadine R¨uegg、Shashank Tripathi、Konrad Schindler、Michael J. Black 和 Silvia Zuffi。BITE：超越先验，实现更优的三维狗姿态估计。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），第8867–8876页，2023。3[47] Remy Sabathier、Niloy J Mitra 和 David Novotny。动物虚拟形象：从日常视频重建可动画化三维动物。载于《欧洲计算机视觉会议》，第270–287页。施普林格，2024。2[48] Mike Seymour。Weta Digital实时头发与毛发短片《猫鼬》幕后制作，2020。访问日期：2025-08-10。1[49] Yuefan Shen、Changgeng Zhang、Hongbo Fu、Kun Zhou 和 Youyi Zheng。Deepsketchhair：基于深度草图的三维头发建模

。《IEEE 可视化与计算机图形学汇刊》，27(7):3250–3263，2020。3[50] Yuefan Shen、Shunsuke Saito、Ziyan Wang、Olivier Maury、Chenglei Wu、Jessica Hodgins、Youyi Zheng 和 Giljoo Nam。Ct2hair：使用计算机断层扫描进行高保真三维头发建模。《ACM 图形学汇刊》，42(4):1–13，2023。1, 3[51] Vanessa Sklyarova、Jenya Chelishev、Andreea Dogaru、Igor Medvedev、Victor Lempitsky 和 Egor Zakharov。Neural Haircut：先验引导的基于发丝的头发重建。载于 IEEE 国际计算机视觉会议（ICCV）论文集，2023。1, 3, 4, 5, 6, 7, 13[52] Vanessa Sklyarova、Egor Zakharov、Otmar Hilliges、Michael J Black 和 Justus Thies。文本条件式三维发丝人类发型生成模型。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，第4703–4712页，2024。1, 3[53] Vanessa Sklyarova、Egor Zakharov、Malte Prinzler、Giorgio Becherini、Michael J. Black 和 Justus Thies。Im2haircut：面向人类化身的单视图基于发丝的头发重建。载于 IEEE/CVF国际计算机视觉会议（ICCV）论文集，第10656 10665页，2025。1, 3 – 。[54] M. Spivak。《微分几何综合导论》第二卷。Publish or Perish，1979。5, 13[55] Yusuke Takimoto、Hikari Takehara、Hiroyuki Sato、Zi-hao Zhu 和 Bo Zheng。Dr.Hair：通过线段的可微渲染，无需预训练即可重建与头皮相连的发丝。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集，第20601–20611页，2024。1, 3[56] Amir Vaxman 等。Directional：用于方向场合成、设计和处理的库。5[57] Peng Wang、Lingjie Liu、Yuan Liu、Christian Theobalt、Taku Komura 和 Wenping Wang。NeuS：通过体渲染学习用于多视图重建的神经隐式表面。载于《神经信息处理系统进展》（NeurIPS），2022。2, 3, 4, 6, 7, 13, 14, 16, 20[58] Yufu Wang、Nikos Kolotouros、Kostas Daniilidis 和 Marc Badger。志趣相投：从图像中捕捉鸟类形状模型。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，第14739–14749页，2021。3[59] Keyu Wu、Lingchen Yang、Zhiyi Kuang、Yao Feng、Xutao Han、Yuefan Shen、Hongbo Fu、Kun Zhou 和 Youyi Zheng。MonoHair：从单目视频进行高保真头发建模。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），第24164–24173页，2024。1, 3[60] Shangzhe Wu、Ruining Li、Tomas Jakab、Christian Rup-precht 和 Andrea Vedaldi。Magicpony：在野外学习可关节运动的三维动物。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，第8792–8802页，2023。2[61] Yuefan Wu、Zeyuan Chen、Shaowei Liu、Zhongzheng Ren 和 Shenlong Wang。Casa：类别无关的骨骼动物重建。载于《神经信息处理系统进展》，第28559–28574页。Curran Associates, Inc.，2022。2

[62] Jun Xing、Koki Nagano、Weikai Chen、Haotian Xu、Li-yi Wei、Yajie Zhao、Jingwan Lu、Byungmoon Kim 和 Hao Li。Hairbrush：沉浸式数据驱动头发建模。载于第32届ACM用户界面软件与技术年度研讨会论文集，第263–279页，2019年。3[63] Jiacong Xu、Yi Zhang、Jiawei Peng、Wufei Ma、Artur Jesslen、Pengliang Ji、Qixin Hu、Jiehua Zhang、Qihao Liu、Jiahao Wang 等。Animal3d：一个全面的三维动物姿态与形状数据集。载于IEEE/CVF国际计算机视觉会议论文集，第9099–9109页，2023年。2，3 – 。[64] Ling-Qi Yan、Chi-Wei Tseng、Henrik Wann Jensen 和 Ravi Ramamoorthi。物理准确的毛发反射：建模、测量与渲染。ACM 图形学汇刊，34(6)，2015年。3[65] Ling-Qi Yan、Henrik Wann Jensen 和 Ravi Ramamoorthi。一种高效实用的近场与远场毛发反射模型。ACM 图形学汇刊，36(4)，2017年。3[66] Gengshan Yang、Deqing Sun、Varun Jampani、Daniel Vlasic、Forrester Cole、Huiwen Chang、Deva Ramanan、William T. Freeman 和 Ce Liu。LASR：从单目视频中学习关节式形状重建。载于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集，第15980–15989页，2021。2[67] Gengshan Yang、Deqing Sun、Varun Jampani、Daniel Vlasic、Forrester Cole、Huiwen Chang、Deva Ramanan、William T Freeman 和 Ce Liu。LASR：从单目视频中学习关节式形状重建。载于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，第15980–15989页，2021。2[68] Gengshan Yang、Deqing Sun、Varun Jampani、Daniel Vlasic、Forrester Cole、Ce Liu 和 Deva Ramanan。VISER：用于关节式三维形状重建的视频特定表面嵌入。载于神经信息处理系统进展，第19326–19338页。Curran Associates, Inc.，2021年。2[69] Gengshan Yang、Deqing Sun、Varun Jampani、Daniel Vlasic、Forrester Cole、Ce Liu 和 Deva Ramanan。VISER：用于关节式三维形状重建的视频特定表面嵌入。神经信息处理系统进展，34：19326–19338，2021年。[70] Gengshan Yang、Minh Vo、Natalia Neverova、Deva Ramanan、Andrea Vedaldi 和 Hanbyul Joo。BANMo：利用大量日常视频构建可动画化的三维神经模型。载于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，第2863–2873页，2022年。2[71] Gengshan Yang、Shuo Yang、John Z Zhang、Zachary Manchester 和 Deva Ramanan。PPR：从单目视频进行物理上合理的重建。载于IEEE/CVF国际计算机视觉会议论文集，第3914–3924页，2023年。3[72] Chun-Han Yao、Wei-Chih Hung、Yuanzhen Li、Michael Rubinstein、Ming-Hsuan Yang 和 Varun Jampani。LASSIE：通过三维部件发现从稀疏图像集合中学习关节式形状。神经信息处理系统进展，35：15296–15308，2022年。3[73] Hang Yu、Yufei Xu、Jing Zhang、Wei Zhao、Ziyu Guan 和 Dacheng Tao。AP-10K：野外动物姿态估计基准。载于神经信息处理系统数据集与基准专题论文集，2021年。

载于神经信息处理系统数据集与基准专题论文集，2021年。2，3[74] Cem Yuksel、Scott Schaefer 和 John Keyser。头发网格。ACM 图形学汇刊，28(5)：1–7，2009年。3[75] Egor Zakharov、Vanessa Sklyarova、Michael Black、Giljoo Nam、Justus Thies 和 Otmar Hilliges。利用发丝对齐的三维高斯重建人类头发。载于《计算机视觉——ECCV 2024：第18届欧洲会议》，米兰，意大利，2024年9月29日至10月4日，论文集，第XVI部分，第409–425页，柏林、海德堡，2024年。Springer-Verlag。1，2，3，5，6，7，13，14，16，21[76] Yuxiao Zhou、Menglei Chai、Alessandro Pepe、Markus Gross 和 Thabo Beeler。Groomgen：一种采用层次化潜在表示的高质量生成式头发模型。ACM 图形学汇刊（TOG），42(6)：1–16，2023年。3[77] Yuxiao Zhou、Menglei Chai、Daoye Wang、Sebastian Winberg、Erroll Wood、Kripasindhu Sarkar、Markus Gross 和 Thabo Beeler。Groomcap：高保真、无先验的头发捕获。ACM 图形学汇刊，43(6)，2024年。1，3[78] Silvia Zuffi 和 Michael J Black。AWOL：利用语言进行无合成分析。载于欧洲计算机视觉会议，第1–19页。施普林格，2024年。3[79] Silvia Zuffi、Angjoo Kanazawa、David Jacobs 和 Michael J. Black。三维动物园：动物三维形状与姿态建模。载于IEEE计算机视觉与模式识别会议（CVPR），2017年。2，3，4，6，7，13，16，20[80] Silvia Zuffi、Angjoo Kanazawa、Tanya Berger-Wolf 和 Michael J Black。Three-d safari：从野外图像中学习估计斑马的姿态、形状和纹理。载于IEEE/CVF国际计算机视觉会议论文集，第5359–5368页，2019年。3

NeuralFur：基于多视图图像的动物毛发重建

补充材料

6. 预备知识

参数化动物模型。 SMAL [79] 是一个用于四足动物的参数化模型。形式上，它是一个函数$M(\boldsymbol{\beta},\ \boldsymbol{\theta},\ \boldsymbol{\gamma})$给定形状参数 $\boldsymbol{\beta}$、姿态参数 $\boldsymbol{\theta}$和全局平移 $\boldsymbol{\gamma}$，该函数输出一个具有姿态的三维动物形状。模板顶点$\mathbf{v}_t \in \mathbb{R}^{3889\times 3}$ 通过指定的形状参数 $\boldsymbol{\beta}$ 和学习得到的 PCA 形状空间 $\mathbf{B}$进行变换，然后通过关节回归器 $\boldsymbol{\theta}$ $\mathbf{J}_r$ 和线性混合蒙皮权重 $\boldsymbol{W}$，利用线性混合蒙皮进行关节变换：

$$\mathbf{v}_d = \mathrm{LBS}(\mathbf{v}_t + \boldsymbol{\beta}\cdot\mathbf{B},\ \boldsymbol{\theta};\ \boldsymbol{W},\ \mathbf{J}_r) + \boldsymbol{\gamma}.$$

$\boldsymbol{\theta}$ 表示运动学树中关节的相对旋转。平移 $\boldsymbol{\gamma}$ 应用于根关节。

高斯泼溅。 为了使用三维高斯泼溅对毛发进行软光栅化，我们强制高斯分布位于线段上。我们将每个独立高斯分布的均值和协方差矩阵定义为：

$$\mu_i^l = \frac{1}{2}\left(\mathbf{p}_i^l + \mathbf{p}_i^{l+1}\right),\quad C_i^l = E_i^l D_i^l \left(E_i^l D_i^l\right)^T. \tag{11}$$

其中，$E_i^l = \{b_i^l, t_i^l, n_i^l\}$ 是与毛发曲线相关联的TBN基，$\mathbf{b}_i^l = \mathbf{d}_i^l / \|\mathbf{d}_i^l\|_2$，其中$\mathbf{d}_i^l = \mathbf{p}_i^{l+1} - \mathbf{p}_i^l$表示线段向量，$\mathbf{b}_i^l$表示其归一化方向向量。 D_i^l定义为 $D_i^l = \mathrm{diag}(\mathbf{f}_i^l, \epsilon, \epsilon)$，其中$\mathbf{f}_i^l$设为与$\mathbf{d}_i^l$ 的长度成正比， ϵ 表示一个较小的值。这种参数化能够将光度信息有效地传递到毛发几何中。

7. 训练细节

7.1. 毛发束参数化

基底计算。我们利用根部位置所在最近面的顶点，将每束毛发映射到局部切向量-副切向量-法线（TBN）基底中，该位置位于 M_{bald} 网格上。每束毛发由 $L = 100$ 个点组成。法线在网格上计算，并与附近的毛发束保持一致。相比之下，切向量的定义则存在问题。不同于以往的毛发重建工作， [43, 51, 75],我们将切向量与计算得到的方向面场对齐，并通过沿共享边进行平行传输，进一步解决符号一致性问题。 [54]随后，将法线与切向量的叉积定义为副切向量。对于方向场估计，我们使用以下库：https://github.com/avaxman/Directional。

7.2. 优化细节

我们运行 NeuS [57] 重建方法进行 300,000 次迭代，在单张 A100 上耗时约 6 小时。对于 SMAL 拟合，我们使用 Adam优化器 [20]，并根据优化阶段采用不同的学习率。按照 WLDO [4], ，我们最小化以下能量函数：

$$\begin{aligned} L_{\text{total}} = L_{\text{chamfer}} + \mathcal{L}_{\text{laplacian}} L_{\text{laplacian}} \\ + \mathcal{L}_{\text{edge}} L_{\text{edge}} + \mathcal{L}_{\text{normal}} L_{\text{normal}}, \end{aligned} \tag{12}$$

其中 $\mathcal{L}_{\text{laplacian}} = 0.01$， $\mathcal{L}_{\text{edge}} = 0.8$， $\mathcal{L}_{\text{normal}} = 0.02$.对于模型的最终优化，我们对损失采用以下权重： $\mathcal{L}_{\text{sil}} = 0.1$, $\mathcal{L}_{\text{dir}} = 1000$， $\mathcal{L}^{gpt}{}_{\text{方向}} = 1$， $\mathcal{L}_{\text{chm}} = 20$， $\mathcal{L}_{\text{penetr}} = 1$, $\mathcal{L}_{\text{shape}} = 0.01$ 且毛束宽度为0.0025。我们使用 $\gamma = 10$进行位置编码。

7.3. 去除毛发过程

在去除毛发过程中，我们将网格转换为有符号距离函数。首先使用 ChatGPT 估计每个区域的有效毛束厚度，然后通过邻域平均对这些值进行平滑处理。接着将网格转换为有符号距离函数，并根据预测的厚度值进行收缩，再使用分辨率为 256 的 Marching Cubes 将其转换回来。最后，我们对生成的网格重新采样，使其包含 160,000 个面，并应用基本的网格修复操作以去除噪声和伪影。

7.4. 提示

为了获得动物的标注，我们发送了来自正面和侧面视图的两张图像，然后提供了一组提示词。

长度标注。 我们使用以下提示标注毛发长度：“这里展示了某种动物的图像。你能否估算该动物各个部位准确的毛发长度（单位：厘米）：“前腿”、“后腿”、“爪子”、“前爪”、“腹部”、“颈部”、“面部”、“耳朵”、“尾巴下方”、“尾巴”、“身体”、“爪垫”、“内耳道”、“眼睛”、“鼻尖”？此外，这只动物的颈部附近是否长有一些明显长于其下方身体毛发的毛发？如果是，能否也估算“鬃毛”的长度和毛发厚度，并将其添加到前述部位名称的末尾；否则，请不要添加。图像中能看到耳道吗？如果看不到内耳道，请使用与外耳相同的长度值。请以字典格式提供结果，其中键为部位名称，值为你的估算结果。”

有效毛发厚度。为了确定后续去毛步骤所需的有效毛发厚度，我们使用以下提示：“我想制作一只无毛动物。为此，我有一个带毛发的动物三维模型，并想从中减去各个部位被毛发覆盖的区域。你能否提供每个部位需要从完整几何体中减去的有效毛发厚度数值？请以字典格式提供结果，其中键为部位名称，值为你的估算结果。”最后，我们使用以下提示核实估算结果是否准确且与图像相符：“你确定最初估算的长度和需要去除的毛发厚度正确吗？能否对照图像再次检查？请以多个字典的格式提供结果，其中键为部位名称，值为你的估算结果。”

头发生长方向。为了确定毛发生长方向，我们提供坐标空间，说明其与动物的相对关系，然后询问：“能否也估计一下毛发在三维空间中的生长方向？我想知道哪些部位顺着重力向量，哪些部位逆着重力向量。另外，各区域的毛发是从左向右生长，还是从右向左生长。我采用以下坐标系：x 轴从动物右侧指向左侧，y 轴与重力方向相反，z 轴从动物背部指向前方。第二张图已与三维坐标系对齐。我希望为以下每个部位获取一个向量，用以定义其在该坐标系中的大致生长方向：“前腿”、“后腿”、“爪子”、“前爪”、“腹部”、“颈部”、“面部”、“耳朵”、“尾巴下方”、“尾巴”、“身体”、“爪垫”、“内耳道”、“眼睛”、“鼻尖”、“鬃毛”（如果有）。请反复仔细核对所提出的方向。”

眼球标注。为了标注眼睛中心之间的距离，我们采用以下提示：“你能测量一下眼球之间的距离（单位：厘米）吗？你也可以结合对这一动物类别的现实世界理解。”

从 ChatGPT 获得的每个动物身体部位的最终长度标注以厘米为单位显示在表 4中。图8展示了所有动物的毛发长度分布，而有效毛发厚度的分布则显示在图9中。

7.5. 数据预处理

我们使用带有真实轮廓的动物多视图图像，以及 Artemis [30] 数据集提供的相机参数。在通过 NeuS [57], 获得完整网格重建后，记为 M_{NeuS}，我们将 SMAL 拟合到该网格上，以转移身体部位标签。接下来，我们使用 ChatGPT 获取每个部位的有效长度和厚度标注。基于这些信息，我们重建去毛后的几何结构 M_{bald}。然后，我们将 SMAL 重新拟合到 M_{bald} 以

身体部位	“猫”	“比格犬”	“狐狸”	“熊猫”	“白虎”
“前腿”	0.8	0.7	1.35	4	2.1
“后腿”	0.8	0.7	1.75	4	2.3
“爪垫”	0.1	0.0	0	0	0
“爪子”	0.45	0.4	0.6	3	1.1
“前爪”	0.45	0.4	0.6	3	1.1
“腹部”	1.25	1.2	3.5	7.5	6
“颈部”	1.2	1.5	4.5	7	5
“面部”	0.5	0.4	1.1	3	1.35
“耳朵”	0.3	1.8	0.6	4	1.5
“内耳道”	0.15	1.8	0.25	0.5	0.4
“尾巴下方”	1	1.2	5	5	3
“眼睛”	0	0	0	0	0
“尾巴”	1.35	1.8	7.8	6	3.25
“鼻尖”	0	0.0	0	0	0
“身体”	1	1.3	3.5	6	4.5
“鬃毛”	-	-	-	-	7

表4. 从 ChatGPT 获取的不同动物部位长度标注，单位为厘米。缺失值以“-”表示。动物名称取自 Artemis [30] 数据集。

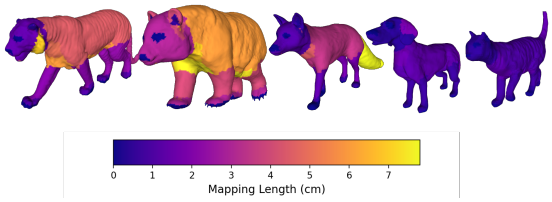

图8. 从 ChatGPT 获取的所有动物的长度标注。

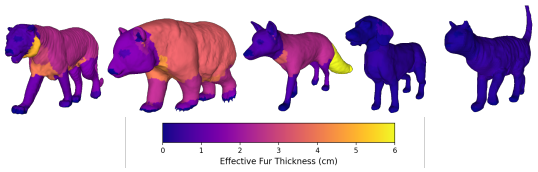

图9. 从 ChatGPT 获取的所有动物的有效毛发厚度标注。

获取顶点级别的长度和方向标注，这些标注随后用于优化过程。最后，我们计算 M_{bald}的 SDF场，这是穿透损失所必需的。

7.6. 基线方法

TheGenZoo [35]结果由对应作者提供，而 NeuS [57], 、AniMer [33], 和 Gaussian-Haircut [75]则使用各自的公开代码库运行。

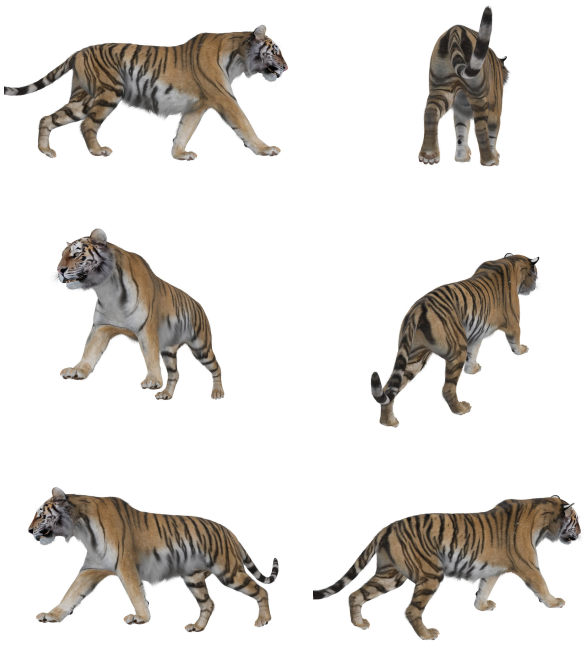

图10。使用 Blender 渲染 [9] 用于定量评估的资产。

7.7. 数据集

我们的模型在 Artemis [30]数据集的五个场景上进行评估。定量评估使用具有真实几何的合成资产，来源为 https://superhivemarket.com/products/complete-realistic-tiger---texture--fur--armature?search_id=41647510。图10展示了在 Blender 中渲染该场景生成的多个视角 [9]。

7.8. 指标

为了对合成资产进行定量评估，我们从真实值和生成资产中各采样 100,000 根毛发束来计算指标。尽管重建的毛皮动物在视觉上与真实值非常接近，但由于以下两点，指标值仍相对较高：(1) 去毛皮处理过程存在误差；(2) 视觉语言模型的毛发束长度预测过程存在误差。未来工作可以考虑纳入更多合成资产进行基准测试。

为评估生成毛发束的一致性，我们从长度、方向和曲率三个方面计算局部和全局一致性的自监督指标。设 M 为每束毛发上的点数。要计算每束毛发的长度，我们使用以下公式：

$$L_i = \sum_{l=0}^{M-2} \|\mathbf{p}_i^{l+1} - \mathbf{p}_i^l\|_2. \tag{13}$$

我们通过以下公式计算毛发束的平均切线方向：

$$\tilde{\mathbf{t}}_i = \frac{1}{M-1} \sum_{l=0}^{M-2} \mathbf{b}_i^l \tag{14}$$

$$\mathbf{t}_i = \frac{\tilde{\mathbf{t}}_i}{\|\tilde{\mathbf{t}}_i\|_2}. \tag{15}$$

基于这些测量结果，我们定义了以下指标：

局部长度方差：局部长度方差定义如下：

$$\sigma_{loc}(L) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{k} \sum_{j \in \text{knn}(i)} (L_i - L_j)^2}. \tag{16}$$

全局曲率方差：全局曲率方差的定义与论文正文中的优化损失类似：$\text{Var}^{\text{glob}}(\kappa) \equiv \mathcal{L}_{\text{shape}}$。

局部曲率方差：局部曲率方差的定义方式类似，但仅限于 k 近邻：

$$\text{Var}_{\text{loc}}(\kappa) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{k} \sum_{j \in \text{knn}(i)} \frac{1}{M-2} \sum_{l=1}^{M-2} (\theta_i^l - \theta_j^l)^2. \tag{17}$$

局部方向一致性：同样，我们定义局部方向一致性。首先，根据初始段方向评估一致性分数：

$$\text{Var}_{\text{loc}}^{\text{first}}(\text{dir}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{k} \sum_{j \in \text{knn}(i)} \|\mathbf{b}_i^0 - \mathbf{b}_j^0\|_2^2. \tag{18}$$

局部方向方差：局部方向方差的计算方式如下：

$$\text{Var}_{\text{loc}}(\text{dir}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{k} \sum_{j \in \text{knn}(i)} \|\mathbf{t}_i - \mathbf{t}_j\|_2^2. \tag{19}$$

最大弯曲角：最后，最大弯曲角由以下表达式给出：

$$\kappa_{\max} = \max_{i,l} \theta_i^l. \tag{20}$$

8. 应用

渲染。 对于在虚幻引擎中的渲染， [11], 我们使用 500,000 根毛发束。图 15展示了将重建的无毛动物和毛发导入虚幻引擎，并使用指定颜色进行渲染的结果。

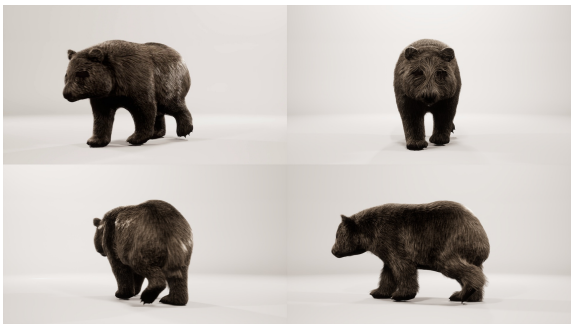

图11. **毛发编辑结果**。左上：原始图像；右上：编辑后的面部；左下：编辑后的尾巴；右下：编辑后的腿部

仿真。 我们使用拟合的 SMAL [79]模型及其运动学树对重建毛发进行仿真。其他结果请参见补充视频。

编辑。我们的三维部件级标注支持针对特定区域进行编辑，从而能够精细控制不同身体区域的毛发。例如，在图11中，我们展示了编辑效果：尾巴毛发长度从 6 cm 调整为 12 cm，腿部毛发从 4 cm 调整为 8 cm，面部毛发从 3 cm 调整为 5 cm，而其他区域的毛发保持不变。更多结果请见补充视频。

9. 补充实验

9.1. 重建结果

在图16中，我们展示了更多结果，并将我们的方法与粗略重建基线方法进行比较，包括 SMAL [79], GenZoo [35], AniMer [33]和 NeuS [57]。我们还与基于发丝的头发重建方法 Gaussian Haircut 进行比较 [75], , 如图17所示。对于 Gaussian Haircut，我们展示了其第二阶段和第三阶段后的比较结果，分别记为 GH（第二阶段）和 GH（第三阶段）。

9.2. 扩展消融实验

定量与定性结果。在图14中，我们展示了一项额外的消融研究，考察发丝长度、发丝编码器以及去毛策略的影响。表5 报告了另一个场景上的自监督指标。

视图数量。 在图 13中，我们对基于发丝的毛发优化第二阶段监督所使用的视图数量进行了消融研究。结果展示了使用 1、2、4、8 和 16 个输入视图的情况，并与完整的 36 视图设置进行比较。请注意，所有结果均从新视点渲染。

方法	“猫” 毛发长度 $\mu_L \pm \sigma_L$ (厘米)	$\sigma_{\text{loc}}(L)\downarrow$	毛发曲率 $\text{Var}^{\text{lob}}(\kappa)\downarrow$	变量$_{\text{loc}}$ $(\kappa)\downarrow$	$\kappa_{\max}\downarrow$	毛发方向 $\text{Var}_{\text{loc}}(\text{dir})\downarrow$	$\text{Var}^{\text{strd}}_{\text{loc}}(\text{dir})\downarrow$	毛发轮廓 CD ↓
Ours	0.889 ± 0.29	0.046	0.0006	0.000082	1.70	0.027	0.048	0.000354
GH（第二阶段）	3.830 ± 2.77	0.945	0.0005	0.000098	2.79	0.096	0.093	0.001907
GH（第三阶段）	5.036 ± 2.59	1.591	0.0967	0.151766	3.13	0.575	0.632	0.003013
采用最优长度	8.255 ± 8.38	0.817	0.0066	0.000635	3.04	0.032	0.044	0.001143
采用固定长度	1.000 ± 0.00	0.000	0.0008	0.000098	2.06	0.033	0.046	0.000389
采用 U-Net	0.889 ± 0.29	0.046	0.0003	0.000375	2.68	0.077	0.119	0.001778
无去模糊	0.906 ± 0.29	0.046	0.0010	0.000313	3.01	0.046	0.088	0.001045
无 $\mathcal{L}_{\text{chm}}$	0.889 ± 0.29	0.046	0.0007	0.000094	2.32	0.030	0.056	0.000445
不含 $\mathcal{L}^{\text{grd}}_{\text{dir}}$	0.889 ± 0.29	0.046	0.0010	0.000218	2.84	0.033	0.046	0.000360
不含 $\mathcal{L}_{\text{形状}}$	0.889 ± 0.29	0.046	0.0034	0.000448	3.02	0.029	0.085	0.000365

表5. 长度、方向和曲率的无监督几何一致性指标，分别在局部和全局情况下进行评估，同时评估根部与外表面之间的距离。



图12. 将部位标注从模板（左）迁移到狗身上（右）。身体部位迁移中的误差主要源于拟合的SMAL模型的局限性，尤其是对于耳朵较大的动物。

10. 局限性

我们的目标是通过拟合参数化 SMAL [79]模型，自动标注各种动物的身体部位。然而，拟合得到的 SMAL模型可能存在错误，从而导致标注不正确，例如在图 12中，狗耳朵被标注为“面部”。尽管如此，我们的方法能够对毛发生长进行明确控制：对于天然缺少毛发的区域（例如爪垫或鼻尖；见图 16），不会生长任何毛发，这表明该方法可能推广到无毛或部分无毛物种。不过，其适用性受到 SMAL模型本身的限制，因为该模型表示的是四足动物，无法准确表示身体结构迥异的动物（例如鸭子或鳄鱼）。一种可能的解决方案是在不依赖 SMAL 的情况下重建动物毛发：在标注阶段完全绕过 SMAL，直接在重建的 NeuS几何上标注身体部位。尽管这会限制将毛发长度自动转移到相应身体部位的能力，但这种方法可以消除对参数化模型模板的依赖，并有望将毛发重建扩展到更广泛的动物物种。



图13。**扩展消融研究**。我们的方法在不同视图数量下的定性评估。即使视图数量较少，我们的方法也能够输出合理的毛发重建结果。不过，随着可用输入视图增多，结果质量也会提高。



图14. **扩展消融实验**。 对长度、毛发参数化设计选择的定性评估，以及去除毛发方法对于准确几何建模的重要性。



图15。 **渲染示例**。 重建的基于毛束的毛发可在虚幻引擎中使用预定义颜色轻松渲染 [11]。



图1 6. **与基线方法的扩展比较**。表面重建方法生成的几何结构非常粗略 .



图17。**与 Gaussian Haircut 的扩展定性比较 [75]**, 当前最先进的基于发丝的头发重建方法。这里，我们分别将结果与第二阶段和第三阶段之后获得的结果进行比较，具体参见 GH（第二阶段）和 GH（第三阶段）。建议使用数字放大查看。