arXiv:2305.04763v1 [cs.CV] 8 May 2023

基于循环置信传播的大规模高效纹理映射算法

Xiao Ling，Rongjun Qin，*IEEE*高级会员

摘要——**纹理映射作为三维建模中的一项基础任务，对于在光照一致条件下获取良好的航空影像资产而言，已经发展得较为成熟；然而，当其扩展到包含不同视角和光照条件图像的大规模数据集时，仍然面临挑战。一个性能良好的纹理映射算法必须能够高效地选择视图，将这些视图中的纹理融合并映射到网格模型上，同时确保整个模型具有一致的辐射度。现有方法要么通过将图像数量限制为每个面仅使用一个视图来实现高效性，要么将全局推断简化为仅实现局部颜色一致性。在本文中，我们打破了这一权衡，提出了一种新颖且高效的纹理映射框架，允许每个面使用多个纹理视图，同时实现全局颜色一致性。所提出的方法利用循环置信传播算法执行高效的全局级概率推断，对每个面的候选视角进行排序，从而实现面级多视角纹理融合与融合处理。该纹理融合算法属于非参数方法，相较于典型的参数化后期颜色校正方法具有另一项优势，即对非线性光照差异具备更强的鲁棒性。在三种不同类型的数据集（即卫星数据集、无人机数据集和近距离数据集）上的实验表明，所提出的方法在所有场景中均能生成视觉效果良好且纹理一致的结果；此外，与当前最先进的方法相比，该方法还具有运行时间更短的优势，尤其适用于卫星影像生成的模型等大规模数据集。**

索引词——**纹理映射、置信传播、多标签、图像融合。**

I. 引言

纹EXTURE映射（TM）是指将纹理材质赋予三维几何体（网格或多面体模型），使其在视觉上保持一致，并在语境中恰当。这是几乎所有三维建模流程的基础步骤；对于使用高质量航空影像资产进行的三维网格建模而言，这也正逐渐成为标准步骤 [1]–[3]。然而，当此类任务扩展到超大规模数据集，或应用于一般场景时，这仍然是一个具有挑战性的问题，因为图像尺寸较大，且图像是在光照条件截然不同的情况下采集的。例如，使用多视角卫星图像 [4], [5] 进行纹理映射（TM）同时面临这两方面的挑战。一方面，在城市尺度的网格模型上执行纹理映射，要求纹理映射算法兼顾内存占用和计算效率；另一方面，这些多视角图像通常是在不同时间或季节、不同光照条件下采集的。当纹理来源于不同传感器时，也存在类似的挑战。

在计算机图形学和计算机视觉领域，已经存在大量性能优异的 TM 算法，旨在实现图像选择、相邻三角形/面之间的局部颜色平衡，以及整个三维模型的颜色/光照一致性 [6]–[8], 。通常，全局颜色平衡过程需要采用高效的算法。然而，这些算法往往以牺牲不同视点下所有符合条件的纹理素材所包含的信息为代价。例如， [6],[7], 中使用的经典图割图像选择算法考虑为每个面/三角形选择单一视图，而将解决不同视图之间光照差异的问题完全归于后校正算法。从概念上讲，这种方法受到校正模型能力的限制；例如，主要的后校正模型采用偏置项，或至多采用线性校正模型，因此无法处理实际应用中十分常见的非线性颜色差异。另一方面，经典的视图依赖型 TM 方案 [9], 考虑融合三维物体中单个面 / 三角形所对应的多个图像纹理，并采用基于观察角度、覆盖度等因素的加权策略。然而，由于这种融合针对三维模型中的每个三角形/面独立进行，因此反而牺牲了相邻面之间以及整个三维模型的全局颜色一致性，原因有二：1）对单个三角形/面进行融合将消耗大量计算资源（尤其是对于包含数百万个甚至更多三角形面的模型）；2）融合后的图像失去了与特定源视图之间的归属关系，因此无法像这些图像来自同一图像时那样，利用相邻三角形/面之间的颜色一致性。如果能够在同一 TM 框架下结合这两种看似相互冲突的方案，将有助于开发兼具现有 TM 方法优点的算法，从而同时实现高精度和高效率。

本文提出一种新颖的纹理映射框架，以兼顾效率与准确性，解决上述纹理映射的局限性：我们不再一开始就融合多幅图像纹理，而是考虑在三角形层级对这些图像纹理进行排序，

Xiao Ling 任职于美国俄亥俄州立大学地理空间数据分析实验室，地址为美国俄亥俄州哥伦布市 Neil Avenue 2036 号 Bolz Hall 218B，邮编 43210；同时任职于美国俄亥俄州立大学土木、环境与大地测量工程系，地址同上；还任职于中国江苏省南京市江宁区将军大道 29 号南京航空航天大学航天学院，邮编 211106。（电子邮箱：xlingsky@nuaa.edu.cn）

Rongjun Qin 任职于俄亥俄州立大学地理空间数据分析实验室，地址为美国俄亥俄州哥伦布市 Neil Avenue 2036 号 Bolz Hall 218B 室，邮编 43210；同时任职于俄亥俄州立大学土木、环境与大地测量工程系，地址为美国俄亥俄州哥伦布市 Neil Avenue 2036 号 Bolz Hall 218B 室，邮编 43210；还任职于俄亥俄州立大学电气与计算机工程系，地址为美国俄亥俄州哥伦布市 Neil Avenue 2036 号 Dreese 实验室 205 室，邮编 43210；同时也是俄亥俄州立大学转化数据分析研究所的成员。（电子邮箱：qin.324@osu.edu，通讯作者）

利用多种线索生成一致的纹理，并仅融合排名靠前的少数纹理。我们通过多种线索为每个三角形上的图像纹理排序，不仅考虑视角、图像覆盖度等局部线索，还考虑图像纹理候选之间的颜色相似度，以及相邻三角形/面所对应源图像 ID 的一致性等全局线索。该框架还支持按需进行可选的后校正，或直接在后校正过程中纳入这些图像纹理。换言之，我们的方法不会像单一视角选择那样只保留一种纹理，而是在融合和后校正之前保留多种图像纹理；这样一来，全局推断便能选择多个图像纹理候选，二来还能灵活地执行非参数颜色校正，以适应不同图像间不同程度的光照差异。我们发现，所提出方法的解可以通过置信传播框架 [10]，得到；与图割解法[11], [12]仅提供作为割的确定性解相比，该框架能够通过信息传递，在多个变量（此处指多个图像纹理候选）之间进行全局概率推断，具有独特优势。我们使用本方法在多个数据集上开展实验，这些数据集包含卫星、航空和近距离图像及模型，并将结果与当前最先进方法进行比较；实验表明，本方法在各种场景下均具有独特优势。例如，在高空测绘场景（即卫星图像）中，尽管立面信息相当有限，我们的方法仍能保留多个纹理候选，从而为立面生成一致且视觉效果良好的纹理。

本文其余部分的组织结构如下：**第二节**介绍与三维建模中现有 TM 方法相关的文献综述。**第三节**介绍我们提出的算法，特别是相较于现有文献的关键改进。**第四节**展示在三个不同数据集上开展的实验结果和对比研究。**第五节**通过分析我们方法的优点和缺点，对本文进行总结，并为未来工作提供指导。

II. 相关工作

给定一组带有位姿的图像和一个三维几何模型（例如网格或多面体模型），普通的纹理映射算法会遍历所有面，并为每个面选择一个可见视图，将其有效部分投影到该面上，作为指定的纹理材质。显然，要获得优化结果，这种普通的纹理映射算法面临两个实际挑战：第一，如何从多个（通常数量庞大的）可见视图中选择视图，以最大限度地提升纹理质量；第二，相邻面上来自不同源视图的纹理材质不可避免地会造成纹理过渡不一致，而如何在整个模型范围内修正这种纹理不一致。这两个挑战彼此相关，因为一致的纹理过渡可以作为视图选择的依据，例如，可以有意选择视图，以尽量减少相邻视图纹理之间不一致的来源视图。因此，纹理映射已成为一个多复杂度问题，需要系统、稳健且高效的解决方案。

现有方法要么专注于解决其中一个挑战，要么按照顺序同时解决两个挑战。通常，我们将其分为两类：1）基于融合的方法；2）基于马尔可夫随机场（MRF）的 TM 框架。前者主要通过利用所有可能图像纹理的权重融合 [9],来解决第二个挑战，从而实现整个模型中的纹理均匀性；而后者则首先进行视图选择，将每个面的视图建模为马尔可夫随机场（MRF）中的随机变量 [13]，，从而能够对相邻面施加一致性约束，以实现全局纹理一致性的最优解 [7], [14]。此类方法通常还会对剩余的不一致纹理进行可选的后校正 [6], [7]。

A. 基于混合的方法

基于融合的方法 [2], [9], [15] 会考虑每个面上的所有可见视图，利用相机姿态将所有输入图像投影到三维模型表面，然后进行融合。融合可以通过赋予相同权重，或采用其他图像质量指标（如分辨率、视角等）来实现，从而生成一致的纹理贴图。其基本原理是，这种加权求和本质上构建了一个关于图像纹理的空间平滑函数，因此，融合后的图像能够对不同图像中潜在的光照冲突进行平均处理，从而实现相邻面之间的平滑过渡。这类融合方法称为阿尔法混合及其多种变体 [16]–[18]。具体而言，一种常用的方法称为基于距离变换的阿尔法混合 [19]，，其首先计算图像中每个像素到最近无效像素的距离，以生成距离图，然后以距离图作为权重融合所有视图。这种方法本质上假设图像纹理位于图像中心，因此中心区域具有较高的权重，反之则权重较低。

然而，这类方法存在一些关键缺陷。首先，融合所有可见视图意味着必须容忍各种潜在的误差来源，而这些误差无法通过加权融合轻易地进行补偿，例如图像分辨率差异过大、相机姿态误差、光照差异显著等，因此往往会导致纹理材质模糊、纹理分辨率降低以及重影伪影。其次，尽管这类方法属于局部方法（每个面片独立处理），因而具有内存效率方面的优势，但融合所有可见视图也意味着，当视图数量较大（达到数十至数百个）时，需要承受极其庞大的计算开销，有时甚至会导致难以忍受的等待时间。第三，这类方法具有局部性，虽然能够产生局部平滑的纹理过渡，但无法协调空间位置相距较远区域之间的全局光照差异。值得注意的是，已有一些方法通过引入比简单加权融合更先进的技术来解决第一个缺陷。对于。

例如，Bi 等人 [8] 提出了一种基于图块的优化系统，通过合成对齐图像，改进了融合方法。即使输入图像的相机位姿不准确，该系统也能避免结果中出现重影和模糊伪影。尽管性能有所提升，但该方法增加了复杂度，在处理大量视图时只会进一步增加计算量。因此，它仅适用于近距离、小范围的模型，例如室内场景和小型物体。

B. 基于马尔可夫随机场的纹理映射框架

Lempitsky 和 Ivanov [7]首次提出了基于马尔可夫随机场的 TM 框架，为每个网格面选择一个最佳视图。在他们的工作基础上，其他类似研究 [6], [16], [20]–[22] 着重于改进能量函数中的各项，或对其进行修改以适应不同的场景情境，例如 RGB-D（深度）数据。在这些方法中， [6] 通过引入高性能数据项和平滑项，并采用两步调整对纹理颜色进行后校正（即先进行全局接缝调平，再通过泊松编辑 [23]进行局部调整），在大规模纹理映射中发挥了重要作用，从而实现高效率和颜色均匀。它也是工程实现最完善的开源方法之一，并被广为人知的 OpenMVS 软件包 [24]所采用。因此，它一直是用于比较的基准方法之一，至今仍被视为处理大规模数据集实际纹理映射问题的顶尖方法之一。然而，这类方法仍存在一些缺点：1）每个面仅选择一个视图，必然会导致某些面上的纹理选择并非最优。例如，建筑屋顶面和立面在拓扑上相连，理想情况下，为两者选择同一视图可以避免它们之间出现接缝线；然而，同一视图显然无法提供最佳的纹理覆盖，因为屋顶面更适合天底图像，而立面更适合倾斜视图。因此，从理论上讲，设计一种兼顾多重目标的视图选择算法十分困难。2）仅使用一个视图，必然会遇到这样的情况：需要对单一视图无法覆盖区域中各个面的不一致纹理颜色进行后校正。此外，不一致纹理的后校正本质上是一种全局操作，即使采用简单的线性（或偏置）校正，也需要大量计算。Waechter 等人 [6], 采用两步法来校正复杂的颜色不一致问题，但该方法运行时间较长，且精度仍不足以生成逼真的颜色；例如，受阴影影响的立面与受光屋顶相连时会出现变色问题。

马尔可夫随机场求解器： 嵌入了各种约束的 MRF 框架，例如视图数量、覆盖范围和入射角等，可通过多种求解器求解，包括循环置信传播 (LBP)、图割 (GC) 和收敛树重加权消息传递 (TRW- S) [25]。根据 Lempitsky 和 Ivanov [7], , GC 求解器表现最佳，随后也被其他类似研究采用 [6], [16], [21], [22]。因此，这些方法每个面仅返回一个视图这一事实，是受 GC 求解器限制的，因为它只提供一个最终标记（选择哪个视图），以最小化所构造的能量函数。

不一致纹理的后校正： 后校正方法 [7], 的一个示例是，将全局最优亮度校正计算为添加到各个面的每个顶点上的偏置项，目标是最小化接缝处各顶点之间的亮度差异，从而实现平滑的颜色过渡。Waechter 等人 [6] 进一步通过泊松编辑沿接缝调整颜色，以实现相邻面之间更加平滑的过渡。求解这些偏置项会产生一个规模庞大且随面数呈指数级增长的稀疏矩阵，从而面临计算和数值稳定性方面的挑战。

然而，由于图的不规则结构，GC 难以实现并行化，而 LBP 求解器则可以实现完全并行化，这意味着在多核机器上，LBP 求解器的性能可能会超越 GC 求解器。更重要的是，LBP 求解器能够返回每个网格面对应的视图代价，因此，不仅可以为每个网格面分配一个视图，还可以一次性为其分配排名前 N 的视图。

C. 提出方法的缘由

尽管 MRF 框架被视为一种常用方法，但其一个根本瓶颈在于每个面只能选择一个视图，因此得到的视图并非最优，无法兼顾多个目标。如果在 MRF 框架下选择更多视图，就可以灵活地对这些选定视图应用混合方法，从而实现无缝纹理过渡，而无需复杂的后校正方法。我们认为，这种“单视图”限制的主要障碍源于使用了“GC”求解器，尽管它被认为是最准确的求解器（据 [7] 报道）。因此，我们利用 LBP 求解器执行 MRF 优化，因为它能够对随机变量进行显式概率推断；我们可以将其作为线索，设计更灵活的约束来实现多个目标，同时根据每个潜在视图候选的显式概率分布返回多个视图候选。因此，这里的思路是利用视图一致性、覆盖度、视角等约束构建能量函数，以最大化图像候选的质量；通过 LBP 求解器获取潜在视图的概率分布，对其排序以体现多个目标，并仅融合满足目标的前 N 个视图，从而实现平滑的纹理过渡（避免将会使融合图像中出现斑驳的劣质纹理纳入其中）。这样便能自动实现全局颜色一致性（得益于 MRF 框架）和局部平滑纹理过渡（得益于逐面融合），可能无需进行后校正；后校正原本旨在缓解 MRF 框架因缺少融合而导致的颜色不一致问题。

III. 我们提出的方法

根据我们在**第二-C节**中提到的考虑因素，我们提出的方法采用基于马尔可夫随机场（MRF）的 TM 框架，该框架构建了一个全局优化

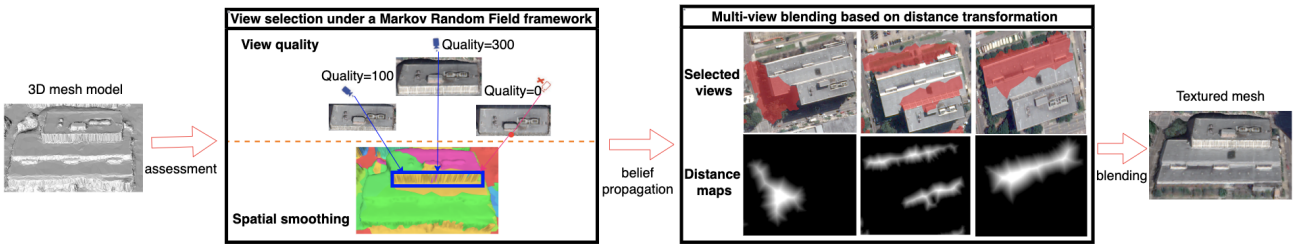


图 1. 所提出的工作流程。给定一个 3D 网格模型及其对应的定向图像，首先针对每个面计算视图的可见性、投影区域和颜色一致性质量，然后将这些项构建为马尔可夫随机场能量函数，并通过循环置信传播求解，为每个面返回排名前 N 的视图。最后，应用多视图混合算法，生成无缝的高质量纹理。

过程，其中包含数据项和平滑项，以平衡各视图的质量与纹理图像块之间接缝的严重程度。如**图 1**所示，给定三维网格及其关联图像，并已知姿态参数后，我们会针对每个面，根据可见性、投影区域和颜色一致性计算视图质量，随后将所有这些项纳入成对 MRF 能量公式，并通过循环置信传播（LBP）求解，为每个面分配排名前 N 的最佳视图。最后，应用一种基于距离图 [26] 的多视图融合算法，以生成颜色均匀的纹理。以下各小节将介绍这些步骤的详细内容。

A. 视图质量评估的多目标

为了评估对一个面进行纹理映射时各视图的质量，我们首先选出可见视图（通过遮挡检测器），然后依据以下考量采用质量指标：1）所选视图应包含尽可能丰富的纹理细节；2）所选视图纹理的几何畸变应尽可能小；3）所选视图应具有“普遍性”，以确保相邻面之间的颜色一致。前两项考量相互协调，可以通过投影区域的分辨率 [16], [27], [28], （即视图中三角形面的投影覆盖范围内的像素数量）很好地表示，因为这自然意味着入射角较小、纹理畸变较少，且单位面积的像素更多、纹理细节也更丰富。“普遍性”视图指视图选择具有平滑性，即相邻面选择颜色一致集合中的视图（也就是占多数的视图）；由于这些视图来自多数集合，因此可以实现一致的纹理光照。总之，评估视图时会考虑以下质量指标（示意图见**图 2**）

(1) 可见性。 遮挡视图（不可见视图）不能作为候选视角。在此，为适应通用相机模型（即帧相机模型、线阵模型或参数化模型（基于 RPC（有理多项式系数））），我们采用一种简单的 z-buffer 算法 [29] ，将几何结构的深度值渲染到潜在的候选视角中，并仅将识别为可见的视图纳入考虑。这种渲染方案可以通过硬件加速，并能高效地过滤掉不可见视图。

（2）投影区域的分辨率S。如上所述，较大的投影区域意味着更好的入射角

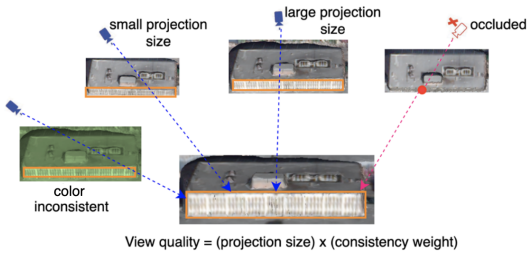


图 2. 视图质量评估示意图。首先消除所有遮挡视图。投影区域的分辨率（即投影尺寸）被用作质量指标，因为较大的投影尺寸意味着较小的入射角，从而导致纹理畸变更小；较高的图像分辨率则带来更多纹理细节。颜色不一致性是另一个质量指标，用于确保相邻面之间具有一致的纹理光照。

和更高的图像分辨率。因此，面在某个视图中的投影区域可以作为评估视图质量的有效方式。不过，正如 Waechter 的论文 [6]，所指出的，优化投影尺寸可能会导致失焦模糊，因为这往往会选取像平面靠近物体的视图。然而，这只会在极近距离应用中造成问题，而这类问题可以通过其他约束轻松加以缓解（例如透视中心与物体表面之间的距离）。

(3) 颜色一致性 ω。为尽量减少最终纹理图集的不一致性，应对颜色一致的视图赋予更高的考虑权重。相反，对于与大多数视图颜色不一致的视图（例如某些阴影纹理），则应降低其权重。在所有候选视角中，我们倾向于首先计算这些视图的平均亮度（颜色），并对接近平均值的视图赋予更高权重，而对差异显著的视图赋予更低权重。平均颜色通过一种改进的均值漂移算法 [6],计算，具体如下：给定某个特定面的一组视图，

1) 计算视图 l_i上所有可见像素的面投影平均颜色 c_i 。
2) 计算所有视图平均颜色 c_i的均值 μ 和协方差矩阵 $\sum$。
3) 对每个视图 l_i计算多元高斯函数 $e^{-(c_i-\mu)^T \sum^{-1} (c_i-\mu)}$ 。
4) 剔除函数值低于阈值的视图（对于8位图像，我们使用0.006）。5) 重复执行步骤3.-4.，迭代10次，或直到 $\sum$的逆变得稳定，即 $\sum$ 的所有元素都降至 10^{-5}以下，

或者内点数量少于4。

6) 计算每个视图 l_i 的高斯函数值，作为其视图质量权重，以提高后续视图选择过程中颜色一致的视图被选中的概率。

总之，特定面 F_i 的视图 l_i 的最终视图质量得分 Q 由面投影的大小 $S(F_i,\ l_i)$（即投影区域内可见像素的数量）与其颜色一致性权重 $\omega(F_i,\ l_i)$ 的乘积计算得出（见**公式 1**），以避免选择可见像素较少或颜色差异较大的视图。

$$Q(F_i, l_i) = \omega(F_i, l_i)S(F_i, l_i) \tag{1}$$

B. View selection under a Markov Random Field framework

如**III-A 节**所述，逐面视图质量指标未考虑空间平滑性，这是因为针对单个面使用单一/线性的质量指标，无法充分建模视图质量与其潜在平滑性之间，以及该平滑性与相邻面之间的复杂相关性。空间平滑性可能与视图质量相冲突；在某些情况下，为了实现平滑的颜色过渡，选择过程需要牺牲视图质量（更高的纹理细节）。因此，我们考虑通过使用 MRF 框架的马尔可夫过程来优化视图选择，该框架既能考虑这些质量指标，也能考虑空间连接的面之间的视图一致性。不同于典型的用于视图选择的 MRF 求解器 [7] 为每个面生成单一且最终确定的视图，本文提出的 MRF 过程旨在通过视图指标推断，为每个面获取用于纹理融合的最佳视图候选。MRF 能量函数表述如下：

$$E(l) = \sum_{F_i \in \mathbb{N}_f} E_{data}(F_i, l_i) + \sum_{(F_i,F_j)\in \mathbb{N}_e} E_{smooth}(F_i, F_j, l_i, l_j) \tag{2}$$

其中，l_i 表示分配给网格面的视图 F_i，$\mathbb{N}_f$ 是网格面集合，$\mathbb{N}_e$ 是网格边集合。第一项是数据项 E_{data}，倾向于为面选择质量较高的视图；第二项是平滑项 E_{smooth}，用于惩罚共享公共边的相邻面之间不一致的标签。下面将进一步介绍这些项的具体细节。

1) **数据项：** 基于**第 III-A 节**所述原因，分配给网格面 F_i 的视图 l_i 的代价 $E_{data}(F_i, l_i)$ 计算为 $E_{data}(F_i, l_i) = Q(F_i, l_i)$，其中 $Q(F_i, l_i)$ 是根据**公式 1** 计算出的视图质量得分。

2) **平滑项：** Potts 模型：$E_{smooth} = [l_i \neq l_j]$（$[\cdot]$为 Iverson 括号）被用作平滑项，以使相邻网格面倾向于使用一致的标签。这也有助于形成紧凑的图像块，并且计算速度极快。

能量最小化问题（**公式 2**）可以通过多种算法求解，例如 LBP、α-扩展图割和收敛树重加权消息传递（TRW-S）。然而，对于图割或 TRW-S 这类典型求解器，它们只能返回单个标签，这必然会在具有不同标签的两个面共享的边缘处产生接缝线，因此需要进行计算开销较大的后校正，例如 Waechter 等人 [6] 使用的泊松编辑局部调整。这里我们考虑一种简单的扩展方法来避免这项计算：不为每个面指定最佳视图，而是在推理后保留排名前 N 的视图（本文使用 3 个），并进行简单的加权线性融合。因此，我们使用 LBP 求解器来求解能量函数（**公式 2**），并根据每个可能视图的代价体对候选视图排序，从而更灵活地融合纹理，以期避免接缝线。视图的多样性如**图 3（左）**所示；**图 3** 右侧的图像展示了仅选择单个视图（即最佳视图）时产生的接缝线，融合结果则见**图 4(d)**。由于数据项对大多数视图给出的代价较低，而平滑项倾向于使相邻面具有一致的标签，某个面的前 N 个候选视图之间的颜色差异会降至较小水平；此外，在优化**公式 2**后，相邻面的视图候选项也会包含共同元素。LBP 求解器的细节如下：

给定一对相邻节点（即具有公共边的两个网格面 F_i 和 F_j），从 F_i 到 F_j的有向消息m_{F_i,F_j}初始化为 **1**，并通过**公式 3**考虑流入 F_i 的所有消息（来自 F_j的消息除外）进行更新，其中 $\mathbb{N}(F_i)\backslash F_j$ 表示除 F_i之外的相邻面集合，面 F_i 在每个视图l_i 下的代价由**公式 4** 计算，并选取代价最小的视图作为其选定视图。该过程迭代固定次数（例如，我们的实验中为 50 次），或直至**公式 2**达到最小值，随后将每个面对应的代价最小的视图作为最终解。在实际应用中，通常将消息m_{F_i,F_j} 归一化，使其总和为 **1**，从而在每次迭代中满足 $\sum_{l_j} m_{F_i,F_j}(l_j) = 1$，以保证数值稳定性。消息（**公式 3**）和代价（**公式 4**）的计算均可并行化，并且我们已在实现中将其完全并行化。

$$m^{new}_{F_i,F_j}(l_j) = \sum_{l_i} \Big(E_{data}(F_i, l_i) E_{smooth}(F_i, F_j, l_i, l_j) \prod_{F_k \in \mathbb{N}(F_i)\backslash F_j} m^{old}_{F_k,F_i}(l_i) \Big) \tag{3}$$

$$C_{F_i}(l_i) = E_{data}(F_i, l_i) \prod_{F_k \in \mathbb{N}(F_i)} m_{F_k,F_i}(l_i) \tag{4}$$

符号 N 表示分配给一个面的合格视图候选数量上限，即视图选择后，有些面关联的视图可能少于 N 个，这是因为：1）由于遮挡，特定面可能没有足够的视图；2）某些视图的最终代价远高于其他视图，这种情况可能出现在仅有少量“优质”视图、却有许多“劣质”视图的视角所观察到的立面上。对于第二种情况，我们采用比例测试来剔除“劣质”视图：假设 $c = c_1、\ c_2、\ \cdots、\ c_N$是特定面上排名前 N 的候选视图 $l = l_1、\ l_2、\ \cdots、\ l_N$的最终代价，且按升序排列；如果 $c_{i-1}/$，则移除候选视图 $\{l_i, \cdots, l_N\}$

c_i 低于阈值（在我们的实验中，始终使用 0.4 作为经验值）。

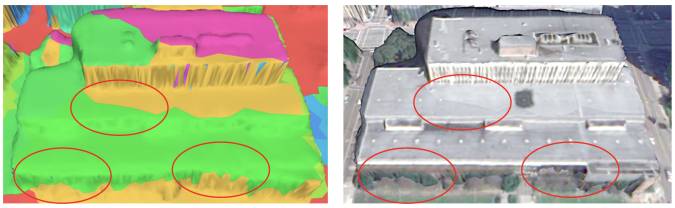


图 3. 基于单一（最佳）视图的纹理映射中存在的亮度差异。左：一种颜色表示每个网格面对应的一个最佳视图；右：仅将最佳视图分配用于纹理映射，且不进行颜色调整。如红色圆圈所示，可以观察到以下两点：1）图像块之间存在明显的亮度差异；2）靠近地面的立面由两个视图进行纹理映射，这两个视图的质量明显不同，其中一个更适合屋顶，另一个更适合地面。

C. 基于距离变换的多视图混合

经过视图选择后，每个网格面都有多个“优质”视图，但这些视图之间仍存在细微的颜色差异。对所有参与融合的视图采用相同权重直接进行融合，会导致颜色不连续和模糊，尤其是排名前 N 的视图各不相同的面。因此，我们提出一种基于距离变换的改进 Alpha 图像融合算法，该方法已被证明在图像拼接应用中效果显著。该算法包括以下步骤：为每个面分配 N 个视图，并针对每个视图，首先生成一个由所有有效像素（对应于该面且未被遮挡）构成的掩膜（示例见**图 4 (a)**第一行红色高亮的掩膜），随后计算 L^2距离变换（见**图 4 (a)**第二行），并将分配给每个面的所有视图数据与相应的距离变换作为权重进行融合，以获得该面的最终纹理（见**图 4 (c)**）。如**图 4 (b)**所示，若仅分配单个最佳视图来映射纹理，会出现明显的亮度差异；而采用所提出的视图融合方法则能大幅减轻这一问题（见**图 4 (c)**）。

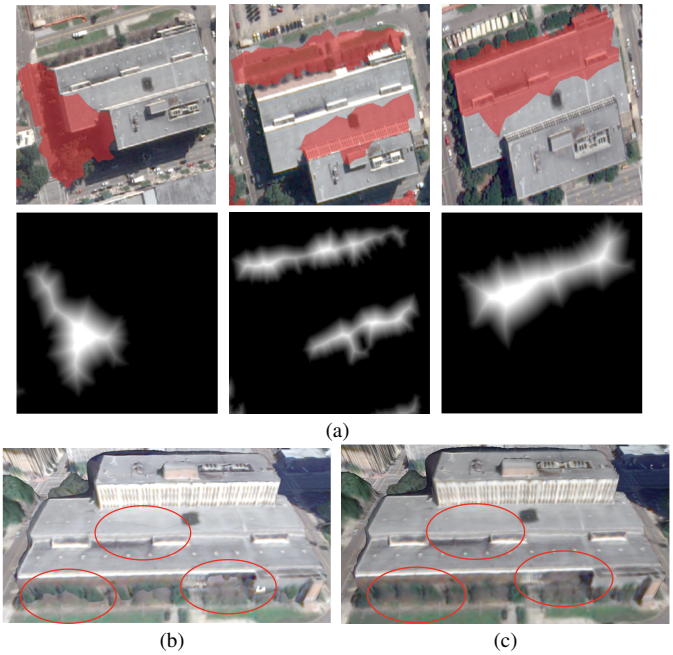


图 4. 展示我们视图融合方法的示例。(a) 第一行：用于融合的掩膜（以红色突出显示）；第二行：对应的距离变换，值越大，表示其与第一行掩膜边界的距离越远。(b) 为仅使用最佳视图进行纹理贴图的建筑物各面，类似于图割解法的结果；(c) 则是融合排名前三的图像所得的视图融合结果。圆圈标出的区域显示了各面之间接缝线的显著改善。

IV. 实验

我们提出的方法已在三种复杂程度各异的数据集（卫星数据集、无人机（UAV）数据集和近距离数据集）上进行了测试。具体数据参数列于**表 IV**。所有数据集均在一台配备两颗 14 核 Xeon W-2275 CPU 和 128 GB 内存的工作站上进行测试。为展示所提方法的有效性和效率，我们将其与三种当前最先进方法进行了不同程度的比较，这些方法包括基于融合的方法和基于MRF的方法：(1) 掩膜照片融合 [9]，，该方法为每幅图像生成多个掩膜，例如交会角、深度图、边界图等，然后将所有掩膜合成为图像权重图，用于最终的多视图融合，从而生成网格纹理。这是一种经典的基于融合的纹理映射方法，简单易用，适用于不同类型的相机模型，并在我们的实验中作为基线；(2) 基于MVS（多视图立体视觉）的纹理映射 [6]，该方法基于马尔可夫随机场能量函数，为每个网格面选择最优视图，随后进行全局颜色调整和泊松编辑 [23]，以尽可能减小图像块之间可见的亮度差异。由于该方法不支持将 RPC 用作相机模型，且专为大规模纹理映射设计，因此我们在无人机（UAV）数据集上将其用作对比方法；(3) 用于纹理映射的基于图像块的优化 [8]，，该方法通过提出一种基于图块的优化系统，即使输入图像的相机姿态不准确，也能合成对齐图像，以避免结果中出现重影和模糊伪影。然而，该方法不具备可扩展性（见**第 IV-C 节**），因此仅用于近距离数据集。此外，我们还在全部三组实验中使用了知名商业摄影测量软件 Metashape Pro [30]，将输入的三维网格模型和图像数据生成网格纹理，作为对比方法；其算法未知。

我们使用 C/C++ 实现了自己的框架和 Callieri 等人的方法[9]，并采用 Waechter 等人[6]提供的代码。对于 Bi 等人的方法 [8]，，我们使用了 GitHub [31] 上可用的开源实现。对于所有这些对比方法，我们均采用默认参数配置，因为经实证测试，这些配置的性能最佳。具体而言，在 MRF 能量优化中，尽管正如 Lempitsky 和 Ivanov 的工作 [7]，所述，图割求解器（即 α-扩展）的性能优于 LBP 求解器，但图割求解器由于图的不规则结构而难以并行化；相比之下，我们已在实现中对 LBP 求解器进行了完全并行化，从而提高了资源利用率和计算效率。

这三个数据集的评估将在以下三个小节中进行，其中我们开展了以下评估

表 I 三个数据集的摘要。

数据集	#视图	#网格面	源图像尺寸	姿态参数	对比方法
卫星	12	190 万	42253×32125	光束法平差后的RPC参数	(1),(4)
UAV	113	240万	5472×3648	已校准的相机位姿	(1),(2),(4)
近距离	33	6万	640×480	相机位姿	(1),(3),(4)

(1) Callieri 等人的方法 [9]；(2) Waechter 等人的方法 [6]；(3) Bi 等人的方法 [8]；(4) Metashape Pro [30]。

1）定性评估（视觉比较）、2）定量评估，以及 3）运行时间和内存使用。大多数当前最先进方法通过视觉评估或运行时间来评估其方法。据我们所知，目前尚无广泛认可的方法或指标可用于衡量三维纹理的准确性和可靠性。因此，我们设计了一种新的纹理质量评估方法，其依据是：带纹理模型生成的渲染图像应与原始图像一致。随后，使用峰值信噪比（PSNR）和多尺度结构相似性指数（MS-SSIM） [32]评估渲染图像与原始图像之间的差异。具体而言，对于输入图像 I_i 及其对应的相机姿态（卫星数据则为 RPC） pos_i，我们首先从一种纹理化结果中，在 pos_i 处获取一幅与 I_i 分辨率相同的虚拟图像 V_i，然后使用相对于原始图像I_i选定的指标（例如，我们实验中的 PSNR 和 MS-SSIM）量化生成的 V_i 的图像质量。我们对所有输入图像都进行了这些评估，并进一步计算所有评估结果的平均 PSNR 和平均 MS-SSIM，作为整个数据集的质量指标。请注意，对于 PSNR 和 MS-SSIM，数值越高，图像质量越好。

A. 卫星数据集实验

采集了十二幅 0.5 米地面采样距离（地面采样距离）WorldView I/II 卫星图像，这些图像覆盖美国俄亥俄州哥伦布市的俄亥俄州立大学（俄亥俄州立大学）主校区，并使用卫星立体处理软件 RSP [4] 进行处理，以生成该区域的素网格。由于 WorldView I/II 卫星具有较大的覆盖度和较高的角度机动性，数据集中的所有卫星图像都以不同角度覆盖整个区域（离轴角最大可达 15 度）。示例如**图 5**所示，其中，近天底图像在屋顶上产生的畸变最小，但不包含立面可见纹理；而离轴图像包含可见立面，但屋顶纹理不够理想。因此，独立的逐面质量指标可能会为立面纹理选择**图 5(a)**，为屋顶选择**图 5(b)**，这不可避免地会产生接缝线。我们提出的方法并非二选一，而是同时采用两幅图像并将其融合，以充分利用两幅图像各自的优势，同时在屋顶与立面边界之间生成无缝的纹理映射结果。

使用所提出的方法对该区域进行纹理映射，仅需4分钟即可完成，峰值内存消耗为4 GB，生成了视觉上连贯的带纹理网格，如**图6**所示。另使用两种方法进行比较：1）Metashape Pro[30]和2）Callieri 等人的方法 [9]。



(a) (b)

图5。两张具有不同视角的卫星图像。(a) 显示了一张可见立面、偏离天底视角的图像；(b) 主要显示了近似天底视角下的屋顶纹理。



图6。卫星数据集的纹理映射结果示例。上：带纹理网格的概览。下：放大的视图，用于展示立面细节。

Metashape Pro 的最新版本支持卫星数据集，因此我们将其应用于该数据集，结果如**图7**所示。我们观察到，使用默认配置生成的带纹理网格反映出大量系统误差。由于其日志文件中没有发现警告或错误，作者认为这些结果在数值上不可比较，且可能是由未知的系统错误所致。因此，不将其纳入后续定性比较。

运行时间、内存使用情况以及定量评估结果列于**表 II**。Callieri 的方法使用的内存略少于我们的方法；然而，我们的方法速度更快，因为与我们精心设计的高效数据项相比，Callieri 的方法需要计算不同质量指标对应的各种权重图。此外，其混合函数会针对每个网格面融合所有输入图像，而我们的方法只融合选出的前 N 个视图。另外，两个定量指标，即整个测试数据集上的平均峰值信噪比和平均 MS-SSIM，表明生成的纹理结果

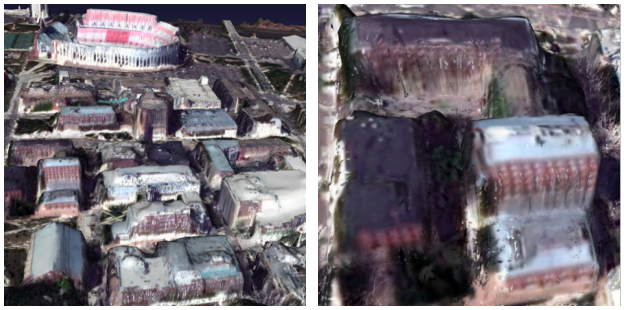


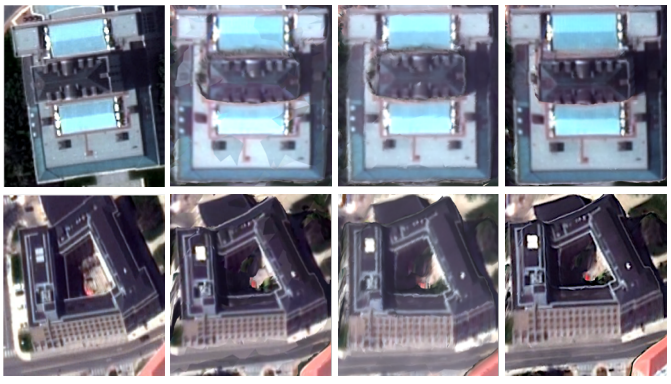
图7。Metashape Pro 的一些纹理结果。到处都能看到白噪声。

无论是通过 Callieri 的基于融合的纹理映射方法还是我们的方法生成，质量都相当，而我们的方法使用的视图更少且经过了精心筛选。

表II 卫星数据集上不同纹理映射方法的运行时间、峰值内存和定量评估。

	运行时间 (sec)	峰值内存用量（GB）	Mean PSNR	Mean 多尺度结构相似性
Callieri 等人	270	**3.79**	16.26	0.60
Ours	**232**	3.84	**16.35**	**0.61**

不同方法的视觉比较如**图 8**所示，包括1) TM 的最佳视图选择方法**图 8(b)**、2) Callieri 的方法**图 8(c)**以及3) 我们的方法**图 8(d)**。可以看出，仅使用最佳视图得到的结果会导致三角形之间存在颜色差异，而 Callieri 的方法和我们的方法均呈现出一致的纹理效果。与 Callieri 的方法相比，我们的方法**图 8(d)** 呈现出的纹理明显更加清晰，因为我们的方法通过 MRF 框架选取质量最佳的前 N 个视图，而 Callieri 的方法只是混合所有视图，导致纹理效果减弱且模糊。



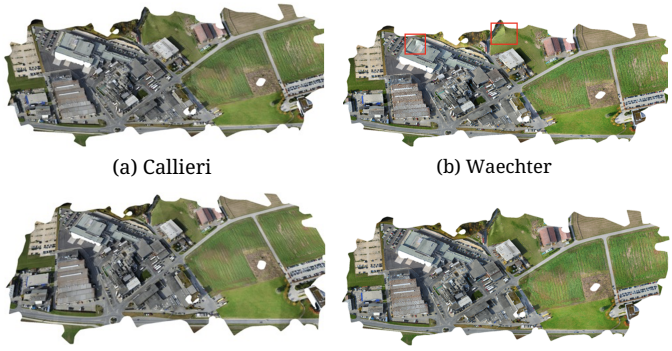
(a) (b) (c) (d)

图 8. 视图融合的两个示例。(a) 原始图像；(b) 使用最佳视图选择算法渲染的视图；(c) Callieri 方法的渲染视图 [9]；(d) 我们的方法。

B. 无人机数据集上的实验

该无人机数据集包含 113 张图像，覆盖了建筑物与田地交错分布的区域，由 senseFly [33]发布。

我们使用 OpenMVG [34] 调整所有输入相机位姿，随后使用 OpenMVS 生成素网格。我们应用所提出的方法生成带纹理网格，并与三种当前最先进方法进行比较，即：1）Callieri 等人 [9], 2；2）Waechter 等人 [6]；3）Metashape Pro [30]。评估内容包括视觉比较、纹理定量评估、运行时间和内存使用情况。所有带纹理结果的概览如**图 9**所示，可以看出这些带纹理模型总体质量良好。然而，Waechter 等人的方法引入了红色矩形标出的伪影，这可能是其额外进行全局接缝调平所致。



(a) Callieri (b) Waechter

(c) Metashape Pro (d) 我们的方法

图 9. 四个带纹理网格的概览：(a) Callieri 等人的方法 [9]；(b) Waechter 等人的方法 [6]；(c) Metashape Pro [30]；(d) 我们提出的方法。除 Waechter 等人的结果在红色矩形框中标出了一些伪影外，其余结果看起来都很相似。

表III 展示了所有方法的运行时间和峰值内存，但不包括 Metashape Pro，因为它是黑盒交互式软件。Callieri 等人的方法在权重图生成和图像融合方面需要更多计算（如**第 IV-A 节**所述），因此耗时更长。Waechter 等人的方法总运行时间为 20 分钟，而我们的方法为 16 分钟，效率约高出 20%。在峰值内存使用方面，Waechter 等人的方法为 12.82 GB，而我们的方法为 16.10 GB。我们的方法内存占用略高，主要归因于两种策略：1）在 MRF 能量优化中采用完全并行化的 LBP 求解器，而非 GC 求解器；2）将前 N 个视图存储在内存中，为图像融合算法做准备。**表III**中的定量评估显示，在整个数据集上，我们的方法计算出的指标整体略高于其他三种方法，表明与其他方法相比，所提方法能够渲染出更接近输入图像质量的纹理。

表III 不同 TM 方法应用于 UAV数据集的运行时间、峰值内存和定量评估。

	运行时间（分钟）	峰值内存使用量（GB）	Mean PSNR	Mean 多尺度结构相似性
Callieri 等人	26	14.52	16.48	0.54
Waechter 等人	20	**12.82**	15.87	0.61
Metashape Pro	N.A.	N.A.	16.49	0.50
Ours	**16**	16.10	**16.76**	**0.64**

图 10 展示了三个放大视图示例，其中三种当前最先进方法均未能生成理想的纹理效果，例如

出现明显的接缝线和噪声、撕裂及变色。一些问题（即接缝线和撕裂）是由相应的融合算法造成的。例如，Callieri 等人的方法会融合所有候选图像，其中质量较差的图像会掩盖“优质”图像，导致纹理模糊且不一致（**图 10**. 第一行）。优质视图过少的区域也会存在问题，因为最佳视角选择算法可能无法准确选出真正“最佳”的视图。例如，从 Waechter 等人的方法结果（**图 10**. 第二行）中可以看出，立面纹理的质量未必最佳，因为该方法旨在使其视图与相邻面相同；而此处的相邻面是屋顶面，因此沿用屋顶面使用的视图会导致分辨率降低。此外，尽管 Metashape Pro 的纹理映射算法没有公开技术细节，但它生成的纹理质量较高，只有一些明显的伪影，这可能是颜色调整过度所致（**图 10**. 第三行）。然而，我们提出的方法能够更好地处理所有这些问题，因为在加权融合过程中，它不仅利用每个面上的“优质”视图，也利用相邻面上的“优质”视图（**图 10**. 最后一行）。



图 10. 三个困难纹理化区域的示例，展示了我们的方法相较于其他三种方法的优势：Callieri 等人的方法 [9], Waechter 等人的方法 [6], Metashape Pro [30]。第一行：明显的接缝线和噪声；第二行：纹理化效果较差的面以及过度的颜色调整；第三行：雕刻伪影；最后一行：无缝的高质量纹理。

由于我们提出的方法本质上融合了多个视图，因此仍然不可避免地受到几何结构或相机位姿不准确的影响，如**图11**所示。在该图中，这些单视图方法显然取得了更好的结果。尽管我们的方法产生了重影效应，但其表现仍优于其他基于融合的方法（例如 Callieri 等人提出的方法）。

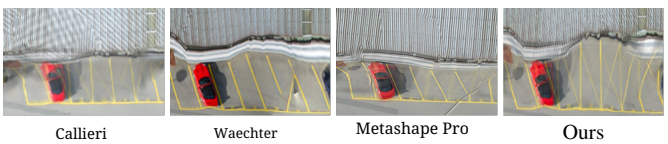


图11. 一个示例，展示了所提出的方法因几何结构/相机姿态不准确而产生重影伪影的缺陷。

总之，我们提出的方法能够生成网格纹理，质量略优于其他当前最先进方法，且计算开销更低（即速度快 20%），并克服了 Callieri、Waechter 和 Metashape Pro 中出现的若干伪影。不过，重影伪影仍是我们未来工作中需要解决的挑战。

C. 近距离数据集上的实验

Zhou 和 Koltun [35] 的 Fountain 场景用于讨论我们所提出方法的局限性。由于已经提供了素网格及 33 张图像，我们直接从三个方面将所提出的方法与三种当前最先进方法进行了对比，即：1) Callieri 的方法 [9], 2、2) Bi 的方法 [8] 以及 3) Metashape Pro [30], ：(1) 运行时间和峰值内存使用量；(2) 定量评估；(3) 视觉检查。所有纹理化结果的整体概览如**图 12**所示，从中可以看出，这四种方法各有其局限性。例如，Callieri 的方法和我们的方法生成的结果比另外两种方法更加模糊，尤其是中间区域的文字。Bi 的方法在边界附近存在缺失部分，因为这些区域的可见视图数量未达到其要求；而 Metashape Pro 的结果则存在明显的撕裂现象，如**图 12(c)**中所示。

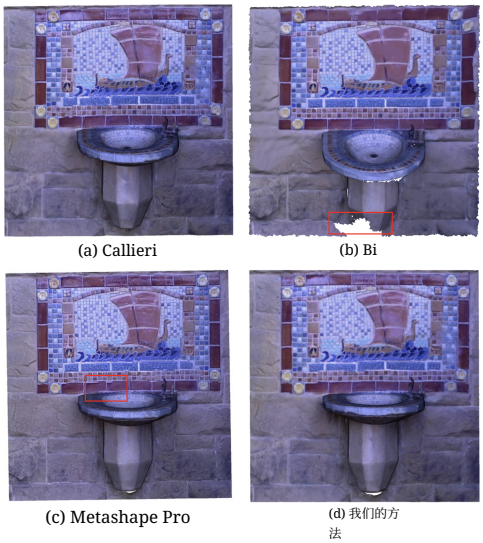


图 12. 四种方法生成的带纹理网格概览：(a) Callieri 等人的方法 [9]；(b) Bi 等人的方法 [8]；(c) Metashape Pro [30]；(d) 我们提出的方法。Callieri 的方法与我们的方法相似，且二者都比另外两种方法更模糊（见图像中间的文字）。然而，Metashape Pro 的结果显然存在撕裂现象（矩形框中所示）；Bi 的结果虽然伪影较少，但边界附近有部分缺失。

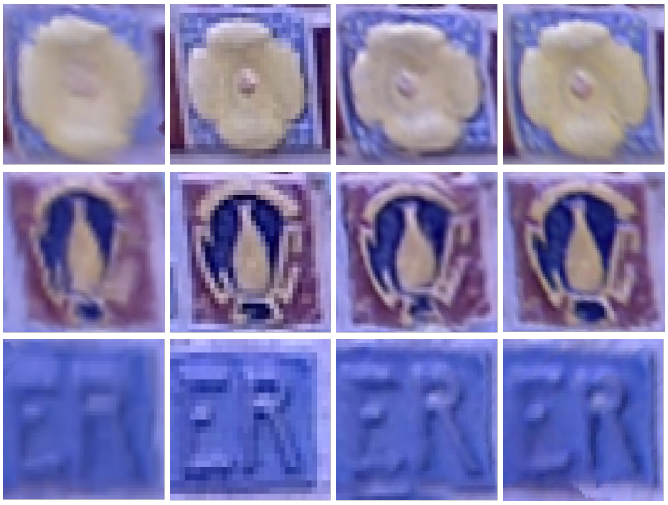
如 **表 IV** 所列的性能对比所示，所提出的方法仅需 24 秒和 193 MB 内存即可生成带纹理网格，其速度快于 Callieri 的方法，与此前实验结果一致；而 Bi 的方法消耗了 120 MB 内存，且耗时超过 1 小时才能生成结果，速度比我们的方法慢两个数量级，这证明它不适用于大型数据集的纹理映射（TM）。**表 IV** 显示，所有定量指标均低于此前实验中的结果，这表明该数据集具有挑战性，这可能是由于输入相机位姿不准确，以及输入图像中存在明显的光照和曝光差异。我们的方法在对比方法中速度最快，且取得了第二好的结果，处于

纹理度量（仅略逊于 Metashape Pro）。

表 IV 近距离数据集上不同 TM 方法的运行时间、峰值内存和定量评估。

	运行时间（秒）	峰值内存用量（MB）	Mean PSNR	Mean 多尺度结构相似性
Callieri 等人	39	207	12.42	0.31
Bi 等人	>3600	**120**	12.76	0.38
Metashape Pro	N.A.	N.A.	**12.84**	**0.39**
Ours	**24**	193	12.78	0.38

我们注意到，这些固有挑战，尤其是不准确的相机位姿，会导致最终纹理出现轻微模糊、重影伪影，甚至畸变，这些问题在我们提出的方法中也有所体现（见 **图 13**）。然而，与其他三种结果进行细节对比后可以发现，尽管我们的方法产生的畸变略多于 Metashape Pro 和 Bi 的方法，且图像也稍显模糊，但总体而言，我们的结果仍然合理且可以接受，尤其是考虑到该方法的高效性，以及其处理其他类型数据集的能力。



(a) Callieri (b) Bi (c) Metashape Pro (d) 我们的方法

图 13. 近距离数据集上四种纹理映射结果的视觉比较：(a) Callieri 等人的结果 [9]；(b) Bi 等人的结果 [8]；(c) Metashape Pro 的结果 [30]；(d) 我们的方法。由于使用了相机位姿不准确的多视图混合，我们的方法比 Bi 等人和 Metashape Pro 的结果更模糊，但优于 Callieri 等人的结果。Bi 等人的结果虽然没有模糊或重影伪影，但分辨率似乎低于 Metashape Pro 的结果；后者的纹理质量最高，细节也更丰富。

V. 结论

面向航空摄影测量应用的典型纹理映射算法，旨在处理在一致光照条件下采集的常规图像。然而，当这些算法扩展到处理多视角大幅面图像时，就会面临挑战：大量尺寸较大的图像处于差异极大的光照条件下，导致图像强度差异高度非线性，且需要优化的面数量增加了几个数量级。本文提出了一种面向大规模三维重建的新型纹理映射框架，能够实现更高的精度并且比其他当前最先进方法效率更高，适用于星载和空中平台，原因如下：

1) 采用前N个最佳视图，而非“单一最佳视图”。典型的基于MRF的方法会选取“单一最佳视图”，这可能导致网格面选中次优视图，且无法纠正；也就是说，一旦选定，就无法利用纹理融合算法。这对于高空图像尤其成问题。在为连接建筑物屋顶与立面的面选择视图时，此类算法往往会为了满足空间平滑约束，而为立面选取单个次优视图，导致纹理变形。然而，我们的方法会为每个面生成前N个最佳视图，为存在冲突的视图选择提供额外机会，以便进行后续图像块融合。在这种情况下，我们的方法能够为屋顶和立面提供高质量纹理，正如**第四节 A**所示。

2) 更通用的数据项。我们提供了一种更通用的数据项，旨在支持更多目标，并且具有足够的通用性，可支持多种相机模型（例如相机位姿和RPC模型）。在同时使用卫星图像和航空/UAV图像，从组合数据源生成纹理时，这一特性十分重要。

3)简单高效的图像融合算法。我们摒弃了典型的复杂后处理颜色校正方案，转而采用局部融合方案以尽量减少接缝线。这并非妥协，而是选择 N 个视图而非单个视图带来的优势。它为高效的图像融合算法提供了更大的灵活性，使其无需额外的颜色校正即可实现颜色一致性，同时也最大限度地保留了原始输入纹理。

4) 完全并行化的 LBP 求解器。在 MRF 能量优化中，由于 GC 求解器在单个 CPU 核心上的性能优于其他求解器，因此得到了最广泛的应用。然而，与因图的不规则结构而难以轻易并行化的 GC 求解器不同，我们的实现已将 LBP 求解器完全并行化，从而提升了资源利用率和计算效率。

所提出的方法使用三个典型数据集进行评估：一个大范围卫星数据集（覆盖 4 km^2）、一个包含超过100张图像的无人机数据集，以及一个名为“Fountain”的近距离数据集。我们通过以下方式将所提出的方法与四种当前最先进方法进行了比较：(1) 视觉质量检查；(2) 定量评估；(3) 运行时间性能评估。实验结果表明，即使在面连接fac.ades和屋顶等非常困难的场景中，所提出的方法也能生成纹理更加一致且分辨率更高的带纹理网格。与此同时，在仅略微增加内存使用的情况下，其速度至少比其他所有方法快20%。此外，在所有经过测试的方法中，我们的方法在所测试的数据集上始终能够取得合理的结果，并且被证明是唯一一种在卫星数据集上实现视觉效果令人满意结果的方法。因此，它具有灵活性和可扩展性，能够处理所有经过测试的场景，直至

不同的分辨率范围和场景复杂度。在评估过程中，我们还观察到，由于我们的方法依赖多个视图，对于不准确的几何结构和相机姿态，生成的纹理可能会略显模糊。因此，我们未来将重点研究在纹理映射过程中自适应地确定视图数量，以应对这一挑战。

VI. 致谢

本研究部分受到美国海军研究办公室的资助（资助编号：N000141712928 和 N000142012141）。我们感谢 SenseFly 提供无人机数据集，并感谢黄德宝协助完成部分实验。

参考文献

[1] A. Gruen、G. Schrotter、S. Schubiger、R. Qin、B. Xiong、C. Xiao、J. Li、X. Ling 和 S. Yao，“利用多源数据与用户友好型交互编辑生成 LoD3 模型的可操作系统：最终报告”，苏黎世联邦理工学院，报告，2020，接收日期：2020-04-14T08:54:52Z。[在线]。获取地址：https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20. 500.11850/409483 [2] L. Hoegner 和 U. Stilla，“从热红外图像序列中自动重建三维建筑模型并提取纹理”，《定量红外热成像》，2016。[3] G. Guidi、M. Russo、S. Ercoli、F. Remondino、A. Rizzi 和 F. Menna，“大型复杂考古区域三维建模的多分辨率方法”，《国际建筑计算期刊》，第 7 卷，第 1 期，第 39–55 页，2009 年 1 月，出版商：SAGE Publications。 [在线]。获取地址：https://doi.org/10. 1260/147807709788549439[4] R. Qin，“RPC 立体处理器（RSP）——用于从卫星立体影像生成数字表面模型和正射影像的软件包”，《国际摄影测量、遥感与空间信息科学档案》，第 3 卷，第 77 页，2016，出版商：Copernicus GmbH。[5] ——，“基于超高分辨率多视图图像的自动三维恢复：多视图卫星图像三维恢复概述”，载于美国摄影测量与遥感学会会议（*IGTF*）*2017*，2017，第 12–16 页。[6] M. Waechter、N. Moehrle 和 M. Goesele，“让色彩呈现！大规模三维重建纹理化”，载于欧洲计算机视觉会议。Springer，2014，第 836–850 页。[7] V. Lempitsky 和 D. Ivanov，“基于图像的纹理贴图无缝拼接”，载于*2007* 年 *IEEE* 计算机视觉与模式识别会议。IEEE，2007，第 1–6 页。[8] S. Bi、N. K. Kalantari 和 R. Ramamoorthi，“基于图像的纹理映射的基于图像块的优化”，《*ACM*图形学汇刊》，第 36 卷，第 4 期，第 1–11 页，2017 年 7 月。 [在线]。获取地址：https://dl.acm.org/doi/10.1145/ 3072959.3073610[9] M. Callieri、P. Cignoni、M. Corsini 和 R. Scopigno，“掩膜照片融合：将密集摄影数据集映射到高分辨率采样三维模型上”，《计算机与图形学》，第 32 卷，第 4 期，第 464–473 页，2008 年 8 月。 [在线]。获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S009784930800054X [10] C. Yanover 和 Y. Weiss，“利用循环置信传播寻找最可能的 M 种配置”，《神经信息处理系统进展》，第 16 卷，第 289–296 页，2003，出版商：Citeseer。[11] V. Kolmogorov 和 R. Zabin，“哪些能量函数可以通过图割最小化？”，《*IEEE*模式分析与机器智能汇刊》，第 26 卷，第 2 期，第 147–159 页，2004，出版商：IEEE。[12] Y. Boykov 和 O. Veksler，“视觉与图形学中的图割：理论与应用”，载于《计算机视觉数学模型手册》，N. Paragios、Y. Chen 和 O. Faugeras 编。纽约：Springer-Verlag，2006，第 79–96 页。 [在线]。获取地址：http://link.springer.com/10 1007 0 387 28831 7 5 。/ - - - S. Z. Li，“计算机视觉中的马尔可夫随机场模型”，载于《计算机视觉——*ECCV ’94*》，丛书《计算机科学讲义》，J.-O. Eklundh 编。柏林、海德堡：Springer，1994，第 361–370 页。[14] M. Xu、H. Chen 和 P. K. Varshney，“一种基于马尔可夫随机场的图像融合方法”，《*IEEE*地球科学与遥感汇刊》，第 49 卷，第 12 期，第 5116–5127 页，2011。[15] L. Grammatikopoulos、I. Kalisperakis、G. Karras 和 E. Petsa，“三维表面投影的自动多视图纹理映射”，载于《第二届 ISPRS 国际三维建筑研讨会论文集》。Citeseer，2007，第 1–6 页。[16] C. Allene、J.-P. Pons 和 R. Keriven，“利用多频段融合实现无缝的基于图像的纹理图集”，载于《2008 年第 19 届国际模式识别会议》，2008 年 12 月，第 1–4 页，ISSN：1051-4651。[17] A. Baumberg，“用于三维模型纹理处理的图像融合”。载于 BMVC，第 3 卷。Citeseer，2002，第 5 页。[18] Y. Li 和 L. Ma，“一种快速且稳健的图像拼接算法”，载于《2006 年第 62 届世界智能控制与自动化大会》，第 . 卷。IEEE，2006，第 9604–9608 页。[19] R. Szeliski，“图像配准与拼接”，载于《计算机视觉数学模型手册》。Springer，2006，第 273–292 页。[20] R. Gal、Y. Wexler、E. Ofek、H. Hoppe 和 D. Cohen-Or，“用于模型纹理处理的无缝蒙太奇”，《计算机图形论坛》，第 29 卷，486，2010，2，479 10 1111 1467 第 – eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/ . /j. - 8659.2009.01617.x。 [在线]。获取地址：¯https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-8659.2009.01617.x [21] Y. Fu、Q. Yan、L. Yang、J. Liao 和 C. Xiao，“利用 RGB-D 传感器进行三维重建的纹理映射”，载于《IEEE 计算机视觉与模式识别会议论文集》，2018，第 4645–4653 页。[22] W. Li、H. Gong 和 R. Yang，“通过局部/全局优化快速调整纹理映射”，《IEEE 可视化与计算机图形学汇刊》，第 25 卷，第 6 期，第 2296–2303 页，2018，出版商：IEEE。[23] P. P´erez、M. Gangnet 和 A. Blake，“泊松图像编辑”，载于《ACM SIGGRAPH 2003 论文集》，2003，第 313–318 页。[24] D. Cernea，“OpenMVS：开放式多视图立体视觉”，2015。[在线]。获取地址：https://github.com/cdcseacave/openMVS [25] V. Kolmogorov，“用于能量最小化的收敛树重加权消息传递”，载于《国际人工智能与统计学研讨会》。PMLR，2005，第 182–189 页。[26] R. Fabbri、L. D. F. Costa、J. C. Torelli 和 O. M. Bruno，“二维欧几里得距离变换算法：比较综述”，《ACM 计算调查》（CSUR），第 40 卷，第 1 期，第 1–44 页，2008，出版商：ACM，纽约州纽约。[27] C. Buehler、M. Bosse、L. McMillan、S. Gortler 和 M. Cohen，“非结构化光场渲染”，载于《第 28 届计算机图形学与交互技术年度会议论文集》，丛书 SIGGRAPH ’01。美国纽约州纽约：计算机协会，2001 年 8 月，第 425–432 页。 [在线]。获取地址：https://doi.org/10 1145 383259 383309 。/ . G. Zhou、X. Bao、S. Ye、H. Wang [28] 和 H. Yan，“从基于无人机的多视角倾斜影像流中选择最佳建筑立面纹理图像”，《IEEE地球科学与遥感汇刊》，第 59 卷，第 2 期，第 1534–1552 页，2021。[29] N. Greene 、 M. Kass 和 G. Miller，“分层 Z 缓冲可见性”，载于《第 20 届计算机图形学与交互技术年度会议论文集》，1993，第 231–238 页。[30] A. LLC.，“Metashape Pro”，2021 年 8 月。 [在线]。获取地址：http: //www.agisoft.com [31] Eagle，“EAGLE-TextureMapping”，2021 年 8 月，原始日期：2019-09-10T08:52:25Z。 [在线]。获取地址：https://github.com/OneEyedEagle/EAGLE-TextureMapping [32] Z. Wang、E. P. Simoncelli 和 A. C. Bovik，“用于图像质量评估的多尺度结构相似性”，载于《第三十七届阿西洛马会议：信号、系统与计算机》，2003，第 2 卷。IEEE，2003，第 1398–1402 页。[33] senseFly，“探索丰富多样的无人机数据集”，2021。 [在线]。获取地址：https://www.sensefly.com/education/datasets/ [34] P. Moulon、P. Monasse、R. Perrot 和 R. Marlet，“OpenMVG：开放式多视图几何”，载于《模式识别可复现研究国际研讨会》。Springer，2016，第 60–74 页。[35] Q.-Y. Zhou 和 V. Koltun，“利用消费级深度相机进行三维重建的颜色贴图优化”，《ACM图形学汇刊》，第 33 卷，2014 年 8 月。