分类号：TH811　　单位代码：10335

密　级：公开　　学　　号：12360001

浙江大学

博士学位论文

中文论文题目： 基于原位 SEM 的材料变形行为三维表征方法研究

英文论文题目： Research on 3D Characterization Methods for Material Deformation Behavior Based on In-situ SEM

申请人姓名：张雪成

指导教师：孟文超 长聘副教授

合作导师：张跃飞 教授、张泽 院士

学科 (专业)：电子信息（控制工程）

研究方向：微观原位三维表征与测量

所在学院：工程师学院

论文递交日期　二〇二六年四月

基于原位 SEM 的材料变形行为三维表征方法研究



论文作者签名： 张雪成

指导教师签名： 金文杰

论文评阅人 1：隐名评阅

评阅人 2：隐名评阅

评阅人 3：隐名评阅

评阅人 4：隐名评阅

评阅人 5：隐名评阅

答辩委员会主席：李永兵　教　授　上海交通大学

委员 1：缪　强　教　授　南京航空航天大学

委员 2：尹勋钊　长聘副教授　浙江大学

委员 3：杨倩倩　研究员　浙江大学

委员 4：尉东光　研究员　屹东光学技术（苏州）有限公司

答辩日期　二〇二六年六月二日

Research on 3D Characterization Methods for Material Deformation Behavior Based on In-situ SEM

Author's signature: Xuecheng Zhang

Supervisor's signature: Wenchao Mey

External reviewers: Anonymity

Anonymity

Anonymity

Anonymity

Anonymity

Examining Committee Chairperson:

Yongbing Li, Professor, Shanghai Jiao Tong University

Examining Committee Members:

Qiang Miao, Professor, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics

Xunzhao Yin, Tenured Associate Professor, Zhejiang University

Qianqian Yang, Tenure-track Professor, Zhejiang University

Dongguang Wei, Professor, Yidong Optical Technology (Suzhou) Co., Ltd.

Date of oral defence: June 2, 2026

浙江大学研究生学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 **浙江大学** 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：张雪成　　签字日期：2026 年 6 月 8 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 **浙江大学** 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 **浙江大学** 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名：张雪成　　导师签名：

签字日期：2026 年 6 月 8 日　　签字日期：2026年 6月 8 日

致谢

时光荏苒，岁月如歌。提笔至此，回望二十余载求学路，从岳麓山下的青葱岁月，到老和山旁的上下求索，再到富春江畔的潜心钻研，一路走来，有低谷与彷徨，也有温暖与惊喜。良师益友的扶持与启迪，指引我拨开迷雾、坚定前行。值此博士毕业之际，谨向所有给予我帮助、支持与鼓励的师长、同窗、亲朋挚友，致以最诚挚的敬意与谢意！

首先，谨以最崇高的敬意与最诚挚的感激，献给张泽院士！张院士是我国材料科学与电子显微学领域德高望重的学术大家，以深厚的学术造诣、严谨的治学态度和对科学问题的执着追求，为后辈学子树立了光辉榜样。由衷感谢张院士为我们打造立足前沿、充满活力的高水平科研平台，并在我博士阶段给予关心、指导与支持。张院士求真务实、追求卓越的学术品格，将始终激励我脚踏实地、勇于探索、不断前行。

衷心感谢我的导师孟文超老师！孟老师学识渊博、视野开阔，治学严谨而为人谦和，始终尊重学生的研究兴趣与发展选择。博士求学期间，孟老师从课题选题、方法构建到论文撰写都给予我悉心指导，帮助我不断明确方向、稳步前行。尤其是在我第三年因课题进展艰难而感到迷茫之时，孟老师为我联系领域内优秀老师交流，帮助我重新厘清后续科研安排，也获得了继续前行的方向与信心。师恩深厚，铭记于心。深深感谢合作导师张跃飞老师！张老师循循善诱、因材施教，始终引导我们将学术探索聚焦于学科前沿和国家需求；每当遇到困难，张老师总能给予及时而有力的帮助，支持我们渡过难关。

特别感谢我的硕士导师陈积明老师对 NeSC 团队发展的卓越贡献以及给予我们的深刻启迪。陈老师宏阔的学术视野、前瞻的战略眼光以及卓越成就，为团队中的每一位同学树立了光辉标杆。感谢朱敏洁老师、于天哲老师在我读博期间对我科研与生活的关心与照顾，开阔了我的学术襟怀与技术认知，也教会了我许多科研与为人处事的经验。感谢贺诗波老师、顾超杰老师、王晋老师在我研究生阶段初期，对我科研能力与科研习惯的培养和帮助。感谢高温合金所谷月峰老师、贝红斌老师、赵新宝老师、魏晓老师、丁青青老师和岳全召老师，共同营造了良好的科研氛围，也为高温合金所的发展提供了有力支持。感谢课题组叶显爵博后、王妮博后在日常科研中给予我的帮助与指导。

诚挚感谢高温合金所课题组中给予我鼎力支持和深厚情谊的伙伴们：张斌、郭广浩、刘轩、邹南、张文强、陈爽、罗伟、刘森、周芳、刘傲、李嘉豪、王婷玉、杨晋源、胡忠博、张方飞园、田嘉懿、闫浩林、李婷、张双语、赵泽时、吴文媛、石子辉等，在孵化园并肩奋斗、彼此支持的日夜，以及球台边和团建中的欢声笑语，共同构成了我博

士生活温暖的底色。感谢 WMeng Group 中给予我力量与帮助的伙伴们：陈军、仇小洁、李世忠、陈雪超、龙常青、公英杰、周逸桓、朱建新、董超、李健、李乐宜、孟世元、刘广义、陈科宇、付小桐、孙思铭、何敬泰等，每一次交流都让我获得新的启发。感谢先进材料项目控制团队的伙伴们：李颖、赵若晴、郑磊、田若愚、李泽萱、赵泽栋、叶安琪、周妙蓝、李群、王思燃，我们是亲近的伙伴与战友，祝愿各位未来一切顺利。感谢我的挚友谭栩杰、李一格、尹伟杰、舒渤予、李奕天、吴泯江、赵志博等，感谢你们多年来的陪伴与支持。人生路上有知音相伴，何其有幸！

深深感谢我亲爱的父母和奶奶！感谢你们在我二十余年的求学路上，始终默默付出，给予我最坚定的支持与鼓励。你们的爱，是我疲惫时可以安心停靠的港湾，也是我一次次重新出发的底气。你们或许很少说深刻的道理，却用踏实生活、认真做事和面对困难时的坚韧，教会了我如何走好自己的路。正是因为有你们无条件的理解、包容与爱，我才能安心求学、勇敢前行。此情此恩，我将永远铭记于心。

最后，深深感谢我亲爱的女朋友李子欣！从本科时相识，到研究生阶段慢慢走近，再到并肩走过这多年的时光，你早已成为我生命中最重要的人。你是我最愿意分享喜悦的人，也是我在疲惫和迷茫时最想倾诉的人。你的真诚、善良与细腻，给了我许多温暖；你的认真、坚定与清醒，也让我一次次看见生活更美好的样子。博士求学期间，你见证了我许多起伏，也在很多关键时刻稳稳地站在我身边。每当我遇到困难或犹豫不决时，你总能认真听我说完，陪我把纷乱的想法一点点理清；当机会出现时，你鼓励我勇敢争取；当我取得一点成绩时，你真心为我高兴，也提醒我戒骄戒躁。记得一次外出旅行途中，我遇到一项重要答辩机会受阻，是你陪我一起梳理规则、分析可能，尽力争取每一个机会，最终使问题得以顺利解决。临近毕业时，你送给我的博士毕业小熊，也成为这段求学生涯收束之际一份温暖而珍贵的纪念。一路走来，许多欢喜因与你分享而愈显珍贵，许多重要时刻也因你同行而更加明亮。往后的日子里，我会继续成长，以更踏实的行动承担起应有的责任，多一些倾听与商量，多一些照顾与回应，把承诺落在每一次认真对待和共同选择里，与你在寻常岁月里相守，在辽阔天地间并肩前行。

谨以此文献给所有帮助我、关心我、支持我的师长、同窗、亲友们！前方的路，我将带着你们的爱与期许，继续认真生活，努力前行。

张雪成

二〇二六年五月于求是园

摘要

航空发动机等高端装备性能的持续提升，对关键承力部件在极端服役环境下的损伤演化机理分析提出了更为严苛的要求。原位扫描电子显微镜（SEM）力学测试技术能够在微观尺度下同步观察材料的组织演化与力学响应，已成为探究材料微观变形机制不可或缺的手段。然而，传统基于二维图像的观测方式存在显著局限：一方面，缺乏对材料表面真实起伏的三维形貌感知，难以定量提取大变形过程中的离面位移分量；另一方面，受限于仅能观测样品外表面的局限，难以对材料内部断裂损伤的时序演化进行逆向推断。

本文围绕微观力学测试中的三维形貌获取、动态伪影消除、三维变形测量与内部断裂反演等关键任务，针对原位 SEM 成像与计算分析中所面临的高斜率与非线性阴影、复杂真实物理扫描振动、极端变形与离面位移耦合以及内部损伤演化难以观测等核心挑战，开展了系统性研究。本文旨在构建兼具高鲁棒性与高精度的材料微观三维变形与断裂表征体系，突破二维观测局限，提升原位实验在复杂大变形及内部损伤分析中的可靠性。本文的主要研究内容如下：

1. 针对原位 SEM 测试中微观三维形貌表征受限的问题，提出了一种基于改进光度立体视觉的原位 SEM 三维重建方法。考虑到高斜率形貌与阴影遮挡会导致线性梯度模型产生几何畸变，创新性地引入了阈值触发的三次多项式补偿机制以校正非线性偏差。同时，为了有效融合不同频段的形貌特征并抑制低频漂移误差，设计了抗噪型多尺度金字塔积分算法。在高温合金原位拉伸实验中的应用表明，该方法成功实现了从亚微米级滑移迹线到百微米级宏观起伏的跨尺度高精重建，为后续的三维微观力学分析奠定了高保真的静态形貌数据基础。

2. 针对动态加载监测中低频环境振动与高频电子束扫描耦合产生的非线性扫描伪影问题，提出了一种面向 DIC 测量的轻量化图像复原网络（SwinIR-KD）。首先，通过受控真空泵与地面冲击激振实验，构建了反映真实物理扫描噪声特征的时空耦合数据集。随后，利用 Swin Transformer 建立全局特征感知，并引入水平条纹抑制损失严格约束垂直梯度的连续性。在训练阶段，采用知识蒸馏与通道剪枝策略，在降低模型参数量的同时提升了推理速度。实验结果表明，该方法在抑制非线性振动干扰的同时，较好地恢复了图像的灰度分布与几何连续性，为高精度的数字图像相关计算提供了高质量的数据支撑。

3. 针对微观大变形下传统DIC计算易发散与离面位移解耦困难的问题，提出了一种物理驱动与深度学习融合的高精度数字图像相关及三维变形测量方法（E-DIC）。通过构建兼具真实物理形变约束与SEM纹理的混合数据集，利用物理先验微调特征匹配网络，实现了极端大变形下初始种子点的全自动高置信度提取。在此基础上，依托CPU/GPU混合加速的亚像素迭代优化引擎与鲁棒估计算法，有效克服了局部非连续特征造成的计算发散。进一步通过深度耦合二维位移与三维高度场，首次实现了原位SEM环境下全场离面位移（W 场）的直接定量计算与微观二维应变场的精准提取。

4. 针对传统原位SEM二维投影遮蔽与内部损伤演化难以观测的局限性，提出了一种基于三维模型重叠分析的断裂机理反演方法。突破断口二维观测的局限，通过大范围对称倾转的多视角采集与基于归一化方差的绝对物理尺度无损标定，实现了宏观断口的高保真三维重建与空间精确对齐。在此基础上，通过逆向模拟拉伸过程，量化分析不同分离位移下的三维重叠面积演化，精准追踪了投影缺口出现的时序与位置。推演结果不仅成功实现了对裂纹萌生位置与内部微裂纹扩展路径的溯源，更证实了高温服役条件下材料内部由缺陷诱发的开裂显著先于表面裂纹的萌生，为微观断裂机理分析提供了全新的三维定量判据。

关键词：原位扫描电子显微镜；三维重建；数字图像相关；深度学习；高温合金；断裂反演

Abstract

The continuous performance improvement of high-end equipment, such as aero-engines, imposes increasingly stringent requirements on analyzing the damage evolution mechanisms of key load-bearing components under extreme service environments. In situ Scanning Electron Microscope (SEM) mechanical testing technology enables the synchronous observation of microstructural evolution and mechanical responses at the microscale, making it an indispensable tool for investigating microscopic deformation mechanisms. However, traditional observation methods based on 2D images present significant limitations. On the one hand, they lack 3D morphological perception of true surface fluctuations, making it difficult to quantitatively extract the out-of-plane displacement components during large deformations. On the other hand, confined by the limitation of only observing the outer surface of the sample, they are unable to inversely infer the temporal evolution of internal fracture damage.

Focusing on key tasks in micromechanical testing—including 3D morphological reconstruction, dynamic artifact removal, 3D deformation measurement, and internal fracture inversion—this thesis conducts systematic research to address core challenges in in situ SEM imaging and computational analysis. These challenges include high-slope and nonlinear shading, complex physically induced scanning vibrations, the coupling of extreme deformation with out-of-plane displacement, and the difficulty of observing internal damage evolution. The objective of this thesis is to construct a micro-3D deformation and fracture characterization system with both high robustness and high accuracy, breaking through the limitations of 2D observation and enhancing the reliability of in situ experiments in complex large deformation and internal damage analysis. The main research contents are as follows:

1. To address the limitation of microscopic 3D morphological characterization in in situ SEM tests, an in situ SEM 3D reconstruction method based on improved photometric stereo vision is proposed. Considering that high-slope topography and shadow occlusion can cause geometric distortion in linear gradient models, a threshold-triggered cubic polynomial compensation mechanism is innovatively introduced to correct nonlinear deviations. Meanwhile, to effectively fuse morphological features across different frequency bands and suppress low-frequency drift errors, a noise-resistant multi-scale pyramid integration algorithm is designed. Applica-

tions in in situ tensile tests of superalloys demonstrate that this method successfully achieves cross-scale high-precision reconstruction from sub-micron slip traces to hundred-micron macroscopic fluctuations, establishing a high-fidelity static morphological data foundation for subsequent 3D micromechanical analysis.

2. In response to the nonlinear scanning artifacts generated by the coupling of low-frequency environmental vibrations and high-frequency electron beam scanning during dynamic loading monitoring, a lightweight image restoration network (SwinIR-KD) tailored for digital image correlation (DIC) measurements is proposed. First, through controlled vacuum pump and ground impact excitation experiments, a spatiotemporal coupled dataset reflecting true physical scanning noise features is constructed. Subsequently, Swin Transformer is utilized to establish global feature perception, and a horizontal stripe suppression loss (HSS Loss) is introduced to strictly constrain the continuity of vertical gradients. By combining knowledge distillation and channel pruning strategies, the inference speed is increased while the model parameter size is reduced. Experimental results show that this method effectively suppresses nonlinear vibration interference and properly restores the grayscale distribution and geometric continuity of the images, providing high-quality data support for high-precision DIC calculations.

3. To overcome the computational divergence and the difficulty of out-of-plane displacement decoupling in traditional DIC calculations under microscopic large deformations, a high-precision digital image correlation and 3D deformation measurement method (E-DIC) integrating physics-guided modeling and deep learning is proposed. By constructing a hybrid dataset that possesses both real physical deformation constraints and SEM textures, and fine-tuning a feature matching network with physical priors, fully automatic and high-confidence extraction of initial seed points under extreme large deformations is achieved. On this basis, relying on a sub-pixel iterative optimization engine with CPU/GPU heterogeneous acceleration and robust estimation algorithms, the computational divergence caused by local discontinuous features is effectively overcome. Furthermore, through the deep spatial coupling of 2D displacements and 3D height fields via Lagrangian mapping, the direct quantitative calculation of full-field out-of-plane displacement (W-field) and the accurate extraction of microscopic 2D strain fields in an in situ SEM environment are achieved for the first time.

4. To address the difficulty of observing internal damage evolution caused by the 2D projection limitation of traditional in situ SEM, a fracture mechanism inversion method based on 3D model overlap analysis is proposed. By overcoming the limitation of single-sided 2D fracture-surface observation, high-fidelity 3D reconstruction and accurate spatial alignment of complementary macroscopic fracture surfaces are achieved through large-range symmetric tilt multi-view acquisition and non-destructive absolute physical scale calibration based on normalized variance. On this basis, by simulating the tensile process and quantitatively analyzing the evolution of the 3D overlap area under different separation displacements, the timing and locations at which projected gaps appear are accurately tracked. The inversion results not only successfully trace the crack initiation locations and internal microcrack propagation paths, but also confirm that cracking induced by internal defects in materials under high-temperature service conditions significantly precedes the initiation of surface cracks, providing a novel 3D quantitative criterion for microscopic fracture mechanism analysis.

Keywords: In situ SEM; 3D Reconstruction; Digital Image Correlation; Deep Learning; Superalloys; Fracture Inversion

缩略词表

英文缩写	英文全称	中文全称
SEM	Scanning Electron Microscope	扫描电子显微镜
SE	Secondary Electron	二次电子
BSE	Back-Scattered Electron	背散射电子
EBSD	Electron Backscatter Diffraction	电子背散射衍射
EDS	Energy Dispersive Spectrometer	能谱仪
DIC	Digital Image Correlation	数字图像相关
FIB	Focused Ion Beam	聚焦离子束
SBF	Serial Block-Face	连续块面
MSP	Metallographic Serial Polishing	金相连续抛光
PS	Photometric Stereo	光度立体
SfM	Structure from Motion	运动恢复结构
SfS	Shape from Shading	从阴影恢复结构
4Q-BSE	Four-Quadrant Back-Scattered Electron	四象限背散射电子
ZNCC	Zero-Normalized Cross-Correlation	零均值归一化互相关
ZNSSD	Zero-Normalized Sum of Squared Differences	零均值归一化平方差
FA-GN	Forward Additive Gauss-Newton	前向加法高斯-牛顿
IC-GN	Inverse Compositional Gauss-Newton	反向组合高斯-牛顿
IDIC	Integrated DIC	集成数字图像相关
CNN	Convolutional Neural Network	卷积神经网络
MVS	Multi-View Stereo	多视图立体
ICP	Iterative Closest Point	迭代最近点
RANSAC	Random Sample Consensus	随机采样一致性
FPFH	Fast Point Feature Histograms	快速点特征直方图
SSR	Single-Scale Reconstruction	单尺度重建

英文缩写	英文全称	中文全称
MSR	Multi-Scale Reconstruction	多尺度重建
RMSE	Root Mean Square Error	均方根误差
MAE	Mean Absolute Error	平均绝对误差
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio	峰值信噪比
SSIM	Structural Similarity	结构相似性
FID	Fréchet Inception Distance	弗雷歇起始距离
LPIPS	Learned Perceptual Image Patch Similarity	学习感知图像块相似度
ROI	Region of Interest	感兴趣区域
HFW	Horizontal Field Width	水平视场宽度
GT	Ground Truth	真值
DL-DIC	Deep Learning-based Digital Image Correlation	基于深度学习的数字图像相关
KD	Knowledge Distillation	知识蒸馏
CPFE	Crystal Plasticity Finite Element	晶体塑性有限元
RG-DIC	Reliability-Guided Digital Image Correlation	可靠性引导数字图像相关
PLS	Polynomial Least Squares	局部多项式最小二乘
WLI	White Light Interferometer	白光干涉仪
E-DIC	Electronic Digital Image Correlation	电子数字图像相关
NWS	New Ni-based Wrought Superalloy	新型镍基变形高温合金
HSS	Horizontal Stripe Suppression	水平条纹抑制
GUI	Graphical User Interface	图形用户界面

目录

致谢 I

摘要 III

Abstract V

缩略词表 IX

目录 XI

图目录 XV

表目录 XVII

1 绪论 1

1.1 研究背景与意义 1

1.1.1 高端装备关键材料的极端服役挑战 1

1.1.2 原位 SEM 表征技术的发展与三维信息缺失的挑战 2

1.2 SEM 三维重建技术研究现状 5

1.2.1 基于单视角图像的三维表面重建 5

1.2.2 基于多视角图像的三维表面重建 11

1.3 微观变形测量技术研究现状 15

1.3.1 数字图像相关方法的原理与发展 15

1.3.2 扫描电镜下的变形测量实施与应用现状 16

1.3.3 深度学习辅助的特征匹配与初值估计 21

1.4 本文主要研究内容与结构安排 23

2 基于改进光度立体视觉的原位 SEM 三维重建方法 27

2.1 引言 27

2.2 原位实验系统与数据采集流程 28

2.2.1 系统构成与逐通道采集方式 29

2.2.2 成像与加载参数的记录要求 30

2.2.3 数据组织与跨时刻对齐 31

2.3 SEM 表面梯度场计算模型 31

2.3.1 四象限 BSE 成像机理与线性近似 31

2.3.2 标定与预处理流程 33
2.3.3 复杂形貌下的局限性与误差累积 34
2.4 基于三次补偿的梯度修正算法 35
2.4.1 三次非线性补偿项构建 35
2.5 抗噪型多尺度金字塔重建策略 37
2.5.1 全局最小二乘积分模型与低频漂移问题 37
2.5.2 多尺度金字塔与残差传播框架 37
2.5.3 正则化最小二乘求解与实现 39
2.5.4 参数设置与工程实现要点 40
2.6 算法精度验证与应用 41
2.6.1 标准试样精度验证 41
2.6.2 Inconel 718 原位拉伸中的跨尺度三维形貌演化表征 43
2.6.3 原位 SEM 三维重建软件系统开发 47
2.7 本章小结 48
3 面向 DIC 测量的 SEM 扫描振动伪影去除方法 49
3.1 引言 49
3.2 扫描振动伪影分析与数据集构建 50
3.2.1 SEM 扫描成像中的时空耦合退化机理 51
3.2.2 基于真实物理激振数据集的构建 52
3.3 基于 Swin Transformer 的图像复原网络 54
3.3.1 网络总体架构设计 54
3.3.2 基于知识蒸馏的轻量化设计 55
3.3.3 物理驱动的复合损失函数 56
3.3.4 训练算法与实现细节 56
3.4 大视场图像的重叠分块推理策略 57
3.4.1 分块投影与边界约束模型 58
3.4.2 全局加权融合与归一化 59
3.5 实验验证与分析 60
3.5.1 评价指标 60

3.5.2 超参数消融实验分析 61
3.5.3 综合性能评估与对比 62
3.5.4 大视场全景复原效果 64
3.5.5 软件系统集成与交互界面开发 64
3.6 本章小结 66
4 物理驱动与深度学习融合的 E-DIC 及三维变形测量方法 67
4.1 引言 67
4.2 物理驱动深度特征引导的面内大变形 DIC 计算方法 69
4.2.1 面向真实物理变形的混合数据集构建与网络微调 70
4.2.2 基于深度特征检测与匹配的高置信度种子点提取 74
4.2.3 稀疏扩散与 GPU 并行加速的全场位移计算 76
4.3 融合原位三维形貌的离面位移与应变计算方法 80
4.3.1 二维位移与三维高度场的耦合映射 80
4.3.2 基于局部最小二乘的全场应变计算 81
4.4 实验验证与误差分析 82
4.4.1 基于谐波变形场的基准插值与应变精度验证 82
4.4.2 微观三维形貌重构精度验证 85
4.4.3 离面位移交互式测量与应变积分守恒验证 87
4.5 高温合金原位拉伸应用与 E-DIC 工程软件开发 89
4.5.1 原位大变形全场演化测量与算法鲁棒性对比 89
4.5.2 增量式离面位移场的时空演化与物理机制分析 92
4.5.3 E-DIC 2D 与 E-DIC 3D 一体化工程软件系统 94
4.6 本章小结 96
5 基于三维模型重叠分析的断裂机理反演方法 97
5.1 引言 97
5.2 断口三维模型获取与处理算法 98
5.2.1 高景深断口点云获取与预处理 98
5.2.2 基于清晰度评估的断口三维模型尺度标定 99
5.3 三维模型重叠分析方法 101

5.3.1 多表面立体观察与模型验证 101
5.3.2 断口模型精度验证 102
5.3.3 断裂过程逆向推演的实现流程 103
5.4 断裂过程逆向推演应用验证 104
5.4.1 高温合金内部损伤先于表面萌生的揭示 104
5.4.2 方法在不同截面形状试样中的普适性验证 105
5.5 本章小结 109
6 总结与展望 111
6.1 全文总结 111
6.2 研究展望 113
参考文献 115
作者简历及在学期间主要研究成果 127
作者简介 127
在学期间主要研究成果 127

图目录

图 1.1 扫描电子显微镜（SEM）成像原理示意图[23] 3
图 1.2 微观滑移变形的二维投影误差示意图 3
图 1.3 四象限 BSE 探测系统示意图[23] 6
图 1.4 四象限 BSE 几何布局示意图[41] 7
图 1.5 四象限 BSE 采集与三维成像示例 8
图 1.6 六种样品的重建地形图 9
图 1.7 家猪关节软骨三维成像示例 9
图 1.8 改进 BSE 探测器布置与重建示例 10
图 1.9 运动恢复结构流程 12
图 1.10 多视角采集策略示意 13
图 1.11 多视角三维重建示例 14
图 1.12 三维化学映射示例 14
图 1.13 本文研究内容与逻辑架构图 24
图 2.1 原位 SEM 三维重建总体框架 28
图 2.2 原位拉伸与 4Q-BSE 逐通道采集 29
图 2.3 梯度分解示例 36
图 2.4 标准试样验证结果与剖面对比 42
图 2.5 原位拉伸试样尺寸 44
图 2.6 三维形貌演化与力学响应关联 44
图 2.7 形貌演化与应变分布对照 45
图 2.8 滑移迹线的亚微米三维表征 45
图 2.9 大视场多晶协同变形三维表征 46
图 2.10 原位 SEM 三维重建软件界面 47
图 3.1 振动伪影示例 53
图 3.2 SwinIR-KD 网络架构 54
图 3.3 大视场图像分层处理策略 58
图 3.4 图像复原效果对比 63
图 3.5 全尺寸图像复原结果 65
图 3.6 SEM 图像振动条纹去除软件界面 65

图 4.1 物理驱动与深度学习融合的 E-DIC 及三维变形测量方法总体框架 68
图 4.2 二维全场位移计算演化流程 69
图 4.3 基于特征匹配的 EBSD/SE 数据预处理与有效子集提取 72
图 4.4 基于晶体塑性有限元的变形模拟与数据增强（化学腐蚀散斑） 73
图 4.5 基于晶体塑性有限元的变形模拟与数据增强（磁控溅射散斑） 73
图 4.6 基于微调深度网络与局部精修的种子点提取结果 77
图 4.7 GPU 连续批处理与局部参数重启修补流程 79
图 4.8 二维面内位移与三维高度场的拉格朗日耦合映射示意图 81
图 4.9 Harmonic 场计算结果与稀疏步长消融分析 85
图 4.10 Inconel 718 高温合金原位拉伸实验力-位移曲线 86
图 4.11 基于 4Q-BSE 重建与 WLI 测量的滑移迹线高度剖面对比 87
图 4.12 原位拉伸 290 μm 阶段离面位移（W 场）定量分析界面 88
图 4.13 基于原位数据的应变积分守恒验证 89
图 4.14 E-DIC、Ncorr 与 VIC-2D 在不同变形阶段的 E_{xx} 应变场对比 91
图 4.15 E-DIC 与 VIC-2D 在大变形阶段的 E_{xx} 应变场对比 91
图 4.16 原位拉伸过程增量式离面位移场演化 93
图 4.17 E-DIC 2D 软件全场应变计算与可视化模块界面 95
图 4.18 E-DIC 3D 软件二维与三维位移场耦合计算模块界面 95
图 5.1 断裂过程反演总体流程 98
图 5.2 断口多视角 SEM 图像采集 99
图 5.3 基于清晰度评估的尺度标定 101
图 5.4 断口模型配准后的多表面立体观察 102
图 5.5 三维模型重叠分析方法 104
图 5.6 不同温度下的断裂过程推演结果 105
图 5.7 早期开裂区域的缺陷对照分析 106
图 5.8 高温原位拉伸过程中的表面裂纹形貌 106
图 5.9 离位圆截面拉伸试样尺寸 107
图 5.10 推演结果与原位观测一致性验证 108
图 5.11 圆截面试样的普适性验证 108

表目录

表 1.1　二次电子（SE）与背散射电子（BSE）信号特性对比 4
表 1.2　单视角与多视角表面重建对比 5
表 1.3　常用原位 SEM 散斑制备方法对比 17
表 2.1　原位 4Q-BSE 采集元信息的记录项 31
表 2.2　关键参数的含义与选取 40
表 2.3　重建精度指标对比 43
表 2.4　Inconel 718 合金的化学成分 43
表 3.1　不同 HSS Loss 权重 λ 下的消融实验结果 61
表 3.2　不同通道数 C 下 SwinIR-KD 的性能与效率对比 62
表 3.3　不同蒸馏权重 α 对模型性能的影响 62
表 3.4　SwinIR 与 SwinIR-KD 在测试集上的综合性能与效率对比 63
表 3.5　全尺寸 SEM 图像上的复原性能与推理时间对比 64
表 4.1　Harmonic 理论变形场位移与应变计算精度对比 83
表 4.2　多核稀疏扩散与 GPU 精修消融分析 84
表 5.1　NWS 合金的化学成分 107

1 绪论

1.1 研究背景与意义

1.1.1 高端装备关键材料的极端服役挑战

航空发动机等高端装备性能的持续提升，对关键部件与材料在耐受更高服役温度、适应更复杂载荷谱以及满足更长寿命等方面提出了更为严苛的要求。围绕推重比、可靠性与维护成本的持续竞争，各国长期投入关键材料与制造能力建设，核心目标是让关键部件在极端工况下保持可预测、可验证的寿命裕度[1]。

在此背景下，我国将高端装备与关键基础材料的自主可控及性能跃升置于国家战略的突出位置。在制造强国战略与“十四五”发展规划的指引下，“可靠服役”已从单纯的工程要求进一步落实为贯穿材料研发与结构设计全周期的关键约束[2-5]。对高温热端构件而言，材料不仅需满足基本功能要求，更需在极端工况下表现出优异的长期稳定性与可靠性。以航空发动机为例，热端部件的极端服役工况要求材料兼具卓越的高温强度、长期的组织稳定性以及优异的损伤容限[1,6-7]。在长期高温、高压及复杂热力耦合载荷的作用下，涡轮盘、叶片与燃烧室等热端部件往往面临蠕变、疲劳、热机械疲劳以及环境损伤等多重机制的耦合失效风险，这直接制约了装备的服役寿命与安全裕度[6,8-12]。为了深刻阐明寿命问题，必须深入探究材料在真实服役条件下的变形与损伤演化过程。

高温合金作为航空航天与能源动力领域的核心基石，其承温极限与力学稳定性直接决定了热端部件的服役安全。在众多高温合金体系中，镍基高温合金凭借其独特的γ/γ'两相沉淀强化结构，在高温、高压及复杂应力环境下展现出无可替代的综合性能，因而被广泛应用于制造先进航空发动机的涡轮叶片与涡轮盘等关键部件[8]。研究指出，该类合金的宏观力学响应与其多尺度微观组织特征存在强耦合关系：从微观尺度的γ'相形貌、尺寸及分布，到介观尺度的晶界特征与碳化物演化，每一个微观结构单元的变异都深刻影响着材料的变形模式与损伤累积路径[13]。特别是在长期高温服役过程中，微观组织的不稳定性（如γ'相的定向筏化、拓扑密堆相的有害析出等）往往成为性能退化的诱因，最终导致灾难性失效的发生。

然而，在日益苛刻的服役环境下，镍基高温合金部件往往要承受复杂的载荷循环。

在这种条件下，材料的失效不再是简单的单一因素导致，而是多物理场耦合作用的结果。材料裂纹通常起源于表面的微观缺陷（如气孔、夹杂物）或组织不均匀区域（如晶界、滑移带）[14-15]。特别是对于激光增材制造的新型镍基高温合金，其独特的非平衡凝固过程会产生细晶结构、元素偏析甚至微裂纹等特征，使得裂纹的萌生与扩展行为更加复杂，表现出极强的各向异性和组织敏感性。这给裂纹控制带来了新的挑战[16]。传统的力学实验虽然能给出材料的宏观失效寿命，但难以捕捉微观尺度下损伤的瞬间演化过程，也就无法真正揭示裂纹最早是如何产生的。因此，我们需要发展高分辨率的原位表征技术，在微观尺度下实时观测并量化材料的变形与损伤过程。这对于深入理解失效机理、优化合金成分及工艺设计至关重要。

1.1.2 原位 SEM 表征技术的发展与三维信息缺失的挑战

扫描电子显微镜（Scanning Electron Microscope，SEM）凭借高空间分辨率、大景深等成像优势，广泛应用于材料学领域的微观表征。其大样品腔室允许集成电子背散射衍射（Electron Backscatter Diffraction，EBSD）、能谱仪（Energy Dispersive Spectrometer，EDS）以及原位力学测试设备等。借助原位加载与多尺度信号采集，同一视场内可以同时得到形貌演化、晶体学取向以及位移/应变等定量结果，从而将裂纹萌生与早期扩展置于其对应的微观组织环境中进行讨论[11,17-19]。近年来，原位 SEM 技术在高温力学行为研究中取得了显著进展，Sang 等人利用原位 SEM 研究了温度对 Inconel 718 拉伸行为的影响，发现随着温度从室温升高至 750°C，微裂纹的萌生与扩展模式由穿晶主导逐渐转变为沿晶特征[20]；Chen 等人则进一步借助该技术揭示了高温合金在拉伸过程中相邻晶粒间的滑移传递机制[21]。此外，在疲劳失效机制方面，Andersson 等人通过原位 SEM 实时观测了 Inconel 718 疲劳裂纹的微观扩展行为，揭示了局部微观组织对裂纹偏折的诱导作用[22]。

SEM 的成像原理如示意图 1.1所示，其基于电子束与样品表面相互作用，激发二次电子（Secondary Electron，SE）、背散射电子（Back-Scattered Electron，BSE）等物理信号，并通过探测器捕获这些信号生成图像。由于成像机制的特性，SEM 图像仅为散射电子强度的二维映射，而非样品表面的真实高度图。尽管图像呈现一定立体感，其本质仍不含定量三维信息。因此，将 SEM 图像与真实几何形状对比时，需谨慎解释结果并充分考虑其局限性。例如，裂纹在空间上的扭曲与偏折、滑移带造成的表面台阶高度以

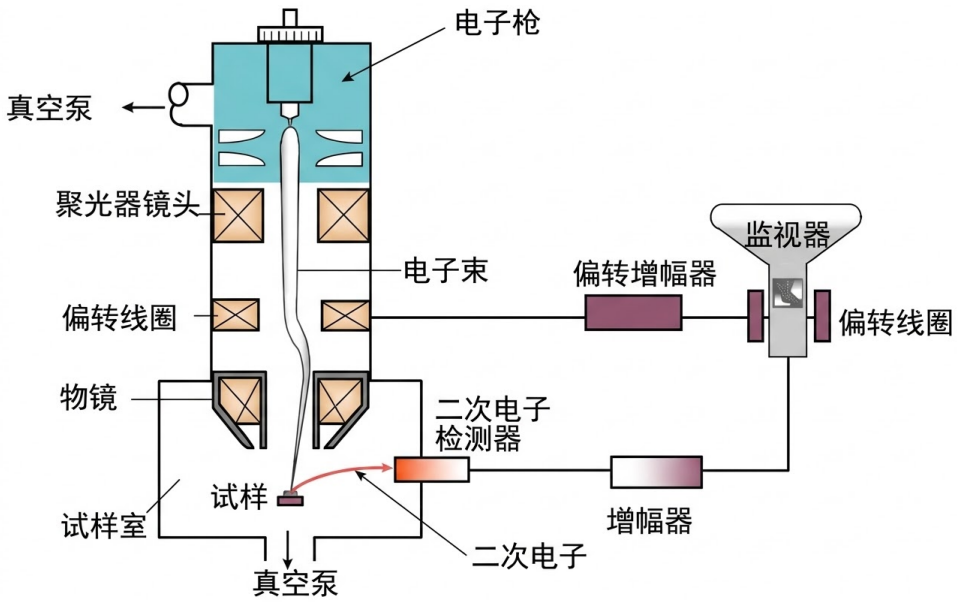


图 1.1 扫描电子显微镜（SEM）成像原理示意图[23]

及微孔洞的真实深度等特征，本质上都是三维的。以滑移迹线为例，真实的微观滑移往往表现为沿特定晶面滑移形成的三维表面台阶。当使用传统二维 SEM 图像对这些滑移特征进行定量测量时，实际上获取的是三维变形路径在二维成像平面上的正交投影。从图 1.2的几何关系示意图中可以看出，真实的三维滑移台阶路径长度（L_{3D}）与其在二维图像上的水平投影长度（L_{2D}）存在显著差异。忽略这种离面高度的起伏，必然会导致对真实局部变形程度的严重低估。若仅依靠二维图像进行此类测量，很难获得稳定且可重复的结果。这种深度信息的缺失，会直接导致裂纹尖端张开位移、局部应变集中等关键力学参数的计算出现系统性偏差[24]。

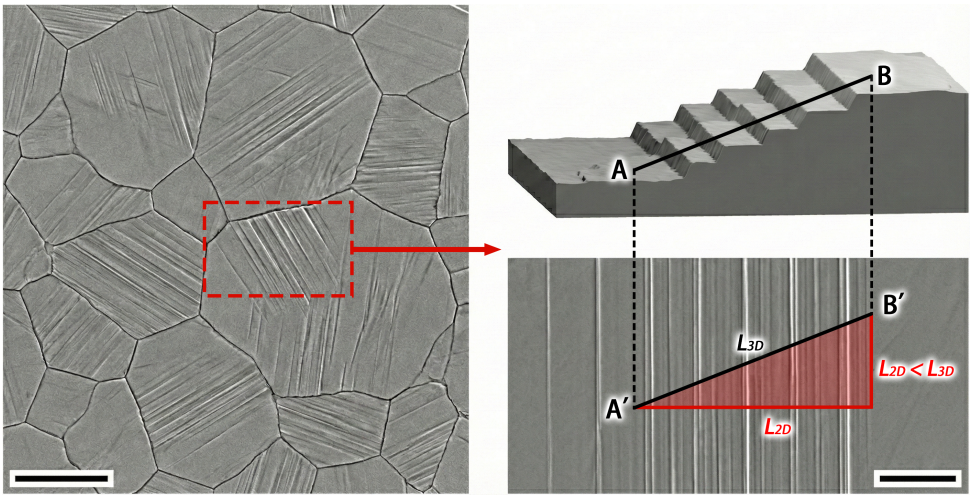


图 1.2 微观滑移变形的二维投影误差示意图

为突破二维成像的局限，获取微观三维形貌，研究者发展了多种三维重建技术。其中，连续块面（Serial Block-Face，SBF）[25]、金相连续抛光（Metallographic Serial Polishing，MSP）[26]和聚焦离子束（Focused Ion Beam，FIB）[27]等有损层析方法通过逐层移除材料表面获取内部信息，虽精度较高但过程不可逆，无法应用于需要连续观测的原位实验。相比之下，基于二维图像的无损三维重建技术能够在不破坏样品的前提下恢复表面形貌，是实现原位三维变形测量的关键途径。

无损重建依赖于对电子图像衬度的精确解读，而这直接取决于成像信号的物理机制。SEM 主要利用 SE 和 BSE 成像，两者在产生机理与成像特性上存在显著差异：

- **SE**：由入射电子与样品原子外层电子非弹性散射激发，能量低（< 50 eV），仅能从极浅表层（5～10 nm）逸出。SE 信号对表面微观起伏敏感，呈现清晰的边缘效应（尖端放电），常用于描绘表面高频纹理细节。
- **BSE**：由入射电子与原子核弹性散射反弹形成，能量高，逸出深度大（可达微米级）。BSE 产额与原子序数（Z）正相关（即成分衬度，重元素区域更亮），且对表面局部倾角高度敏感。利用分割式探测器（如四象限背散射电子（Four-Quadrant Back-Scattered Electron, 4Q-BSE）或固态二极管探测器）可捕捉不同方向的 BSE 分量，产生显著的阴影衬度，适合反演表面梯度。

表 1.1总结了 SE 与 BSE 信号的主要特性及其在三维重建策略中的对应关系。SE 的高频纹理特性使其适用于基于特征匹配的多视角几何重建；而 BSE 的阴影与梯度敏感性，使其成为单视角光度立体重建的理想信号源。

表 1.1 二次电子（SE）与背散射电子（BSE）信号特性对比

特性维度	二次电子 (SE)	背散射电子 (BSE)
产生机制	非弹性散射（外层电子激发）	弹性散射（原子核库仑场偏转）
信号能量	低能 (< 50 eV)	高能 (接近入射束能量 E_0)
逸出深度	极浅表层 (5～10 nm)	亚表面层 (0.1～1 μm，与 E_0 有关)
空间分辨率	高 (纳米级，反映表面细节)	中 (受横向扩散影响，反映整体形貌)
主要衬度	形貌衬度（边缘效应）、电位衬度	成分衬度（与原子序数 Z 相关）、形貌衬度（阴影效应）
探测器特性	旁置式（Everhart-Thornley Detector, ETD）或透镜内（In-lens），施加偏压吸聚电子，广角收集，方向选择性弱	分割式（4Q-BSE/固态探测器），直线传播，具有强方向选择性
适用策略	多视角几何重建（基于特征匹配）	单视角光度立体重建（基于梯度反演）

基于上述成像特性，无损三维重建技术主要形成了基于多视角几何（主要利用 SE

图像的表面纹理信息）和基于单视角光度立体（主要利用 BSE 图像的阴影信息）两大技术路线。下一节将对这两类重建技术的研究现状进行详细综述。

1.2 SEM 三维重建技术研究现状

基于前述的三维形貌获取需求，研究者发展了多种 SEM 三维重建技术。破坏性层析方法（如 SBF-SEM、MSP 与 FIB-SEM）能够获取内部体数据，但实验代价高且不可逆[23]；相对地，基于二维 SEM 图像的无损三维重建可在不破坏样品的前提下恢复表面高度场，更适用于原位力学观测场景[28]。

从数据获取策略来看，现有的 SEM 表面无损重建方法主要分为两条路线：单视角（Single-view）方法通过分割式探测器在同一视场下获得多通道电子信号，进而估计表面梯度；多视角（Multi-view）方法则通过倾转或旋转样品台获取不同角度的图像，利用摄影测量原理进行三维建模[28-30]。两者的主要特征对比见表 1.2。

表 1.2 单视角与多视角 SEM 无损表面重建方法对比

特性	单视角重建	多视角重建
重建原理	光度立体法[31-34]	运动恢复结构[28]
探测器配置	多个探测器同时接收电子信号	单个探测器通过旋转与倾转样品台接收多角度信号
图像采集数量	与探测器数量相同（通常为 4 幅）	与表面形貌复杂度以及所需重建范围有关（通常多于 20 幅）[35-36]
图像采集时间	较短，可原位采集	较长，仅离位操作
重建范围	限于单一视角表面	通过多图像扩展范围（范围由探测器位置及样品台最大倾转角度决定）
图像对齐（匹配）	无需对齐 (无需进行图像匹配)	需要对齐（需要检测图像特征点进行匹配以及探测器位置估计）
适用样品	光滑均匀表面	粗糙或具纹理表面

1.2.1 基于单视角图像的三维表面重建

单视角路线的基本思想是：在样品姿态以及样品台角度不变的条件下，利用分割式探测器在相同扫描参数下获得多通道电子信号，将其作为具有方向性的光照观测，进而估计表面法向与梯度并恢复高度场[23,31]。该路线避免了样品台运动与跨视角配准，对连续时序采集更友好；但其重建质量更容易受到电子散射物理、通道增益一致性、遮挡阴影与积分误差传播的影响[23]。现有研究主要围绕“观测模型—标定—鲁棒梯度估计—全局积分”四个环节展开。

从方法论角度看，单视角重建可被视为 SEM 环境下的光度立体：多通道强度等效为多方向照明/观测下对同一表面的响应，反演目标可设定为法向场、坡度场或直接的高度场。经典的从阴影恢复结构（Shape from Shading, SfS）方法尝试从单幅图像恢复形状，但受限于光照条件和表面反射特性的复杂性，往往难以获得唯一解[37-38]。光度立体法通过引入多光源（在 SEM 中对应多探测器）约束，显著提高了重建的鲁棒性。Basri 等人提出了针对未知光源和阴影的光度立体方法，为非理想条件下的形貌恢复提供了理论基础[39]。Ikehata 等人进一步引入稀疏回归方法，有效处理了高光和阴影带来的异常值问题[40]。

为了更直观地理解其工作原理，图 1.3给出了 4Q-BSE 探测系统的典型结构示意：四象限在空间上呈近似对称分布。图 1.4则展示了极坐标下探测器的几何形状与角域划分，这决定了其对不同坡向的灵敏度分布。

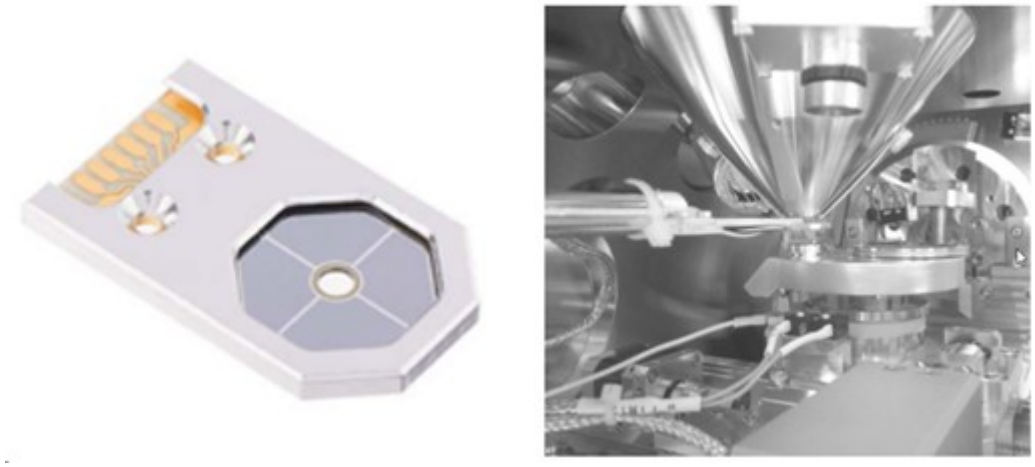


图 1.3 四象限 BSE 探测系统示意图[23]

以 4Q-BSE 为例，常将左右/上下象限强度组合为归一化差分信号，并与表面坡度建立标定关系：

$$r_{AB}=\frac{I_A-I_B}{I_A+I_B},\quad r_{CD}=\frac{I_C-I_D}{I_C+I_D},\quad \frac{\partial z}{\partial x}=kr_{AB},\quad \frac{\partial z}{\partial y}=kr_{CD} \tag{1-1}$$

其中 I_A, I_B, I_C, I_D 为 4Q-BSE 四象限信号；p, q 分别为表面沿水平（X）和垂直（Y）方向的偏导数（即高度梯度，其中 $p=\partial z/\partial x, q=\partial z/\partial y$）；$k$ 为由系统几何与电子学增益共同决定的常数。需要指出的是，BSE 强度不仅与出射角相关，还会受局部成分、原子序数对比、表面荷电与束流漂移等多种因素影响，因而 SEM 场景中的“强度—梯度”关系往往偏离光学成像的理想假设，实际应用需要在模型选择、信号归一化、阴影检测

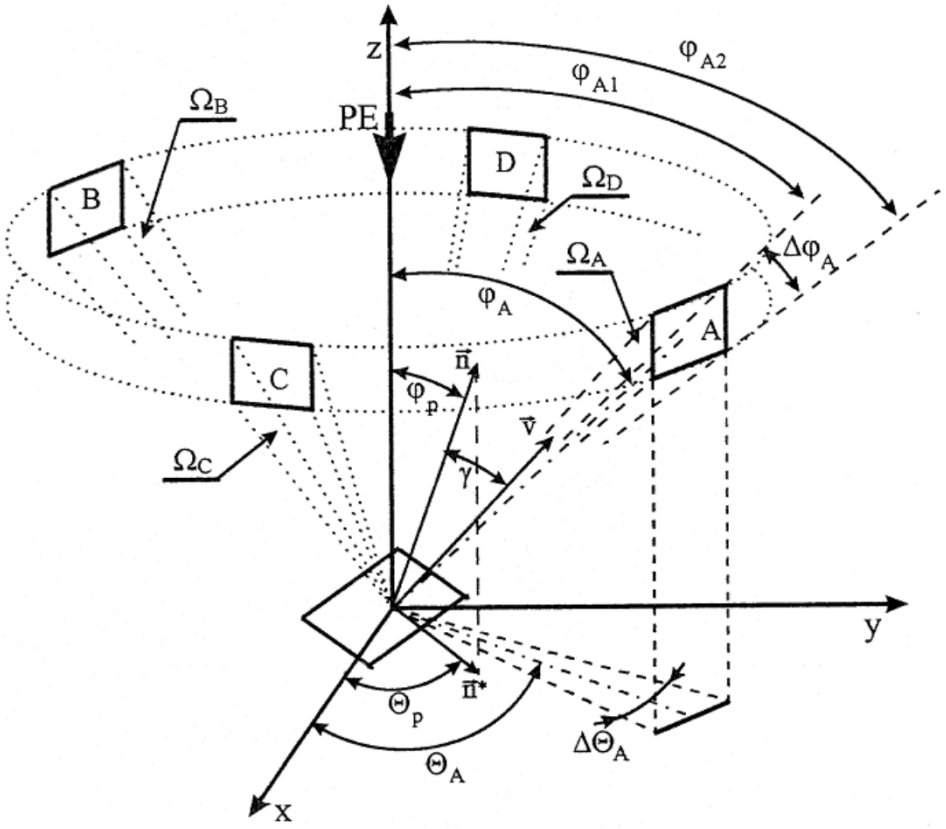


图 1.4 四象限 BSE 几何布局示意图[41]

与鲁棒估计之间取得平衡[23,31,42-43]。

围绕这一类“多通道强度 → 坡度/法向 → 高度”的反演链条，研究改进通常集中在三个环节：通道一致性与归一化、遮挡阴影下的鲁棒坡度估计、积分阶段的全局一致性约束。首先，通过对多探测器信号进行增益与偏置校正、噪声抑制以及归一化差分，可获得对坡向变化更敏感且对整体亮度漂移更稳健的观测量；面向原位时序实验，常需要在实验前标定，或在重建过程中联合估计增益与阴影掩膜以维持跨时刻稳定[44-46]。其次，在深沟槽、裂纹与陡坡附近，自遮挡与各向异性阴影会导致象限信号非对称衰减，使差分比值产生非线性放大，需要通过阴影检测、阈值修正或鲁棒回归抑制异常观测对坡度场的破坏[44-45]。最后，积分阶段决定高度场的全局一致性与误差传播方式，常在全局最小二乘框架中引入正则化/先验以抑制低频漂移并保持局部细节[47-48]。同时，材料样品的 BSE 强度还会受到原子序数对比、相组成差异、荷电效应与束流漂移影响，材料对比若被误解释为形貌起伏将形成系统偏差，因此也有工作通过分解与约束实现一定程度的“形貌分量—材料分量”解耦[47,49]。

图 1.5 展示了四象限背散射电子（4Q-BSE）成像及三维重建的一个典型实例。其中，

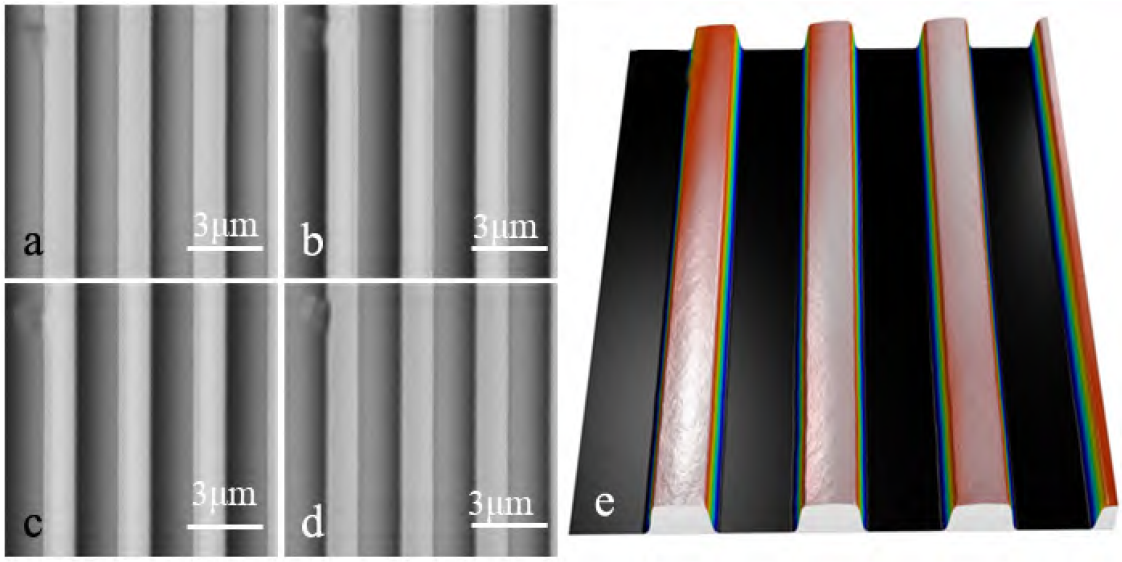


图 1.5 四象限背散射电子（4Q-BSE）采集图像与三维成像示例[50]

(a)-(d) 分别对应四个象限探测器采集的背散射电子图像，(e) 为基于这些图像重建得到的三维高度场渲染图。从图中可以看出，四幅象限图像在同一结构处呈现出成对的亮度差异：当局部表面朝向某一象限的有效出射方向时，对应象限的信号更强，反向象限更弱。基于此类差分信息得到的坡度场具有明显的方向选择性，能够在不改变样品姿态的前提下重建出起伏形貌的主导趋势；但在沟槽、裂纹等强遮挡位置，象限信号可能出现非对称衰减，使差分比值发生非线性放大，因此实际应用中往往需要配合阴影检测与鲁棒估计以避免局部误差在积分阶段扩散[45]。

分割探测器的几何结构决定了各象限对不同坡向的灵敏度分布，也决定了差分信号的条件数与噪声放大程度。实际工程中仍会存在增益、偏置与几何装调误差，这些非理想因素会直接影响差分归一化的零点与尺度，从而引入系统性伪坡度[23]。

从系统结构看，工作距离变化会改变探测器的固有接收角域与信号幅值分布；若几何中心偏移或象限间增益不一致，则差分归一化的“零坡度对应零信号”条件不再成立，进而在平坦区域引入基线偏置。对于时序观测而言，即便样品形貌保持不变，若束流、探测器响应或工作距离随时间缓慢漂移，也会在差分信号中形成伪坡度并在高度积分后表现为整体倾斜或低频翘曲[51]。

坡度反演的有效“观测方向”并非理想的点方向，而是由接收角域决定的加权平均结果。当几何对称性被破坏，或因表面强各向异性散射与遮挡导致部分角域被截断时，象限间的响应会出现与纯几何坡度不一致的偏移，从而使差分信号与坡度之间的线性近

似失效。因此，工程实现中常将几何装调误差、增益差异与接收角域变化吸收到标定参数中，并通过重复标定/在线校正降低长期漂移对重建一致性的影响[23,45]。

单视角光度立体法也在不同对象与应用任务上不断扩展：Neggers 等提出基于主成分分析的模态分解方法，将探测器数量与方法测定融入算法并省去标定步骤，其在多类样品上的重建结果如图 1.6所示[47]；此外，多探测器方案也被用于湿生物样品的表面三维成像，如图 1.7所示的家猪关节软骨表面结构重建示例[23]。

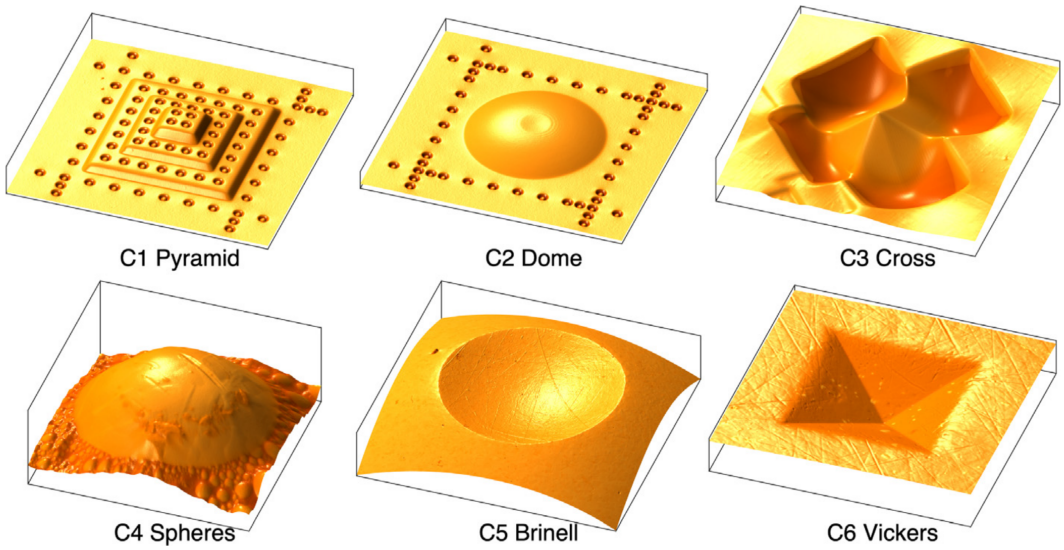


图 1.6 六种样品的重建地形图示例[47]

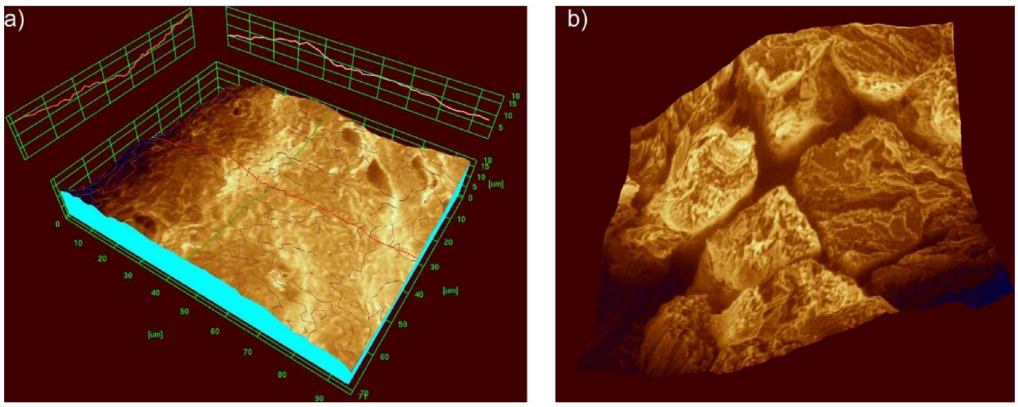


图 1.7 家猪关节软骨表面三维成像示例[52]

在常用的小坡度近似下，差分归一化信号可与表面梯度建立近线性关系，从而得到坡度场并经积分获得高度场。为提高坡度估计的可重复性，研究通常从以下两条线索并行推进：

（1）标定与通道归一：通过平面样本或已知几何样本对增益/偏置与比例系数进行

标定，以降低几何装调与电子学差异对差分信号的影响；

（2）阴影/遮挡检测与鲁棒估计：在深沟槽、陡坡与裂纹附近，遮挡会导致某些象限信号显著衰减，使得差分比值出现非线性放大并诱发系统性高估，需要通过阴影掩膜、阈值触发修正或迭代鲁棒回归等策略抑制异常观测对坡度场的破坏[44-45]。

图 1.8以具有尖锐棱边的金字塔结构为例，展示了探测器布置优化对高斜率区域重建质量的影响。此类样品的边缘处既存在快速坡度变化，又容易出现局部遮挡与信号饱和，因此可作为检验“灵敏度—鲁棒性”权衡的典型算例：通过改善方向响应与信噪比，可降低坡度估计中由噪声与遮挡触发的异常值密度，从而减少积分阶段产生的条纹、漂移与边缘翘曲[46]。

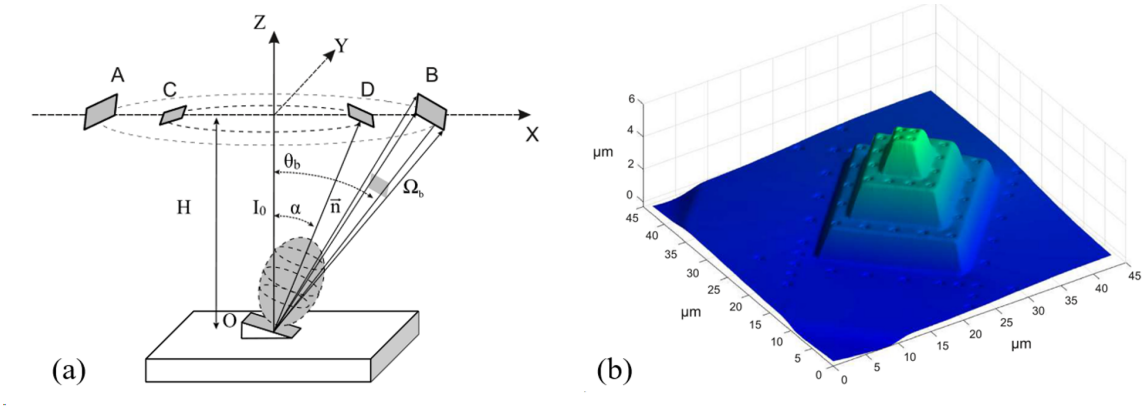


图 1.8 改进 BSE 探测器布置与金字塔样品三维重建示例[46]

除光度立体路线外，早期工作也尝试将体视测量与形状恢复思想引入 SEM 三维重建，并与阴影建模结合以提升重建能力[53]。另一方面，成像参数对重建质量的影响同样不可忽视：放大倍率、加速电压与工作距离等因素会改变信号对比度与几何畸变特性，进而影响三维重建的定量精度；针对这些因素的实验研究为工程应用中的参数选取提供了参考[54-55]。

坡度到高度的恢复本质上是一个带约束的积分问题：既要保持局部细节（如滑移台阶的突变），又要抑制噪声引发的低频漂移与全局翘曲。为此，研究者常在积分阶段引入全局最小二乘与正则化约束，以提升高度场的整体一致性与数值稳定性；也有工作利用主成分分解或变分正则化思想，将强度/材料对比分量与形貌分量在一定程度上分离，从而降低材料对比被误解释为形貌起伏的风险[47-49]。对于时序序列而言，积分误差还会在跨时刻对比中表现为基面漂移、整体倾斜变化等问题，因此“单帧重建精度”与“序列一致性维护”往往需要同时考虑。

综上，单视角方法的误差来源具有显著的“物理耦合”特征：BSE 信号除受表面倾角影响外，还会随材料原子序数、局部成分与微观形貌产生变化，且陡坡与沟槽处易出现自遮挡与各向异性阴影，从而导致坡度估计偏差并在积分中放大[23,49,56]。因此，围绕通道一致性（增益/几何对称）、阴影处理与鲁棒坡度估计、以及积分正则化与误差传播抑制的改进，构成单视角路线走向工程化定量应用的核心问题域[45,47-48]。

1.2.2 基于多视角图像的三维表面重建

多视角重建方法基于摄影测量学原理，通过旋转或倾转样品台采集一组不同视角的 SEM 图像，进而通过跨视角对应估计位姿，并借助三角测量与全局优化恢复三维点云/网格模型，随后可进行表面重建、修补与纹理映射以便于可视化与计量分析[28,30,57]。与单视角重建相比，多视角方法对电子散射强度模型的依赖更弱，形貌“可见性”也更强；当视角覆盖充分、配准稳定时，往往能获得更完整、更直观的三维模型。但该路线对视角数量、样品台的定位精度、跨视角对比度一致性以及遮挡与弱纹理条件更为敏感，误差会由“匹配—位姿—三角化—稠密化”链式传导[23,36,58-59]。

从工程实现出发，多视角重建通常遵循标准 SfM 流程。图 1.9给出了典型流程：特征提取与匹配用于建立跨视角对应，位姿估计与光束法平差用于获得全局一致的外参解，随后进行稀疏—稠密重建、网格化与后处理以得到可用于计量的表面模型[30,57,60]。

为便于理解，多视角重建的典型流程可概括为：

（1）多视角图像采集：通过旋转或倾转样品台获取足够视角覆盖的图像序列；

（2）特征提取与匹配：在图像对中识别并匹配稳定特征，以建立跨视角对应关系；

（3）位姿估计与稀疏重建：求解相机/样品台外参并生成稀疏点云；

（4）稠密重建与表面建模：由稀疏点云过渡到稠密重建并生成网格模型；

（5）后处理与纹理映射：对模型去噪、平滑与修复，并进行纹理贴图以增强可视化[30]。

在实际操作中，首先需要设计合理的视角采集策略，以保证视差充分、视角覆盖连续，并尽量避免引入新的几何遮挡盲区。图 1.10总结了旋转与倾转等常见采集方式：旋转策略可在保持工作距离基本不变的同时覆盖方位角；倾转策略可更直接地产生视差，但会改变几何投影关系并对重复定位提出更高要求[23]。

尽管多视角重建能够提供更完整的三维模型，但在显微成像条件下，其精度与可靠

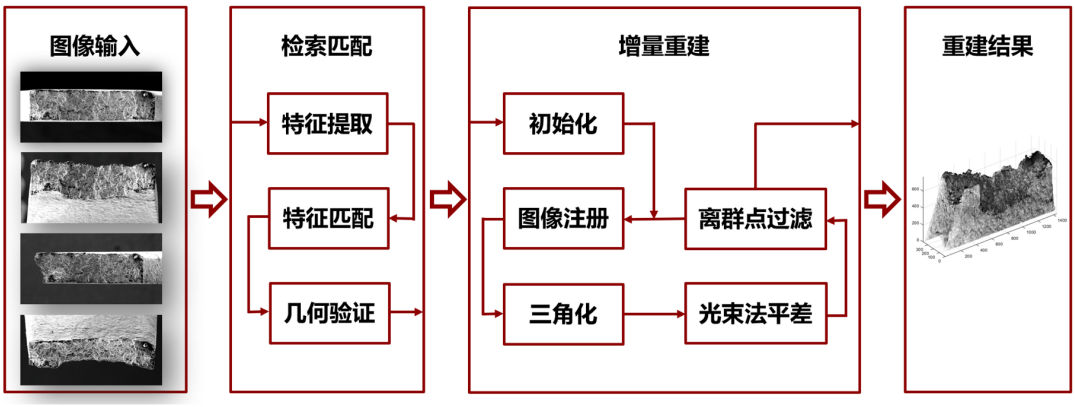


图 1.9 运动恢复结构（SfM）流程示意[23]

性面临诸多挑战，主要集中在以下方面：

（1）弱纹理与匹配鲁棒性：微观表面在高倍率下常呈现弱纹理或重复纹理，导致特征匹配不稳定。相关研究通过稀疏-稠密对应等策略改善弱纹理区域的重建质量，并常与鲁棒模型估计结合，以降低误匹配对位姿求解的破坏[61-62]。此外，也有工作借助纳米机器人操控或特殊成像组织方式（如基于极线平面的观测）增强几何约束，从而提高重建可行性[63]。

（2）误差来源与工程化问题：多视角重建不仅受视差与匹配误差影响，还会受到扫描畸变、漂移以及成像参数变化引起的几何/对比度不一致影响，这些因素将降低跨视角对齐精度并传导至三维模型[23,51,55]。Stampanoni 等人强调了高分辨率成像中精确对准的重要性，即使是微小的漂移也会显著降低重建质量[64]。

（3）学习型图像质量提升：近年来，针对 SEM 噪声与分辨率受限问题，深度学习被用于去噪与超分辨等预处理，以缓解弱纹理与噪声对后续匹配/重建的影响；在高温与低剂量成像等信噪比不足场景，该类方法也为提高可重建性提供了新的技术路径[65-68]。Fan 等人提出的基于深度学习的超分辨率方法，显著提高了低倍率 SEM 图像的清晰度，为后续的高精度三维重建奠定了基础[69]。

在实现层面，多视角重建常借助成熟的摄影测量软件或通用视觉流程完成特征匹配与稠密重建，从而降低方法落地门槛[30,57,60]。该路线已被用于亚毫米/微米尺度特征的三维建模与定量对比验证，并拓展到颗粒三维计量等任务[36,58,70]。

除 SfM 流程外，另一类经典路线是 SEM 体视测量：在已知倾转角条件下建立视差几何，并结合标定模型求解三维坐标。由于 SEM 成像常被近似为仿射投影或弱透视模型，定量化体视测量需要对成像几何与标定条件进行适配建模，相关研究也探讨了仿射

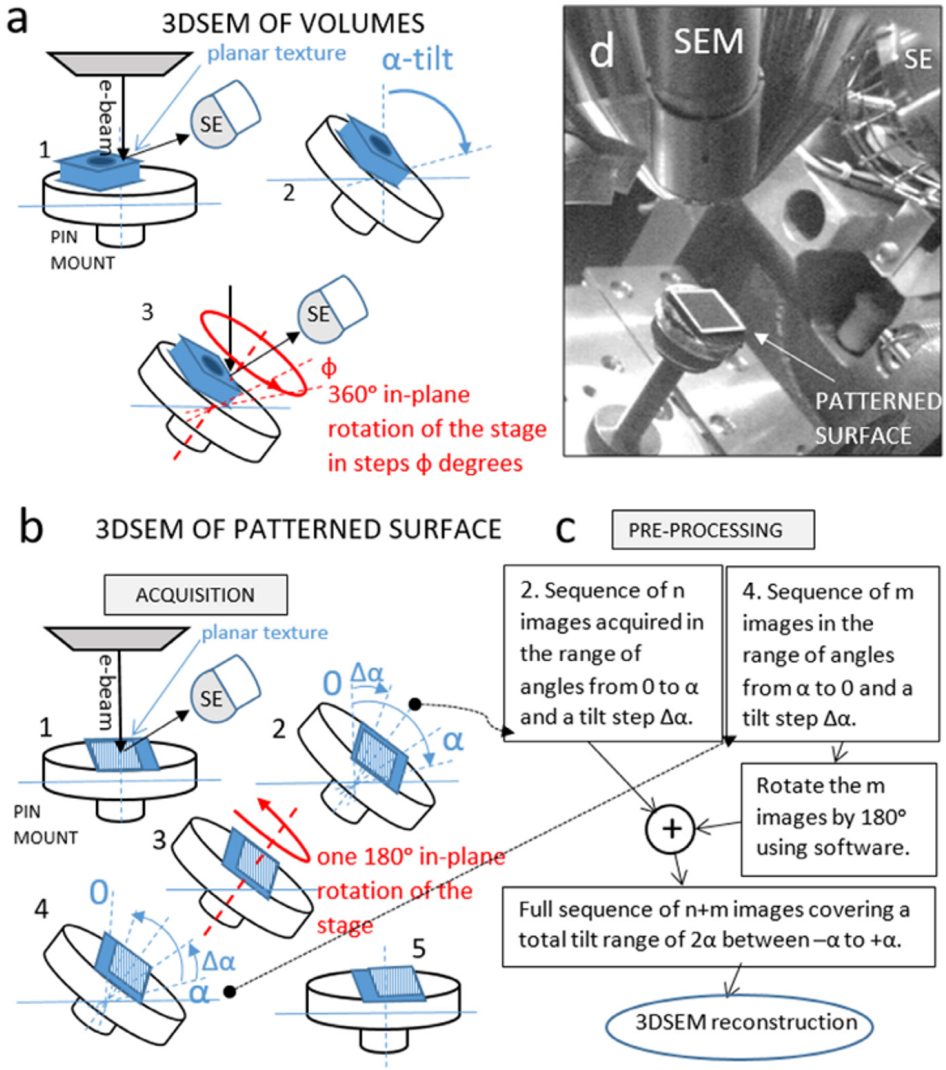


图 1.10 多视角采集策略示意[35]

相机模型以增强尺度一致性[54,71]。

多视角重建的核心难点之一在于弱纹理与重复纹理导致的匹配不稳定。针对微观样品的稀疏-稠密对应与重建框架被提出用于改善弱纹理区域的重建质量，并常与鲁棒模型估计结合以降低误匹配对位姿求解的破坏[61-62]。此外，多视角重建还会受到扫描畸变、漂移与成像参数变化引起的几何/对比度不一致影响，这些因素会降低跨视角对齐精度并传导至三维模型[23,51,55]。近年来，针对 SEM 噪声与分辨率受限问题，深度学习也被用于去噪与超分辨等预处理，以缓解弱纹理与噪声对后续匹配/重建的影响，尤其在低剂量或低信噪场景具有潜在价值[65-68]。

多视角重建在显微计量与工程应用中不断拓展：在工程表面与摩擦磨损等领域，多视角三维模型可用于粗糙度评估、表面起伏的空间统计与纹理对比分析[35,72]。以

图 1.11为例，二维 SEM 图像仅体现灰度与边缘纹理，而基于多视角序列重建得到的三维模型能够更直观地呈现表面起伏与局部几何细节，从而支持对工程表面粗糙度与加工纹理的定量评估[35]。

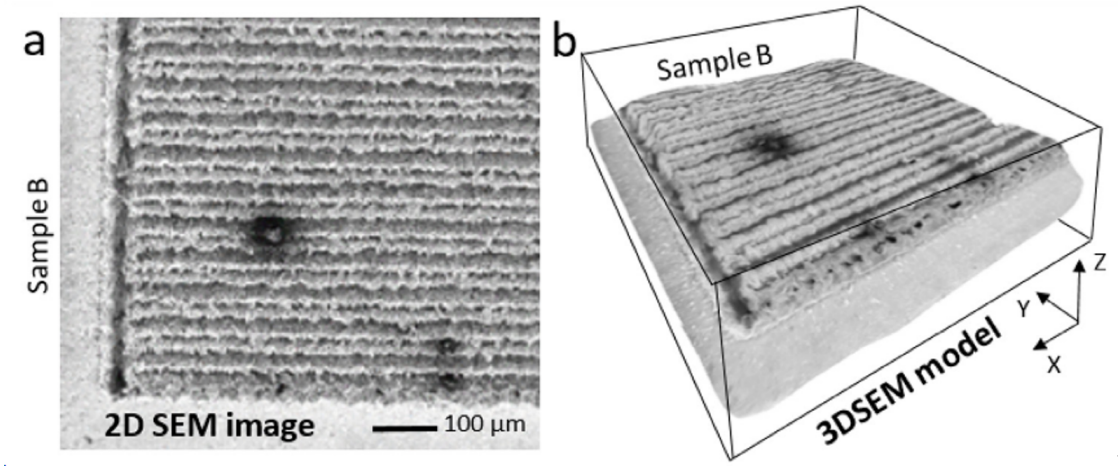


图 1.11 AISI 304L 不锈钢二维 SEM 图像及其三维重建结果示例[35]

进一步地，多视角路线也易于与能谱等信息融合：通过在摄影测量得到的三维形貌模型上叠加 EDS 等多源信息，可在非破坏条件下实现“形貌—成分”的同步可视化，为复杂表面的结构-成分关联分析提供直观表达。图 1.12给出了三维化学映射示例[73]。

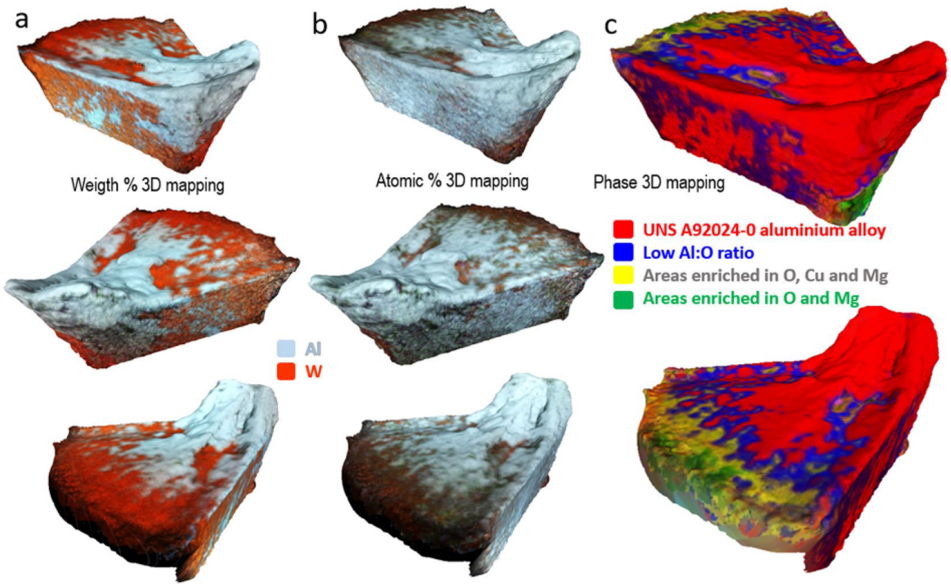


图 1.12 WC-Co 刀片表面的高分辨率三维模型与化学信息示例[73]

综上，单视角路线以分割探测器提供的方向性强度观测为基础，优势在于无需样品台运动、对视角配准不敏感，适合需要高时间分辨率或序列一致性的场景；其关键瓶颈

集中于通道一致性与强度—坡度耦合、遮挡阴影导致的非线性偏差，以及积分阶段的误差传播与低频漂移抑制[23,44-45,47-48]。多视角路线能够在视角覆盖充分时形成更直观、更完整的三维模型，并易于与通用摄影测量框架结合；但其重建质量高度依赖跨视角匹配与位姿求解，对弱纹理、遮挡变化、扫描畸变与样品台重复定位误差更为敏感，且采集成本通常更高[23,36,51,55]。

在原位加载等动态过程研究中，三维形貌获取需要同时满足“跨时刻可比性、采集效率与定量可靠性”等要求。现有研究显示，两条路线各有优势与局限：如何在复杂形貌与低信噪条件下提升坡度估计鲁棒性并抑制积分误差传播，或如何在有限视角与弱纹理条件下获得稳定配准与可靠尺度恢复，仍是推动 SEM 三维重建走向原位定量应用的关键问题[29]。

1.3 微观变形测量技术研究现状

随着对材料性能要求的日益提高，理解材料在微观尺度的变形与损伤机理已成为现代材料科学研究的核心任务之一。在宏观尺度下呈现均匀特征的变形，往往源于微观尺度下高度非均匀的滑移、孪生或相变过程。为定量表征微观力学行为，仅依赖定性显微形貌观察难以提供充分的机理证据。数字图像相关（Digital Image Correlation, DIC）技术作为一种非接触式、全场光学测量方法，通过追踪物体表面散斑特征在变形前后的位置变化，能够精确解析出全场位移与应变分布。该技术凭借其对实验环境适应性强、测量精度高及可跨尺度应用等优势，已成为连接微观显微观测与固体力学理论的重要桥梁[74-78]。

1.3.1 数字图像相关方法的原理与发展

DIC 技术的基本思想最早由 Peters 和 Ranson 等人于 20 世纪 80 年代提出[79-80]，随后由 Sutton 等人进一步完善了其理论基础与算法框架[81]。其核心原理基于“灰度守恒”假设，即认为物体表面的微小子区在变形前后保持其灰度分布特征不变。通过在变形后图像中搜索与参考图像子区相关系数最大的对应位置，即可获得该子区的位移矢量。

历经四十余年发展，DIC 算法已从早期的整像素搜索发展为现今的高精度亚像素匹配体系，其关键技术突破主要体现在相关准则的优化与亚像素寻优算法的革新两个方

面：

（1）抗光照干扰的相关准则

在实际实验中，光源波动、增益漂移等因素会导致图像灰度发生非线性变化，从而破坏传统的灰度守恒假设。早期的互相关或平方差准则对此类干扰极为敏感。为了提高测量的鲁棒性，Tong 等人引入了统计学中的相关系数概念，提出了零均值归一化互相关（Zero-Normalized Cross-Correlation, ZNCC）与零均值归一化平方差（Zero-Normalized Sum of Squared Differences, ZNSSD）准则[75,82-83]。以 ZNSSD 为例，其目标函数定义为：

$$C_{ZNSSD}=\sum_{x\in S}\left(\frac{f(x)-\bar{f}}{\Delta f}-\frac{g(x')-\bar{g}}{\Delta g}\right)^2 \tag{1-2}$$

其中，$f(x)$ 与 $g(x')$ 分别为参考子区与变形子区的灰度值，$\bar{f},\bar{g}$ 为均值，$\Delta f,\Delta g$ 为标准差。通过减去均值并除以标准差，ZNSSD 实现了对光照线性变化（$g=a\cdot f+b$）的完全不变性，奠定了高精度 DIC 测量的抗干扰基础。Pan 等人系统总结了各种相关准则的性能，指出 ZNSSD 在处理非均匀光照变化方面具有显著优势[81]。

（2）高效亚像素优化算法

为了突破成像分辨率的限制，研究者引入了插值算法与迭代优化策略以实现亚像素级测量。早期的前向加法高斯-牛顿法（Forward Additive Gauss-Newton, FA-GN）虽然精度较高，但每次迭代均需重新计算 Hessian 矩阵及其逆矩阵，计算开销巨大[83]。Baker 和 Matthews 在计算机视觉领域提出的反向组合高斯-牛顿（Inverse Compositional Gauss-Newton, IC-GN）算法被 Pan 等人成功引入 DIC 领域[84-85]。IC-GN 算法的创新之处在于将形函数的增量更新作用于参考图像而非变形图像，使得 Hessian 矩阵在整个迭代过程中保持恒定。这一改进避免了繁琐的矩阵求逆运算，在保证 0.01 像素级测量精度的同时，将计算效率提升了一个数量级，成为当前主流 DIC 软件的标准算法内核[81]。

1.3.2 扫描电镜下的变形测量实施与应用现状

将 DIC 技术与扫描电子显微镜结合（即 SEM-DIC），使得力学测量的空间分辨率从光学显微镜的微米级跃升至纳米级，为研究晶体塑性、晶界行为及微裂纹萌生提供了强有力的手段[78,86]。然而，与光学成像不同，SEM 的特殊成像机制与微观尺度的操作难点给 DIC 的实施带来了独特的挑战。本节将从微观散斑制备、应用现状及存在的成像挑战三个方面进行综述。

1.3.2.1 SEM 微观散斑制备技术

高质量的散斑场是 SEM-DIC 成功实施的前提。在微观尺度下，散斑颗粒需满足尺寸适中（通常为 3-5 个像素）、分布随机且各向同性的要求，同时还需具备良好的热稳定性与导电性，以适应电子束辐照及原位加载中的温度变化。针对不同的服役温度区间与材料体系，研究者发展了多种人工散斑制备工艺，其适用范围与技术特征如表 1.3 所示。

表 1.3 常用原位 SEM 散斑制备方法及其适用特性对比

制备方法	典型材料	散斑尺寸范围	适用温度	EBSD 兼容性	制备效率
低熔点金属溅射	InSn, Pb	30 nm ~ 700 nm	室温 ~ 150°C	较差	高 (10-30 min)
金属薄膜重构	Au, Pt	50 nm ~ 500 nm	室温 ~ 750°C	较差	中 (1-2 h)
纳米颗粒沉积	SiO_2	50 nm ~ 500 nm	室温 ~ 800°C	较优	中 (1-12 h)
高温陶瓷喷涂	Al_2O_3	500 nm ~ 10 μm	750°C ~ 1200°C	差	极高 (< 5 min)
化学腐蚀	基体自身	20 nm ~ 10 μm	取决于基体	优	高 (1-20 min)
光刻与微纳沉积	C/Pt 沉积	10 nm ~ 500 nm	取决于沉积物	较差	极低 (> 10 h)

具体而言，根据适用温度范围与制备原理，常用的原位 SEM 散斑制备方法主要包括以下几类：

(1) 低熔点金属磁控溅射法（室温 ~ 150°C）

对于室温及较低温度环境，利用磁控溅射技术沉积低熔点金属是制备高致密散斑的常用手段。典型的材料包括铟锡合金（InSn）或铅（Pb）。由于 InSn 的熔点较低（约 118°C），在溅射过程中金属原子在基底表面迁移率高，倾向于形成 Volmer-Weber 模式的岛状生长，从而自组装形成不连续的颗粒结构。通过控制溅射时间与电流，可获得尺寸在 30–700 nm 范围内的随机散斑[87-88]。该方法无需额外的热处理步骤，且金属颗粒具有优良的导电性，能有效抑制 SEM 成像中的荷电效应，非常适合常规的室温原位拉伸实验。然而，受限于材料熔点，该类散斑在高温下会发生熔化或粗化，因此仅适用于低温工况。

(2) 金属纳米颗粒重构法（室温 ~ 750°C）

为了满足中高温（300–750°C）环境下的测量需求，研究者发展了基于贵金属薄膜固态去润湿的重构技术。该方法通常选择金（Au）、铂（Pt）或银（Ag）等化学性质稳定的贵金属作为散斑材料。制备过程分为两步：首先利用离子溅射仪在试样表面沉积一层厚度为 5–15 nm 的连续金属薄膜；随后将试样置于真空或惰性气氛中加热至 300–500°C 并保温一定时间。在表面能最小化驱动下，连续薄膜会发生瑞利不稳定性破裂，并收缩

成孤岛状的半球形颗粒[89-90]。

相比于直接溅射的颗粒，经高温重构形成的散斑与基体结合力更强，且具有极高的热稳定性。Scrivens 等人详细研究了膜厚与退火参数对散斑形态的影响，指出较薄的膜层倾向于形成更细小、更密集的颗粒[89]。Stinville 等人利用该技术在镍基高温合金表面制备了高质量的金散斑，成功实现了孪晶界附近滑移带应变局部化的亚微米级表征[91]。此外，为了进一步提高高温稳定性，也有研究尝试使用铂替代金，将适用温度上限拓展至 700°C 左右。

(3) 纳米颗粒沉积法（室温 ~ 900°C）

对于需要避免金属扩散或改善散斑尺寸可控性的场景，可采用预先合成的非金属纳米颗粒进行沉积。常用的工艺包括旋涂法与滴注法：将颗粒分散在乙醇等挥发性溶剂中，通过超声振荡分散后涂覆于试样表面，溶剂挥发后颗粒即因范德华力附着于基体。例如，Verschatse 等人利用尺寸约 350 nm 的聚合物纳米颗粒制备了适用于高分辨率 SEM-DIC 的散斑场[92]。面向更高温度时，散斑材料通常需要替换为 SiO_2 或 Al_2O_3 等氧化物颗粒，但其团聚与荷电问题更为突出，往往需要再沉积一层极薄的碳膜进行导电处理。

(4) 高温陶瓷喷涂法（750 ~ 1200°C）

针对航空发动机涡轮叶片材料在服役温度（>1000°C）下的力学表征，常规金属散斑会发生严重的氧化、升华或扩散消失，必须采用耐超高温的陶瓷材料。常用的材料体系包括氧化铝（Al_2O_3）。制备工艺主要分为两类：

- **微型喷笔雾化法**：将陶瓷粉末悬浮液装入高压微型喷笔，通过高压气流将液滴雾化并喷射至加热的试样表面。溶剂瞬间蒸发，留下随机分布的陶瓷颗粒[93]。该方法设备简单，但颗粒结合力相对较弱。
- **空气等离子喷涂**：利用高温等离子射流将陶瓷粉末熔化并加速喷射至基体，形成结合力极强的微米级散斑。Lu 等人利用该技术在镍基高温合金表面制备了散斑，在 1200°C 的极端环境下保持了 1 小时以上的结构稳定性，成功用于高温热机械疲劳的应变测量[94]。Yu 等人则结合空气等离子喷涂与柔性散斑模板，制备了适用于高温环境的定制化高稳定散斑[94]。

尽管陶瓷散斑的尺寸通常较大（500 nm ~ 10 μm），限制了空间分辨率，但其在极端高温下的不可替代性使其成为航空航天材料研究的关键技术。

(5) 微纳光刻与化学腐蚀技术

对于对散斑形貌有极高确定性要求的实验，可利用电子束光刻或聚焦离子束刻蚀/沉积技术制备规则阵列（如网格、圆点）或特定形状的散斑[86-87]。例如，Kammers 等人详细评估了利用 FIB 刻蚀微孔阵列与电子束曝光制备纳米级金颗粒散斑的方法，指出这些高成本技术能为晶粒尺度变形提供极高的测量分辨率[87]。该方法精度极高，但效率低、成本昂贵，通常仅限于微小区域（< 100 μm）的精细表征。

此外，利用材料自身的显微组织特征作为“自然散斑”也是一种重要思路。对于 Inconel 718 等沉淀强化型合金，通过化学腐蚀（如使用 $HCl + CuCl_2 + C_2H_5OH$ 溶液）可选择性溶解基体，使 γ' 相、碳化物颗粒或晶界沟槽显露出来[95-96]。Walley 等人指出，这种自然散斑与基体完全一体，不存在高温脱落问题，且不会遮挡 EBSD 信号，非常适合进行“形貌–晶体学”同步表征（SEM-DIC + EBSD）[95]。然而，其对比度与稳定性受制于材料本身的微观组织特征，且腐蚀深度需严格控制以避免引入表面损伤。

1.3.2.2 在材料微观力学中的应用现状

SEM-DIC 技术凭借其高分辨率优势，已在材料微观力学研究中取得了丰硕成果。其应用场景涵盖了从常规的拉伸、压缩测试到复杂的疲劳、蠕变及断裂行为研究，为揭示材料微观变形机理提供了关键的定量实验证据。

(1) 晶体塑性与滑移带分析

在多晶金属材料中，宏观变形往往源于微观尺度下晶粒内部的位错滑移。SEM-DIC 能够清晰捕捉到晶粒尺度的非均匀变形特征。Stinville 等人系统研究了镍基高温合金中滑移带的萌生与扩展，量化了滑移带间距、剪切应变强度与疲劳寿命的关联，并指出滑移局域化是导致疲劳裂纹萌生的关键因素[11,91]。Di Gioacchino 等人利用该技术定量表征了多晶材料在塑性变形初期的晶粒间应变协调行为，揭示了晶界对应变传递的阻碍作用[90]。Guo 等人通过 SEM-DIC 实现了 Inconel 718 的微观应变映射，分析了晶粒尺寸对应变分布不均匀性的影响，发现细晶组织能够有效分散应变集中，从而提高材料的塑性[97-98]。

(2) 高温力学行为与蠕变损伤

针对航空发动机材料的高温服役需求，高温原位 SEM-DIC 成为研究热点。相关研究表明，借助高温稳定散斑与原位加载平台，可以在高温条件下追踪晶粒尺度应变局域

化、滑移带演化及损伤萌生过程[99-100]。Pan 等人通过引入蓝色带通滤波技术，有效消除了高温热辐射的干扰，成功实现了 1200°C 下的全场应变精确测量，为超高温环境下材料的力学表征提供了重要方法[93]。Zhao 等人利用 SEM-DIC 技术研究了粉末冶金高温合金在循环载荷下的微观应变局域化行为，揭示了滑移带内的 γ' 析出相剪切与位错环绕机制，为理解其高温疲劳性能提供了重要依据[99]。

(3) 断裂力学与裂纹尖端场测量

裂纹尖端的应变场具有高度的奇异性与局域性，传统光测方法难以分辨裂纹尖端的微观塑性区。Carroll 等人利用高分辨率 SEM-DIC 精确测量了疲劳裂纹尖端的张开位移与塑性区大小，验证了晶体塑性有限元模型的预测精度，并揭示了裂纹闭合效应的微观机制[101]。Sang 与 Chen 等人利用原位 SEM 观察了镍基高温合金在高温拉伸过程中的变形与断裂行为，详细探讨了高温下滑移带的演化、相邻晶粒间滑移传递与晶界处微裂纹萌生机制[20-21]。

(4) 多相材料与界面力学

对于双相钢、复合材料等非均匀介质，各相之间的性能差异导致应变在界面处发生突变。Kang 等人利用 SEM 图像相关方法研究了双相钢中的微观应变分布与损伤演化，表明局部应变集中与马氏体空间分布及相界面形貌密切相关，这为理解双相钢微观力学行为及优化热处理工艺提供了重要依据[102]。Zhang 等人综述了原位 SEM 疲劳测试技术的最新进展，指出结合 EBSD 与 DIC 的多物理场表征是未来揭示复杂材料疲劳损伤机理的必由之路[103]。

综上所述，SEM-DIC 技术已成为连接材料微观组织与宏观力学性能的桥梁。然而，随着研究的深入，对测量的时间分辨率、空间分辨率以及环境适应性提出了更高的要求，这也推动了后续章节在成像质量复原与高效算法方面的探索。

1.3.2.3 存在的关键问题与挑战

尽管应用广泛，但 SEM-DIC 在实际实施中仍面临由成像机制带来的特殊挑战，主要体现在以下两个方面：

(1) 空间畸变与漂移：电磁透镜的非理想性会引起枕形或桶形畸变；而长时间扫描过程中的电子束漂移会导致图像发生整体平移或几何拉伸畸变。针对这些低频误差，Maraghechi 等人提出了集成化 DIC 框架，通过参数化模型联合求解位移场与畸变参数，

实现了有效的校正[104]。Su 等人详细分析了相机自热引起的系统误差，并提出了相应的补偿策略[105-106]。

(2) 扫描振动伪影：在原位力学实验中，加载装置的运行、真空泵组的震动以及环境噪声极易耦合进电镜系统。由于扫描速度与振动频率的干涉，高频振动在图像上表现为特征性的水平条纹或边缘锯齿[78]。这种高频伪影会显著改变局部灰度梯度，导致 DIC 匹配计算出虚假的条纹状应变集中带，严重掩盖了真实的力学响应。目前，针对这种动态、非线性的扫描振动伪影，尚缺乏高效且不损失纹理细节的复原手段，这正是本论文第 3 章致力于解决的问题。

1.3.3 深度学习辅助的特征匹配与初值估计

虽然基于 IC-GN 的传统 DIC 算法在连续变形条件下精度极高，但其本质上是一种基于局部梯度的迭代优化方法，高度依赖于良好的初值猜测。在原位实验的某些极端工况下，传统方法面临失效风险：

(1) 大变形与非连续变形：当材料发生剧烈塑性变形、断裂或出现滑移带等非连续特征时，相邻时刻的位移突变可能超过子区的收敛半径，导致迭代发散[81]。

(2) 表面纹理退化：在超高温原位实验中，严重的氧化、热辐射或散斑脱落会导致图像纹理发生剧烈变化，使得基于灰度守恒的匹配准则失效。Yu 等人综述了高温 DIC 测量的最新进展，指出高温环境下的图像退化是限制测量精度的主要瓶颈之一[106]。

为了解决上述问题，研究者开始探索基于特征的匹配方法。早期的尝试主要利用 SIFT[107]、SURF[108] 等经典的计算机视觉特征算子进行大变形下的初值估计。然而，这类人工设计的特征算子在显微散斑图像中表现往往不佳，因为微观结构缺乏宏观图像中那样显著的角点或边缘特征，且随机散斑的局部相似性极易引发误匹配。

近年来，随着深度学习技术的突破，基于深度学习的数字图像相关方法（Deep Learning-based Digital Image Correlation, DL-DIC）成为研究热点。一方面，Deep DIC[109]、DIC-Net[110] 以及 Stereo-DICNet[111] 等端到端监督学习网络相继被提出，试图利用卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）直接从散斑图像中回归全场位移。另一方面，为了摆脱对标签数据的依赖，Cheng 等人提出了基于无监督学习的 CNN 框架[112]；为了提高计算效率，Boukhtache 等人[113]与 Wang 等人[114]分别设计了轻量化网络结构；此外，结合 Transformer 的 DICTr[115] 以及引入物理约束的 PINN-DIC[116]更是进一步拓展

了 DL-DIC 的理论边界。

然而，尽管上述 DL-DIC 方法在合成数据集上表现优异，但在面对真实的实验图像时，往往因复杂的噪声、光照变化及非线性形变（即“域偏差”问题）而导致泛化性能急剧下降，难以满足高精度测量的需求[117-121]。例如，Zhao 等人指出，基于合成数据训练的网络在预测真实位移场时往往存在较大的不确定性，且难以有效评估预测结果的置信度[118]。Sun 等人尝试利用 Kolmogorov-Arnold 网络提升模型的表达能力，但在面对与训练集分布差异较大的真实场景时，泛化能力仍是主要瓶颈[121]。特别是对于大视场、高梯度的复杂变形，端到端网络的预测精度通常难以超越经过严密优化的传统子区算法。

因此，目前的 DL-DIC 方法更多被视为一种辅助手段，而非完全替代传统方法。例如，利用深度学习强大的全局特征提取能力进行鲁棒的初值估计，再结合传统 IC-GN 算法进行精细优化，成为了一种兼顾鲁棒性与精度的可行策略。Niu 等人提出的 IMN-DIC 框架正是这一思路的典型代表，其利用深度特征匹配为 IC-GN 提供可靠的整像素级初值，成功在 1600°C 的极端高温原位实验中实现了全场变形的连续追踪[122]。这种“粗匹配引导精细计算”的策略，不仅解决了大变形下的初值敏感问题，也为实现智能化的微观变形测量奠定了基础。这一思路为本文后续探索复杂场景下的高精度微观变形表征方法提供了有益的借鉴。

此外，高性能计算与先进优化算法的结合显著加速了 DIC 处理流程，有效缓解了海量图像数据带来的计算瓶颈。利用 GPU 加速并行计算，能够成百上千倍地提升亚像素位移的计算效率[123]。这一计算能力的飞跃，使得快速处理原位实验中产生的大规模高分辨率图像序列成为可能，为全场变形的高效分析提供了重要的数据处理支撑。这些技术进步共同推动了微观尺度力学表征的边界。

综上所述，DIC 技术作为微观力学表征的核心手段，已从早期的简单互相关发展为基于高精度 IC-GN 算法的成熟体系，并在 SEM 环境下实现了纳米级分辨率的变形测量。然而，SEM-DIC 在实际应用中仍面临严峻挑战：一方面，成像系统的非理想因素（如畸变、漂移与扫描振动伪影）严重影响测量的准确性与稳定性，尤其是动态原位实验中的高频振动伪影尚缺乏有效的校正手段；另一方面，传统迭代算法在处理大变形、断裂及高温导致的纹理退化时，往往因初值敏感而陷入局部最优或发散。如何在复杂的 SEM 成像环境下，克服动态伪影干扰并实现大变形的鲁棒匹配，构建兼具精度与稳定性的微观三维形貌重建与全场变形测量框架，正是本文后续章节致力解决的核心问题。

1.4 本文主要研究内容与结构安排

为了突破现有 SEM 原位表征受限于二维平面观测、缺乏微观三维结构信息的瓶颈，本文以原位 SEM 实验与计算机视觉技术为工具，针对复杂服役环境下材料真实变形与断裂行为的三维定量分析需求，系统开展了材料微观三维变形行为表征方法的研究。基于原位实验的实际物理观测流程，本文构建了“三维形貌获取 → 动态伪影消除 → 三维变形测量 → 内部断裂反演”的全链条高精度表征框架。

首先，在原位连续加载的初始静态观测阶段，为了满足微观形貌的三维表征需求，本文设计了基于改进光度立体视觉的原位 SEM 三维重建方法。针对高斜率与非线性阴影带来的重建偏差，构建了非线性阴影补偿机制，并结合抗噪金字塔积分算法，首次实现了跨尺度微观形貌的高精重建，为后续的力学分析保障了关键的三维初始状态。其次，在动态加载监测阶段，针对真实物理扫描振动等环境因素导致的动态伪影，本文设计了面向 DIC 测量的 SEM 扫描振动伪影去除方法。通过构建物理扫描噪声数据集与轻量化图像复原网络，有效去除了非线性扫描伪影并保持了图像的灰度与几何连续性，为高精度 DIC 计算提供了高质量的数据支撑。在此基础上，本文提出了物理驱动与深度学习融合的高精度数字图像相关及三维变形测量方法。针对极端大变形易发散与离面位移解耦的难点，利用混合约束实现了种子点全自动提取，并依托 CPU/GPU 混合加速引擎实现了离面位移与高精度二维应变场的高效解耦计算，从而实现了从表面变形向内部机理溯源的跨越。最后，在断裂失效观测阶段，针对二维观测局限与内部损伤演化难以观测的问题，本文提出了基于三维模型重叠分析的断裂机理反演方法。通过对宏观断口进行对称倾转多视角三维重建与基于归一化方差的绝对尺度标定，结合三维模型重叠分析，成功突破了内部损伤演化难以观测的瓶颈，实现了内部断裂时序的逆向推演。

综上所述，本文的整体研究内容与逻辑架构如图 1.13 所示。

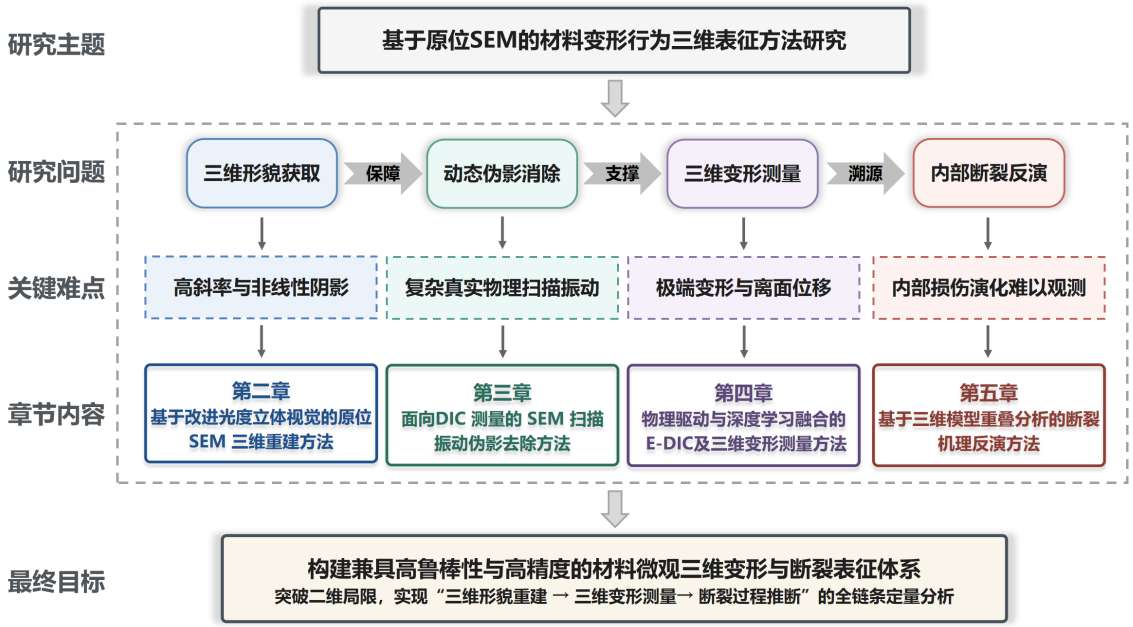


图 1.13 本文研究内容与逻辑架构图

全文共分为六章，各章节的具体内容安排如下：

第一章绪论：阐述本文的研究背景与工程意义，系统回顾了微观三维形貌重建技术与原位 SEM 变形测量技术的发展现状。通过分析现有研究在微观三维信息获取以及高精度变形测量等方面面临的关键挑战，引出本文的研究动机，并确立全文的研究内容与结构安排。

第二章基于改进光度立体视觉的原位 SEM 三维重建方法：详细介绍基于单视角四象限背散射电子信号的高效三维形貌重建算法。阐述表面梯度计算模型的构建原理以及高斜率非线性补偿机制，介绍抗噪型多尺度金字塔积分策略的实现细节，并通过实验验证该方法在原位连续加载中恢复微观三维形貌的准确性。

第三章面向微观三维变形测量的 SEM 扫描振动伪影消除方法：聚焦原位观测中由机械振动等环境因素引入的扫描伪影干扰问题。剖析 SEM 光栅扫描的时空耦合机理，说明基于真实环境高频振动特征构建物理噪声数据集的过程。详细阐述基于知识蒸馏的轻量化图像复原网络的设计与训练，并展示该方法在提升散斑图像质量与去除特征伪影方面的效果。

第四章物理驱动与深度学习融合的高精度微观三维变形表征方法：重点解决微观大变形条件下的三维变形计算难题。论述利用物理先验微调特征匹配网络，从而实现高置信度种子点全自动提取的机制。介绍异构加速的亚像素迭代优化引擎架构设计，以及克

服局部纹理退化与滑移迹线等非连续特征干扰的鲁棒迭代算法。最后，通过深度耦合二维位移与单视角三维形貌场，构建兼具鲁棒性与高精度的 3D-DIC 测量方案，实现全场面外位移场测量与高精度二维应变计算。

第五章基于多视角三维重建与重叠分析的断裂过程推断方法：针对失效断口的宏观定量分析展开研究。介绍利用多视角 SEM 摄影测量获取高景深宏观断口三维点云的流程。详细阐述互补断口的三维空间对齐与准确的空间尺度校准策略，并结合模拟闭合过程中的三维重叠面积演化分析，实现对潜在断裂起始位置的溯源以及内部微裂纹扩展路径的推断。

第六章总结与展望：对全文的主要研究工作与创新性成果进行全面梳理与总结。结合当前设备条件与理论模型的局限性，对未来在超高温原位三维表征、多物理场耦合观测以及端到端智能化三维形貌与变形预测等方向的深入研究进行展望。

2 基于改进光度立体视觉的原位 SEM 三维重建方法

2.1 引言

基于 SEM 的原位拉伸实验可在真空环境下同步观察材料微观组织与变形行为，适用于研究高温合金等工程材料在加载过程中的滑移带萌生、晶界附近的协同变形以及损伤演化等现象[97,124-126]。然而，常规 SEM 成像本质上仅提供散射电子信号强度的二维映射，难以直接量化样品表面随时间演化的三维表面形貌信息[28,46]。当材料进入塑性阶段后，滑移台阶与局部起伏会导致明显的面外位移分量，若仅依赖二维纹理进行定性观察或后续的二维测量（如 SEM-DIC），可能引入系统性误差并限制对变形机理的空间解释能力。因此，发展适用于原位加载过程的三维形貌重建技术，对定量分析微观变形演化具有重要意义。

面向 SEM 三维表面重建的技术路线大体可分为两类：多视角重建与单视角重建[28]。多视角方法通过倾转/旋转样品台获取多张不同视角图像，并结合运动恢复结构（SfM）等视觉算法实现大范围建模；其优势在于对粗糙纹理表面适应性较强，但在原位加载条件下需要改变样品姿态，易引入载荷路径变化与对准误差，且采集时间长、难以获得高时间分辨率序列。相比之下，基于四象限背散射电子（4Q-BSE）探测器的单视角方法无需倾转即可从多通道 BSE 信号中推断表面梯度并重建高度场[32,46,48]，更适合原位实验的时序数据采集与跨尺度观察需求。

4Q-BSE 单视角重建虽在硬件上契合原位实验需求，但在复杂形貌下仍面临两类挑战：其一，高斜率区域的阴影遮挡会放大象限间信号差异，导致线性梯度模型对坡度的非线性高估[44,56]；其二，SEM 噪声与探测器响应不一致将使梯度积分过程产生误差累积，表现为低频漂移与整体翘曲，难以同时兼顾全局一致性与微观细节保持[48]。

针对上述问题，本章提出面向原位加载场景的改进光度立体视觉方法：首先在梯度计算阶段引入阈值触发的三次补偿项以抑制高斜率遮挡带来的梯度高估；随后提出抗噪型多尺度金字塔重建策略，通过粗到细的残差传播机制降低低频误差累积并改善细节保持[127-128]；最后基于标准试样与 Inconel 718 高温合金原位拉伸实验对算法精度与适用性进行验证。图 2.1 展示了原位 SEM 三维重建与形貌演化分析的总体框架示意，涵盖从

数据采集、梯度计算、补偿修正到多尺度重建的主要流程，并说明各环节之间的耦合关系及其在后续分析中的作用。

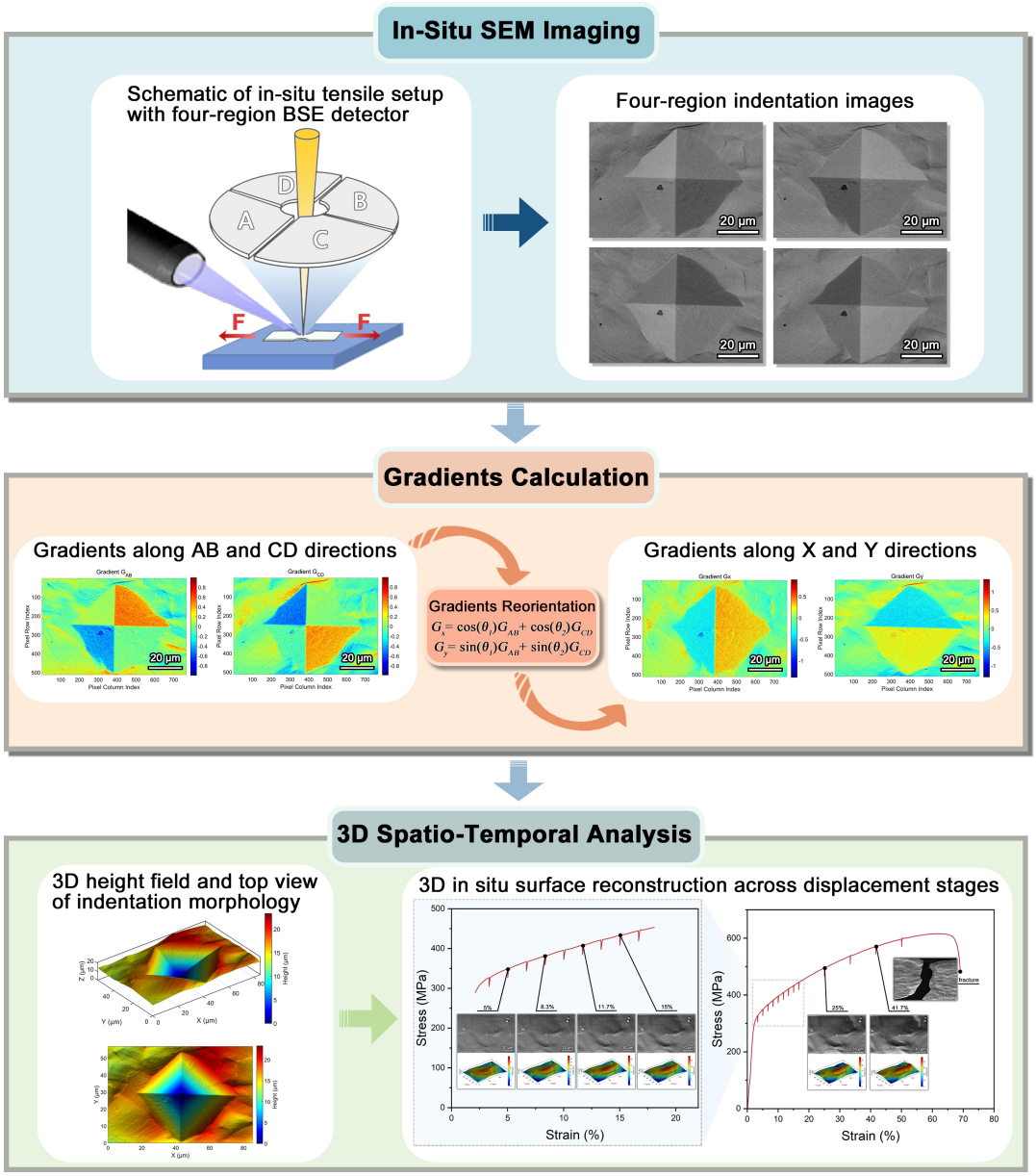


图 2.1 原位 SEM 三维重建与形貌演化分析总体框架

2.2　原位实验系统与数据采集流程

原位 SEM 三维重建的工程难点不仅在算法本身，还包括可重复的数据采集与跨时刻一致的成像条件控制。由于 4Q-BSE 梯度估计依赖象限间的强度差分比值，任何与形貌无关的强度变化（例如束流波动、扫描条件漂移、探测器增益差异）都会在归一化差

分中被放大，进而影响后续梯度计算与多尺度重建的稳定性。因此，本节在方法推导之前，先对实验系统构成、逐通道采集方式以及数据处理所需的关键元信息进行梳理，以保证后续算法环节的可复现性与结果解释的可信度。

2.2.1　系统构成与逐通道采集方式

实验系统由配备了 4Q-BSE 探测器的国仪量子 SEM5000 Pro 场发射 SEM 以及祺跃科技原位力学测试系统组成。原位力学测试系统可在电镜真空腔体内对试样施加位移（或力）控制加载，并通过夹具将试样稳定固定于样品台，实现加载过程与显微成像的协同。4Q-BSE 探测器在固定几何位置下提供四象限背散射电子信号输出。与常规 SE 成像相比，BSE 信号的弹性反射性质使其强度与表面倾角呈现更高的相关性，且四象限结构可提供多方向出射信息，从而在单视角条件下构建等效的“多光照”观测。图 2.2 展示了原位 SEM 拉伸实验与 4Q-BSE 逐通道采集的实验设置，其中（a）为示意图，（b）为装置实物图。

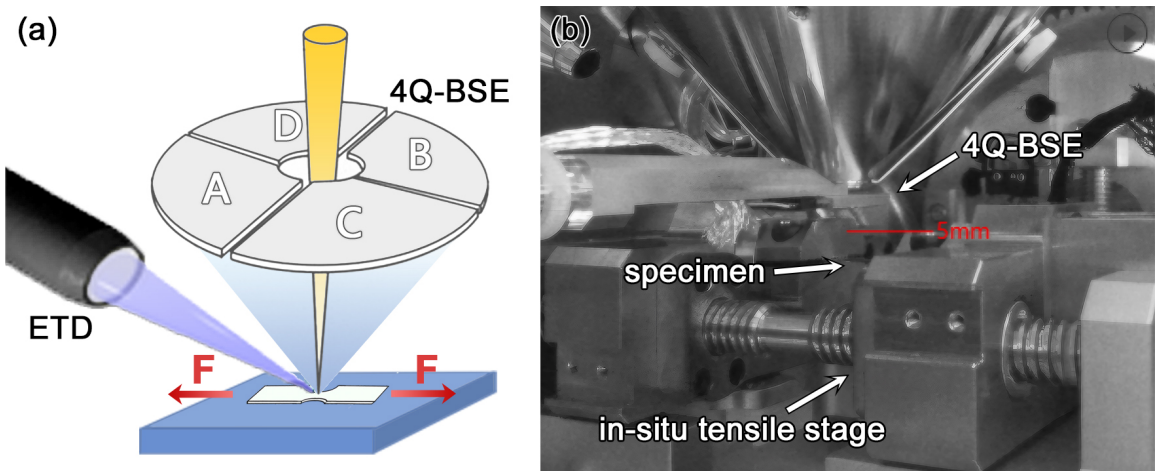


图 2.2 原位 SEM 拉伸实验与 4Q-BSE 逐通道采集装置

需要说明的是，本研究使用的国仪量子 SEM5000 Pro 场发射扫描电镜在采集时以单通道方式记录 BSE 信号，无法在同一扫描帧内同时保存四路象限图像。因此，四象限强度图像 I_A, I_B, I_C, I_D 采用逐通道方式获取：在保持加速电压、束流/光斑设定、工作距离、扫描分辨率与驻留时间等成像参数不变的条件下，依次切换象限信号并重复扫描，完成四次成像以构成同一时刻的四通道观测。该策略的优点在于四次采集共享同一放大与采集链路，可在一定程度上保证电子学增益一致性，降低由通道差异引入的系统偏置；其代价是采集时间增加，且四幅图像之间可能出现漂移或微小相对错位。

为减小逐通道采集引入的时序差异，本研究在原位加载过程中采用“加载—保持—采集”的间歇式策略：每个加载步结束后进入保持阶段，待应力松弛过程基本结束且样品处于准静态后再启动四次扫描采集。这种间歇式原位采集策略相比于传统的非原位卸载采集具有不可替代的物理优势：非原位采集在卸载后不可避免地会发生弹性恢复与微裂纹的闭合，从而掩盖材料真实的损伤状态；而本方法在原位保载状态下进行扫描，此时材料宏观应变率趋近于零，既保证了四象限通道数据在物理上属于同一变形状态，又真实保留了裂纹张开位移和滑移台阶的微观损伤形貌，从而有效避免了运动伪影与瞬态变形对梯度估计的影响。对同一时刻得到的四幅图像，在进入归一化差分计算前通过刚体平移配准消除残余漂移，确保像素级对应关系尽可能一致。

在原位加载过程中，变形演化的时间尺度通常远大于单帧扫描时间，因此本文采用分阶段间歇式采集策略：在每个加载阶段保持载荷/位移恒定，等待系统进入相对稳定状态后采集四象限图像，以降低运动伪影与漂移对梯度估计的干扰。对于早期塑性阶段，可在更小的应变步长下采样以提升时间分辨率；对于中后期阶段，可提高步长以兼顾视场覆盖与采集效率。该采集策略能够在不过多增加扫描损伤的前提下，获得可用于序列重建的稳定观测。

2.2.2 成像与加载参数的记录要求

为实现跨时刻、跨倍率的量纲一致性与误差可追溯性，每个时刻除保存四象限图像外，还应同步记录与重建相关的成像元信息，包括加速电压、束流/光斑设定、工作距离、探测器位置、扫描分辨率、驻留时间、扫描方向、以及水平视场宽度（Horizontal Field Width，HFW）等。表 2.1 列出了关键元信息及其对三维重建的影响。尤其是 HFW 决定像素尺寸，是将无量纲梯度与高度场映射到实际尺度的关键量；当序列中存在倍率切换或视场调整时，HFW 的准确记录对后续剖面对比与定量统计至关重要。加载侧则需记录加载模式（位移/力控制）、步长设定、保持时间以及关键时刻的载荷或位移读数，用于建立“力学响应—形貌演化”的关联。

以典型原位 SEM 表面重建工作为例，常在相对稳定的工作距离下保持束流条件不变，并采用固定的光斑设定以减小束流波动带来的强度漂移[103,129]。在实际操作中，参数的具体数值会因材料、倍率与仪器型号而异，但其控制原则是一致的：尽量保持成像条件恒定、降低跨时刻系统性漂移，并在必要时通过标定与预处理环节吸收残余差异。

表 2.1 原位 4Q-BSE 采集元信息的关键记录项与其对三维重建的影响

记录项	对重建的影响与用途
水平视场宽度（HFW）与分辨率	决定像素尺寸与几何尺度；用于将梯度/高度映射到物理量纲，并支撑不同倍率下的剖面对比与统计。
工作距离与探测器几何	影响象限接收角度与灵敏度分布；与标定参数 k,θ_1,θ_2 直接相关，改变后需重新标定或进行补偿。
束流/光斑设定与加速电压	决定信号强度与噪声水平；强度变化会影响归一化差分的方差，从而影响整体重建稳定性。
驻留时间与扫描速度	影响随机噪声与运动伪影；过快扫描会降低信噪比，过慢则加剧漂移累积与束流损伤风险。
扫描方向与畸变校正	影响象限图像的像素对齐与配准误差；对齐误差会被差分运算放大，应保持扫描方向一致并执行必要的畸变校正。
加载阶段信息（步长、保持时间、载荷/位移）	用于建立形貌演化与力学响应的对应关系，并指导序列采样密度在不同变形阶段的分配。

2.2.3　数据组织与跨时刻对齐

原位序列重建不仅要求单时刻高度场准确，还要求不同时间点的重建结果具有可比性。由于样品台漂移与加载引起的微小平移/转动难以避免，四象限图像在进入梯度估计前通常需要先做跨时刻的二维配准，将各时刻图像对齐到同一参考坐标。工程实现中可在 SE 或 BSE 强度图上选取稳定的纹理区域或随变形变化较小的参考结构作为配准依据，并对四象限图像施加同一组几何变换，以避免象限间相对位置关系被破坏。完成二维配准后，再进行梯度计算与高度重建，可降低“漂移被误当作形貌变化”的风险。

此外，为保证高度场的零点与倾角在序列中一致，重建后通常需要执行全局平面项消除与零点对齐操作：在远离变形较集中的参考区域拟合平面并从高度场中扣除，以消除整体倾斜；再选取参考区域的均值作为零点对齐基准，使高度差主要反映局部形貌演化而非整体漂移。该处理与后续多尺度求解并不矛盾，而是将“不可观测的刚体项”与“可解释的形貌起伏”明确分离，提高序列分析的稳定性。

2.3　SEM 表面梯度场计算模型

2.3.1　四象限 BSE 成像机理与线性近似

在 SEM 成像中，入射电子束与样品相互作用产生的 BSE 信号强度与表面局部入射角存在相关性。4Q-BSE 探测器由四个空间对称分布的象限（记为 A、B、C、D）组成，

不同象限接收来自不同出射方向的 BSE 信号。对于局部小坡度形貌，在探测器几何对称且象限增益一致的近似条件下，相对强度差可视为与表面坡度成正比，从而可通过归一化差分构建沿象限对向方向的梯度估计。

按照先前工作中对 4Q-BSE 探测器几何与信号响应的推导形式，可用球坐标参数 Φ_S, θ_S 描述表面倾角方向[44-46,48]。以对向象限 A 与 B 为例，在象限几何系数近似一致且增益匹配的条件下，其接收信号可写为与表面倾角相关的形式，并可进一步由归一化差分得到沿 AB 方向的坡度分量：

$$\begin{cases} i_A = \dfrac{i_P \eta_{BSD}}{\pi} \left[d_A \tan(\Phi_S) \cos(\theta_A - \theta_S) + c_A \right], \\ i_B = \dfrac{i_P \eta_{BSD}}{\pi} \left[d_B \tan(\Phi_S) \cos(\theta_B - \theta_S) + c_B \right] \end{cases} \tag{2-1}$$

其中 i_P 为入射电子束强度，η_{BSD} 为探测效率，$d_A, d_B, c_A, c_B, \theta_A, \theta_B$ 为由探测器几何结构决定的常数。进一步在 $d_A = d_B, c_A = c_B$ 且象限灵敏度匹配的近似下，可将几何常数吸收进比例系数 k，由对向象限信号的归一化差分得到一阶坡度关系：

$$G'_{AB} = \tan(\Phi_S) \cos(\theta_S) = k \left(\frac{I_A - I_B}{I_A + I_B} \right) \tag{2-2}$$

其中 k 为由探测器几何与标定决定的比例系数。该表达式给出了归一化差分与坡度之间的一阶关系，是后续梯度估计与高度重建的基础。

在工程实现中，I_A, I_B, I_C, I_D 直接对应四象限输出的灰度（或强度）图像。为将上述一阶关系写成便于计算的“比值—梯度”形式，并兼顾弱信号像素处的数值稳定性，沿 AB 方向的归一化差分比值定义为

$$r_{AB} = \frac{I_A - I_B}{I_A + I_B + \varepsilon} \tag{2-3}$$

其中 ε 为防止分母趋近于零的极小正数。在 4Q-BSE 单视角重建的几何推导基础上，AB 方向的表面高度梯度可写为

$$G_{AB} = k \cdot r_{AB} \tag{2-4}$$

其中比例系数 k 与探测器几何系数及标定参数相关，可通过标准样品标定获得。类似地，沿 CD 方向有

$$r_{CD} = \frac{I_C - I_D}{I_C + I_D + \varepsilon}, \quad G_{CD} = k \cdot r_{CD} \tag{2-5}$$

由于 4Q-BSE 探测器的实际安装方向与样品台坐标系可能存在角度偏差，需将 G_{AB} 与 G_{CD} 旋转投影到样品平面坐标系（x, y）：

$$\begin{cases} G_x = \cos(\theta_1)\, G_{AB} + \cos(\theta_2)\, G_{CD}, \\ G_y = \sin(\theta_1)\, G_{AB} + \sin(\theta_2)\, G_{CD} \end{cases} \tag{2-6}$$

本文将样品平面坐标系的 x 轴通常取为样品台 0° 位置所对应的方向，并与原位拉伸加载（应力）方向一致。θ_1, θ_2 为 AB/CD 方向相对 x 轴的夹角，可在装调阶段测得或通过标定过程估计。上述模型本质上是将 4Q-BSE 的“多光照”信息等效为光度立体视觉中的多方向照明情形，并在局部近似下将 BSE 强度变化与表面斜率建立近线性关系[32,45]。

2.3.2　标定与预处理流程

上述梯度模型中的关键参数包括比例系数 k 以及探测器方向角 θ_1, θ_2。为保证后续重建结果具有可比的物理量纲，通常需要在实验前对探测器系统进行一次性标定，并在每次采集序列时执行与成像条件相关的预处理步骤。本文采用的标定思路是：选取具有已知几何特征的标准结构（如规则凹坑、十字沟槽或已知坡度面），该类结构也可通过双光子聚合三维打印制备为包含多尺度特征的标定样品，并在成像前对表面喷金以改善导电性与成像稳定性；在与原位实验一致的电镜工作距离、加速电压、束流与探测器几何位置下采集四象限图像；随后在标准结构的感兴趣区域（Region of Interest, ROI）即可解析区域内建立“已知坡度—观测比值”的对应关系，利用最小二乘拟合得到 k，并通过对称方向响应最大相关准则估计 θ_1, θ_2。相关流程如算法 2.1 所示，其核心目标是将仪器相关的几何与增益差异吸收进标定参数，使同一套参数在后续序列中可重复使用。

算法 2.1 4Q-BSE 梯度模型的标定流程

输入： 标准结构样品，成像参数（工作距离、加速电压、束流/光斑设定等）
输出： 标定参数 k, θ_1, θ_2（及象限增益归一参数）
1: 在目标成像条件下依次采集四象限图像 I_A, I_B, I_C, I_D
2: 执行象限间增益归一与偏置校正
3: 在标准结构上选择可解析的 ROI 集合（包含平缓区与高斜率区）
4: 计算归一化差分比值 r_{AB}, r_{CD} 并与 ROI 内的已知坡度建立对应
5: 以最小二乘拟合得到比例系数 k，以对称方向响应最大相关准则估计 θ_1, θ_2
6: 记录标定参数与对应成像条件，供原位序列重建阶段调用

在预处理阶段，需要尽量消除与形貌无关、但会较大影响比值计算的强度漂移因

素。一方面，四象限探测器可能存在增益不一致与暗电流偏置，若直接使用原始强度将导致 r_{AB}, r_{CD} 出现系统性偏移；另一方面，在长时序采集过程中，束流缓慢漂移与扫描条件变化会造成全局亮度的低频变化，从而进一步放大梯度估计的不稳定性。针对这些问题，实际工程处理中通常先进行象限间增益归一与偏置校正，并对图像施加温和的去噪与强度归一化操作；同时通过保持采集参数一致与采用间歇式采集策略，降低时序漂移对比值计算的影响。上述预处理并不改变梯度模型的基本形式，但可提高比值计算的数值稳定性与跨时刻一致性。

2.3.3 复杂形貌下的局限性与误差累积

上述线性梯度模型在小坡度且信号充分的条件下能够稳定工作，但在原位加载的复杂形貌场景中可能出现偏差。首先，当表面存在高斜率台阶、深沟槽或凸起结构时，局部几何遮挡会导致对向探测器接收信号差异加剧；其次，实际形貌的高斜率往往超出了线性近似的有效范围，使得归一化差分与真实梯度呈现显著的非线性关系。这种现象被称为非线性阴影效应或几何失真，若不加以修正，会在高度积分时产生局部隆起或虚假台阶，严重影响三维测量的可靠性[48]。

更重要的是，梯度场误差会在后续的积分/求解过程中累积并向低频传播。对于单尺度最小二乘积分而言，局部噪声或遮挡诱发的异常梯度会造成整体高度场的缓慢漂移与翘曲；若通过增大正则化强度抑制漂移，又会牺牲滑移台阶等微观细节。上述矛盾在原位实验中更为突出：早期塑性阶段需要分辨亚微米尺度的滑移迹线与台阶高度差，而中后期则需要在更大视场下保持全局形貌的一致性与量纲准确性。因此，需要在梯度计算阶段引入针对高斜率遮挡的抑制机制，并在重建阶段采用能够同时兼顾全局与局部的多尺度策略。上述分析从工程实现角度强调了“标定—预处理—梯度估计”三者的耦合关系：标定用于吸收探测器几何与增益差异，预处理用于提升比值计算的稳定性，而梯度模型负责将多通道强度观测映射为可积的 (G_x, G_y)。同时可以看到，遮挡非线性与噪声误差累积是原位序列中导致高度场漂移与细节损失的主要来源，为后续引入三次补偿与多尺度重建提供了明确的问题定义与设计依据。

2.4 基于三次补偿的梯度修正算法

2.4.1 三次非线性补偿项构建

在原位序列的高斜率区域，局部遮挡与出射分布畸变会破坏线性近似条件，使归一化差分比值出现非线性放大，从而导致梯度估计系统性高估。针对这一现象，本文在归一化差分梯度框架内采用阈值触发的三次补偿项作为低阶非线性校正：当 $|r_{AB}|$ 或 $|r_{CD}|$ 超过阈值时，对线性梯度施加“幅值阻尼”以抑制异常放大；在小坡度区域则保持线性模型不变，以避免对平坦区域引入额外偏差。

以 AB 方向为例，修正后的梯度模型写为

$$G_{AB} = k \cdot r_{AB} + b_{AB} \cdot r_{AB}^3 \tag{2-7}$$

其中三次项系数 b_{AB} 由分段函数给出：

$$b_{AB} = \begin{cases} b_0, & |r_{AB}| > \alpha, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2-8}$$

类似地，CD 方向有

$$G_{CD} = k \cdot r_{CD} + b_{CD} \cdot r_{CD}^3, \quad b_{CD} = \begin{cases} b_0, & |r_{CD}| > \alpha, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2-9}$$

其中 α 为高斜率触发阈值，b_0 为负常数，用于对被放大的梯度实施抑制。参数 α 与 b_0 可通过标准试样（包含已知坡度角与遮挡强度的结构）进行经验标定，以确保在复杂形貌下既能有效缓解遮挡误差，又不过度压制真实的坡度变化。

为便于工程实现，本章将梯度计算、三次补偿与坐标系重定向集成到统一流程中，其步骤见算法 2.2。

算法 2.2 基于三次补偿的 4Q-BSE 梯度计算流程

输入： 四象限图像 I_A, I_B, I_C, I_D
输入： 标定系数 k，极小正数 ε，阈值 α，补偿系数 b_0
输入： 方向角 θ_1, θ_2
输出： 梯度场 G_x, G_y

计算归一化差分：$r_{AB} \leftarrow \dfrac{I_A - I_B}{I_A + I_B + \varepsilon}$，$r_{CD} \leftarrow \dfrac{I_C - I_D}{I_C + I_D + \varepsilon}$
初始化补偿系数：$b_{AB} \leftarrow 0$，$b_{CD} \leftarrow 0$
if $|r_{AB}| > \alpha$ **then**
    $b_{AB} \leftarrow b_0$
end if
if $|r_{CD}| > \alpha$ **then**
    $b_{CD} \leftarrow b_0$
end if
计算补偿后梯度：$G_{AB} \leftarrow k \cdot r_{AB} + b_{AB} \cdot r_{AB}^3$，$G_{CD} \leftarrow k \cdot r_{CD} + b_{CD} \cdot r_{CD}^3$
$G_x \leftarrow \cos(\theta_1)\, G_{AB} + \cos(\theta_2)\, G_{CD}$
$G_y \leftarrow \sin(\theta_1)\, G_{AB} + \sin(\theta_2)\, G_{CD}$
return G_x, G_y

图 2.3 以压痕形貌为例展示了由四象限图像计算得到的梯度分量 G_{AB}, G_{CD} 及其在样品坐标系下的分解结果 (G_x, G_y)，用于直观说明“象限差分—梯度估计—坐标变换”的输出形式。

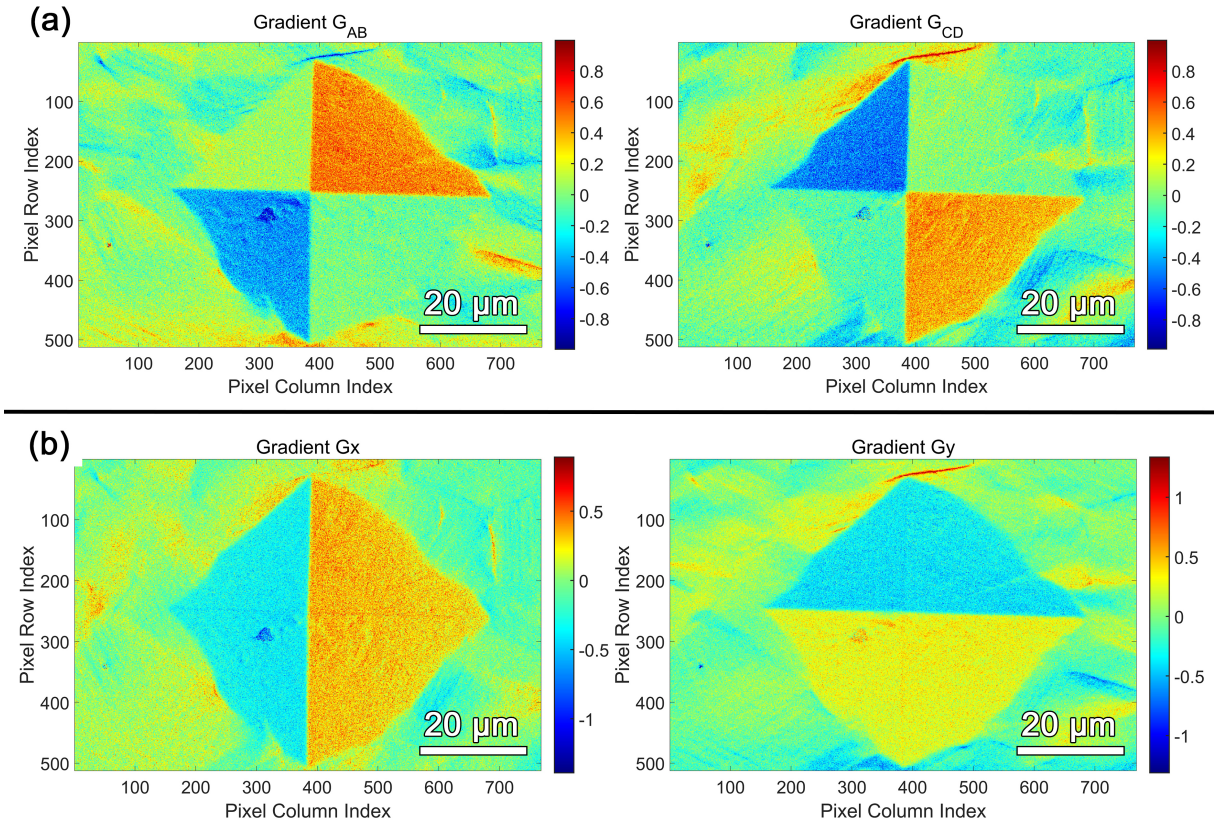


图 2.3 梯度分解示例

三次补偿对高斜率区域中由遮挡与非线性放大引起的异常梯度具有抑制作用，但阈值触发机制在噪声影响下可能出现空间上的不连续，并在台阶边缘带来细节损失风险。工程实现中通常对四象限图像进行轻度去噪以降低阈值附近的随机波动，并通过包含高斜率结构的标准样品对阈值 α 与补偿系数 b_0 进行标定，使补偿主要在遮挡主导区域触发且尽量不压制真实坡度变化。对于裂纹内部、深孔等信号极弱区域，通过在分母加入极小正数 ε 保证比值计算的数值稳定性；当总强度过低导致梯度观测信息不足时，相关区域不宜作强解释，可在后续的全局正则化与多尺度求解中依靠邻域一致性获得更平稳的高度延拓。

2.5 抗噪型多尺度金字塔重建策略

2.5.1 全局最小二乘积分模型与低频漂移问题

给定梯度场 (G_x, G_y)，从梯度重建高度场 Z 可视为典型的积分问题。为避免路径积分的误差累积，相关工作通常将梯度积分转化为最小二乘意义下的全局求解[28,46,48]：构建前向差分算子矩阵 P 将高度场差分映射为梯度向量，并求解

$$\min_{Z} \ \|PZ - G\|_2^2 + \lambda \|LZ\|_2^2 \tag{2-10}$$

其中 G 为由 G_x, G_y 逐列/逐行展平后拼接形成的梯度列向量，L 为由二阶差分构造的正则化算子，λ 为正则化强度。该模型能够在全局意义下平衡数据一致性与平滑约束，但在 SEM 噪声较强或梯度存在遮挡异常的情况下，单尺度重建（Single-Scale Reconstruction, SSR）仍可能表现出两类问题：其一，局部噪声会诱导高度场在大范围内出现低频漂移；其二，增大 λ 虽能抑制漂移，却会导致微观细节被过度平滑，难以同时满足“全局稳定”与“细节保真”的需求。

2.5.2 多尺度金字塔与残差传播框架

为缓解单尺度积分的低频误差累积问题，本章采用多尺度重建（Multi-Scale Reconstruction, MSR）策略：将梯度场构建为由粗到细的高斯金字塔，并在粗尺度上先获得全局一致的高度初值，再通过跨尺度残差传播逐级恢复细节。设金字塔尺度数为 S，细尺

度为 $s=1$，粗尺度为 $s=S$。梯度金字塔通过高斯模糊与下采样构建：

$$G_x^{(s)}=\big(G_x^{(s-1)}*g_\sigma\big)\downarrow 2,\quad G_y^{(s)}=\big(G_y^{(s-1)}*g_\sigma\big)\downarrow 2,\quad s=2,\dots,S \tag{2-11}$$

其中 g_σ 为二维高斯核，$\downarrow 2$ 表示以 2 为因子的降采样。

在重建阶段，从最粗尺度开始求解高度场 $Z^{(S)}$，随后对 $s=S-1,\dots,1$ 依次执行：将上一级高度 $Z^{(s+1)}$ 上采样至当前尺度作为基准 Z_{up}，并求解残差高度 $\Delta Z^{(s)}$ 以拟合当前尺度的梯度残差：

$$Z^{(s)}=U\big(Z^{(s+1)}\big)+\Delta Z^{(s)} \tag{2-12}$$

其中 $U(\cdot)$ 表示上采样算子。在工程实现中，进一步利用图像采集元数据中的水平视场宽度（HFW）将不同尺度的像素差分统一到物理量纲，通过

$$\gamma^{(s)}=\frac{\mathrm{HFW}}{W^{(s)}} \tag{2-13}$$

对差分算子与正则化参数进行尺度自适应变换，从而保证跨尺度的重建结果在实际尺寸上具有可比性。该多尺度策略能够在粗尺度抑制噪声并稳定低频趋势，在细尺度通过残差传播保留微观起伏与边缘特征，从而兼顾全局一致性与细节保真。完整流程如算法 2.3 所示。

算法 2.3 抗噪型多尺度金字塔重建（MSR）流程

输入： 初始梯度场 $G_x^{(1)},G_y^{(1)}$，尺度数 S，正则化系数 $\lambda^{(1)}$，水平视场宽度（HFW）
输出： 高度场 Z_{final}

for $s=2$ to S **do**
  $G_x^{(s)}\leftarrow \mathrm{GaussianBlur}(G_x^{(s-1)})\downarrow 2$
  $G_y^{(s)}\leftarrow \mathrm{GaussianBlur}(G_y^{(s-1)})\downarrow 2$
end for
for $s=S$ down to 1 **do**
  $\gamma^{(s)}\leftarrow \mathrm{HFW}/W^{(s)}$
  构建并缩放差分算子与正则化项：$P^{(s)}\leftarrow P/\gamma^{(s)}$，$L^{(s)}\leftarrow L/\gamma^{(s)}$，$\lambda^{(s)}\leftarrow\lambda^{(1)}\cdot(\gamma^{(s)})^2\cdot 2^{(S-s)}$
  if $s=S$ **then**
    $Z^{(S)}\leftarrow \arg\min_Z \|P^{(S)}Z-G^{(S)}\|_2^2+\lambda^{(S)}\|L^{(S)}Z\|_2^2$
  else
    $Z_{\mathrm{up}}\leftarrow U(Z^{(s+1)})$
    $\Delta G_x\leftarrow G_x^{(s)}-\nabla_x Z_{\mathrm{up}}$，$\Delta G_y\leftarrow G_y^{(s)}-\nabla_y Z_{\mathrm{up}}$
    $\Delta Z^{(s)}\leftarrow \arg\min_{\Delta Z} \|P^{(s)}\Delta Z-\Delta G^{(s)}\|_2^2+\lambda^{(s)}\|L^{(s)}\Delta Z\|_2^2$
    $Z^{(s)}\leftarrow Z_{\mathrm{up}}+\Delta Z^{(s)}$
  end if
end for
return $Z_{\mathrm{final}}\leftarrow Z^{(1)}$

2.5.3　正则化最小二乘求解与实现

参考 4Q-BSE 表面重建相关研究中对梯度场进行全局求解的处理方式[28,46,48]，本节将梯度积分表述为正则化最小二乘问题。将 G_x, G_y 展平并拼接为梯度向量 G，以一阶前向差分算子矩阵 P 表示“高度差分 $\rightarrow$ 梯度”的线性映射，则高度场向量 $\hat{Z}$ 的估计可写为

$$\min_{\hat{Z}} \left\| P\hat{Z} - G \right\|_2^2 + \lambda \left\| L\hat{Z} \right\|_2^2 \tag{2-14}$$

其中 L 为二阶差分形式的正则算子，λ 为正则化强度。对应的正规方程为

$$\left(P^\top P + \lambda L^\top L\right) \hat{Z} = P^\top G \tag{2-15}$$

由于梯度积分仅能确定高度到一个加性常数，工程上通常固定参考点高度（例如令某一像素 $z(x_0, y_0) = 0$）以消除整体偏置。该线性系统可通过稀疏求解器或共轭梯度等迭代方法求解，并在多尺度框架中利用上一尺度上采样结果作为初值以加速收敛。

为便于与实际实现对应，可将二维梯度矩阵按列展平并拼接为单列向量。以 $G_x \in \mathbb{R}^{H\times W}$ 为例，将其按列展开为 $G_{xc} \in \mathbb{R}^{HW}$，同理得到 G_{yc}，再构造整体梯度向量

$$G = \begin{pmatrix} G_{xc} \\ G_{yc} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{2HW} \tag{2-16}$$

在该约定下，矩阵 $P \in \mathbb{R}^{2HW\times HW}$ 的前 HW 行对应 x 方向前向差分，后 HW 行对应 y 方向前向差分；二阶正则算子 $L \in \mathbb{R}^{2HW\times HW}$ 可由二阶差分形式构造。两者的典型构造流程分别见算法 2.4 与算法 2.5。

算法 2.4 前向差分算子矩阵 P 的构造

输入： 图像高度 H，宽度 W
输出： 前向差分矩阵 $P \in \mathbb{R}^{2HW\times HW}$

初始化稀疏矩阵 $P \leftarrow 0$，$len \leftarrow H \times W$
for $i = 1$ to $len - H$ **do**
    $P[i, i] \leftarrow -1$
    $P[i, i + H] \leftarrow 1$
end for
for $col_start = 1$ to $len - H + 1$ step H **do**
    for $j = 0$ to $H - 2$ **do**
        $row \leftarrow len + col_start + j$
        $col \leftarrow col_start + j$
        $P[row, col] \leftarrow -1$
        $P[row, col + 1] \leftarrow 1$
    end for
end for

算法 2.5 二阶差分正则算子矩阵 L 的构造

输入： 图像高度 H，宽度 W
输出： 二阶差分矩阵 $L \in \mathbb{R}^{2HW \times HW}$

初始化稀疏矩阵 $L \leftarrow 0$，$len \leftarrow H \times W$
for $i = 1$ to $len - 2H$ **do**
    $L[i, i] \leftarrow 1$
    $L[i, i + H] \leftarrow -2$
    $L[i, i + 2H] \leftarrow 1$
end for
for $col_start = 1$ to $len - H + 1$ step H **do**
    for $j = 0$ to $H - 3$ **do**
        $col \leftarrow col_start + j$
        $row \leftarrow len + col$
        $L[row, col] \leftarrow 1$
        $L[row, col + 1] \leftarrow -2$
        $L[row, col + 2] \leftarrow 1$
    end for
end for

2.5.4　参数设置与工程实现要点

为保证方法在不同放大倍率与不同噪声水平下均具有可复现的工程表现，需要对关键参数给出明确的物理含义与可操作的选取方式。表 2.2 汇总了本文关键参数的物理含义与工程选取原则。首先，ε 仅用于数值稳定，其量级应远小于象限强度的典型范围，使其不会改变正常区域的比值结构；其次，触发阈值 α 与补偿强度 b_0 决定了三次补偿对“遮挡主导区域”的响应区间与抑制力度，应通过标准试样的已知坡度角范围进行标定；最后，多尺度重建的尺度数 S 与正则化强度 $\lambda^{(1)}$ 共同决定“全局趋势稳定”与“局部细节保持”的权衡，应结合目标视场的水平视场宽度（HFW）与观测对象的特征尺度（例如滑移带宽度）进行调节。

表 2.2 关键参数的物理含义与工程选取原则

参数	含义与选取原则
ε	防止分母趋近于零的极小正数；取值应足够小以不改变正常区域的比值统计，同时能抑制信号消失区域的数值发散。
α	三次补偿触发阈值；通过标准试样标定，使触发区域主要对应遮挡与非线性放大较为明显的斜率范围。
b_0	三次补偿强度系数；通常取负值以对异常放大的梯度实施抑制，并与 α 联合标定以避免过度压制真实坡度变化。
S	金字塔尺度数；视场越大、低频漂移越明显时可适当增大 S 以增强粗尺度约束；对细节分辨要求更高时应避免过大以免细节被过度“吸收”到粗尺度。
$\lambda^{(1)}$	最细尺度正则化强度；用于平衡梯度一致性与平滑先验，建议结合噪声水平与边缘细节保真需求进行调参，并通过尺度自适应规则传播到各尺度。

上述多尺度框架的关键在于将全局趋势优先交由粗尺度稳定，再以残差传播方式在细尺度逐级恢复微观起伏，从而避免单尺度求解中“强正则抹细节/弱正则漂移大”的两难。配合定标约束、自然边界条件与迭代求解策略，该框架有助于在原位序列的噪声条件下改善高度场的全局一致性与细节保持，为后续基于形貌与 DIC 的耦合分析提供较稳定的三维几何输入。

此外，在后续更广泛的样品与视场条件下（尤其是整体起伏较小、形貌较为平整的区域），积分重建结果仍可能在低频尺度上出现整体倾斜或缓变背景（例如中心区域轻微隆起）。为提升工程鲁棒性与跨时刻对比的一致性，工程实现中在完成高度场重建后进一步引入全局去偏与基线校正等稳定性增强处理，用于抑制非形貌因素引入的低频漂移，使高度场在更大范围的数据条件下保持更稳定的基面参考。后续章节所涉及的三维形貌差分与全场三维变形解算流程默认采用该增强策略。

2.6 算法精度验证与应用

2.6.1 标准试样精度验证

为对比评估不同重建策略在高斜率形貌下的精度表现，本章设计并制备了包含多级坡面结构的三维标准试样。该试样的结构由三层金字塔台阶构成，侧壁坡度角由下至上依次为 30°、45° 与 60°，用于覆盖从小坡度到高斜率的典型形貌范围；同时在各层级上引入半球形凹坑、半球形凸起与十字形沟槽等结构，用于检验算法对局部曲率变化、边缘与沟槽细节的保真能力。试样采用高精度双光子聚合 3D 打印制备，并通过溅射沉积金薄膜以满足 SEM 成像导电要求。图 2.4给出了该标准试样的 MSR 重建高度场示例，并标注 A# 与 B# 两条特征剖面位置及其对应的真值（Ground Truth, GT）、SSR 与 MSR 高度曲线对比：A# 对应低坡度区域，用于评估平缓形貌下的稳定性；B# 对应高斜率区域（遮挡更易发生），用于评估复杂坡面条件下的鲁棒性。

在该标准试样上，以正则化单尺度重建方法（SSR）[48]与本章的“梯度三次补偿 + 多尺度金字塔重建（MSR）”进行比较。评价指标包括均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）、平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）、最大误差（Maximum Absolute Error, MaxE）以及决定系数（Coefficient of Determination, R^2），并对 A# 与 B# 剖面的高度曲线进行对比；表 2.3汇总了两条剖面上的定量指标结果。设标准试样高度为 z_i^{gt}，重

建高度为 $\hat{z}_i$，N 为参与统计的采样点数，则

$$\begin{aligned}
\mathrm{RMSE} &= \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{z}_i - z_i^{\mathrm{gt}}\right)^2}, \\
\mathrm{MAE} &= \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\hat{z}_i - z_i^{\mathrm{gt}}\right|, \\
\mathrm{MaxE} &= \max_i \left|\hat{z}_i - z_i^{\mathrm{gt}}\right|, \\
R^2 &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{z}_i - z_i^{\mathrm{gt}}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(z_i^{\mathrm{gt}} - \bar{z}^{\mathrm{gt}}\right)^2}
\end{aligned} \tag{2-17}$$

其中 $\bar{z}^{\mathrm{gt}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i^{\mathrm{gt}}$。上述指标分别刻画误差的平均幅值、绝对偏差、最大偏差以及整体拟合一致性，可用于对比不同方法在低坡度与高斜率区域的重建精度差异。

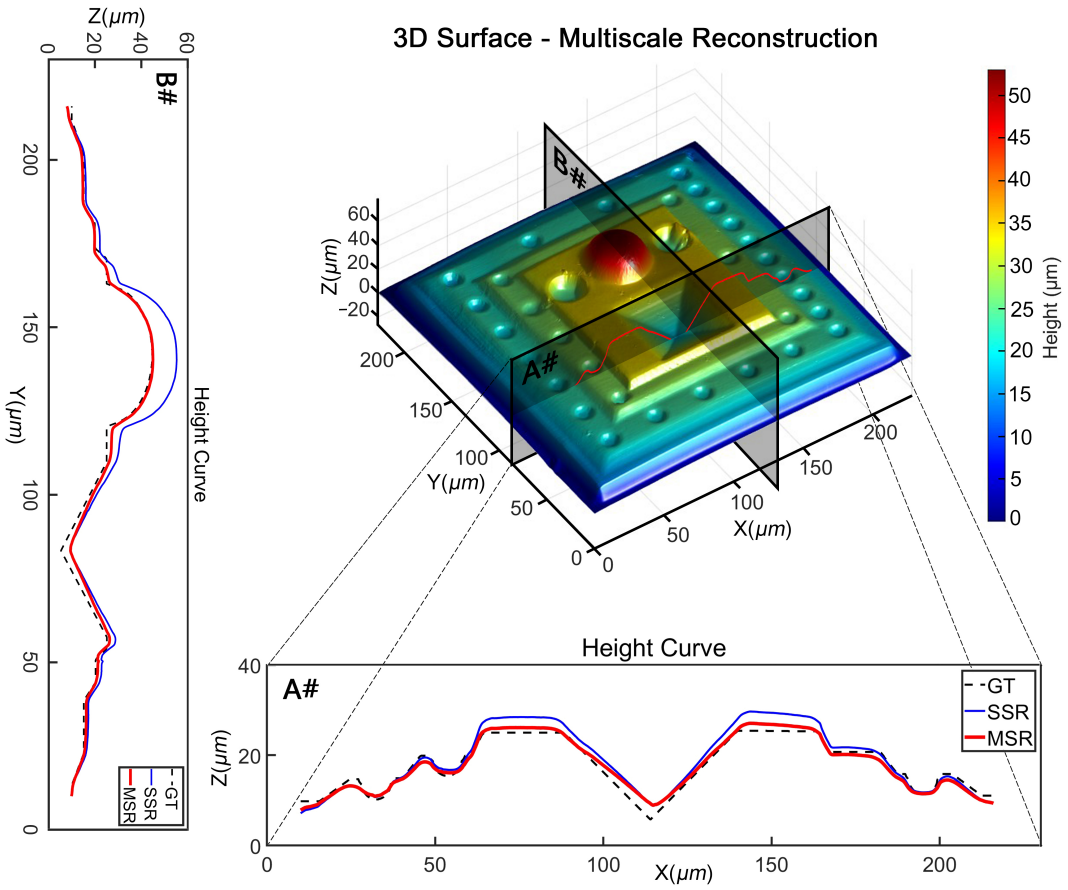


图 2.4 标准试样精度验证结果与特征剖面对比

从表 2.3可知，相比 SSR 方法，MSR 在 A# 与 B# 剖面上均能降低 RMSE 与 MAE，其中高坡度 B# 区域的改善更突出。结果表明，三次补偿项可抑制遮挡导致的梯度高估，而多尺度残差传播机制有助于减弱误差累积并更好地保持高斜率结构的几何一致性。

表 2.3 SSR 与 MSR 在标准试样上的重建精度对比

方法/剖面	RMSE (μm)	MAE (μm)	MaxE (μm)	R^2
SSR (A#)	2.1952	1.8211	4.2708	0.8520
MSR (A#)	**1.2192**	**1.0342**	**3.5660**	**0.9543**
SSR (B#)	5.0623	3.8472	10.8892	0.7782
MSR (B#)	**1.4226**	**1.1232**	**4.0875**	**0.9825**

2.6.2　Inconel 718 原位拉伸中的跨尺度三维形貌演化表征

为验证所提出方法在真实原位力学测试场景中的适用性，本节以多晶镍基高温合金 Inconel 718 为研究对象，将原位拉伸台集成于配备 4Q-BSE 探测器的场发射 SEM 系统中，通过位移控制加载并在不同变形阶段进行间歇式图像采集。为实现跨尺度观测，实验在多个放大倍率下采集 4Q-BSE 图像，并记录各倍率对应的水平视场宽度（HFW），用于重建结果的量纲标定[96,129]。该实验设置使得“载荷路径—成像时刻—三维几何响应”能够在同一框架内被同步刻画，便于从几何维度对照分析应变局部化与潜在损伤热点的空间分布。

实验所用 Inconel 718 原材料为直径 30 mm 的热轧棒材，其名义化学成分如表 2.4所示。为获得高强度组织状态，对材料进行了常规固溶与双级时效热处理：首先在 1050°C 保温 1 h 后空冷至室温；随后在 720°C 保温 8 h，炉冷至 620°C 并继续保温 8 h，最终空冷至室温[130]。

表 2.4 Inconel 718 合金的名义化学成分（质量分数，wt%）[131]

C	Si	Mn	Cr	Fe	Mo	V	W	Co	Nb	Al	Ti	Ni
0.029	0.038	0.012	18.89	18.75	3.10	0.047	0.010	0.045	5.03	0.55	1.02	Bal.

原位拉伸试样采用带有便于显微观测结构的哑铃形几何，其结构与关键尺寸如图 2.5所示。为消除线切割加工引入的表面氧化层与应力影响层对显微观测的影响，实验前对试样进行了常规金相研磨抛光，并采用由 5 mL $CuCl_2$、100 mL HCl 与 100 mL 乙醇配制而成的腐蚀液进行显微组织腐蚀。

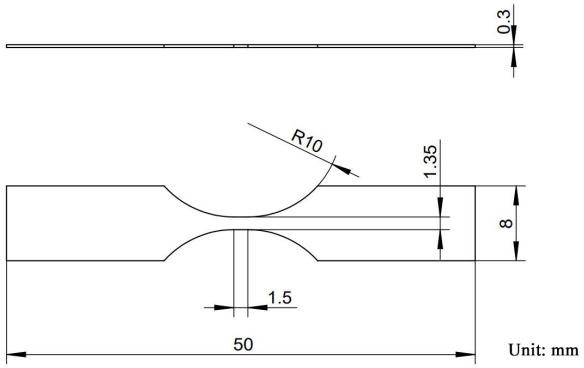


图 2.5 原位拉伸试样的结构与尺寸示意

原位序列的处理流程如下：在相同成像条件下依次采集四象限图像，利用归一化差分计算梯度并引入三次补偿抑制高斜率遮挡带来的梯度高估，随后采用 MSR 框架由粗到细重建高度场序列。为保证跨倍率重建结果具有统一的物理量纲，依据采集时记录的 HFW 将像素尺度映射为实际长度尺度，并在不同放大倍率间保持一致的标定策略。实验中工作距离约为 15 mm，并在不同放大倍率下获得从约 510 μm（250×）到约 110 μm（1000×）的视场范围；图像分辨率保持一致，使得不同 HFW 条件下的有效像素尺度可直接由 $\gamma = \mathrm{HFW}/W$ 给出，其中 W 为图像宽度像素数。基于得到的高度场序列，可将三维形貌演化与应力-应变曲线对齐，形成“加载阶段—采集时刻—三维形貌响应”的时空关联表征。

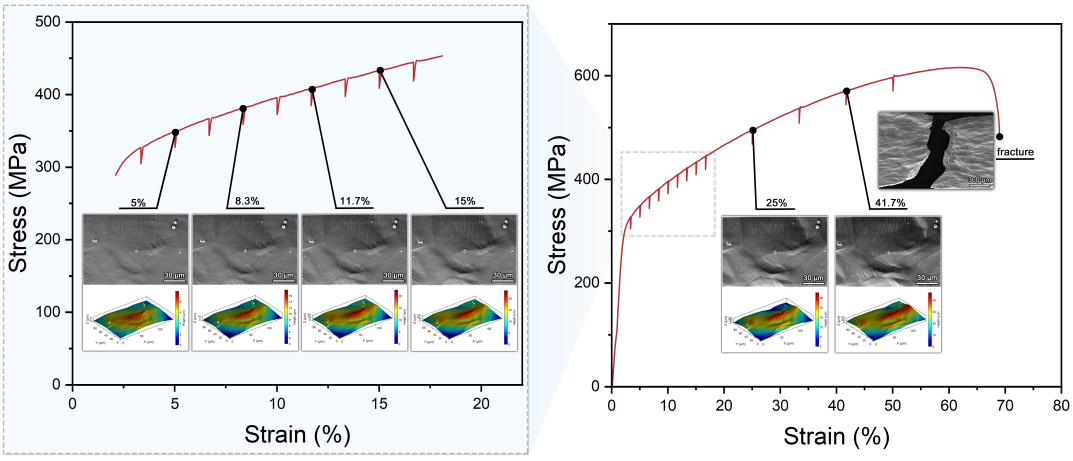


图 2.6 Inconel 718 原位拉伸三维形貌演化与力学响应关联

图 2.6给出了典型拉伸过程中的时空对齐结果：应力-应变曲线中的应力松弛平台对应加载保持期间的成像窗口，每一个平台可视为一次稳定成像事件。为捕捉滑移迹线的

萌生与快速演化，在早期至中期塑性阶段采用更密集的采样（约 3.3%–16.7% 工程应变范围）；随着变形进入中后期，滑移迹线逐渐趋于饱和，采样频率降低而观测视场增大，以突出多晶协同变形引起的大尺度表面起伏、局部隆起与局部凹陷等离面几何响应。该时空对齐方法将各次成像时刻与对应的载荷响应建立对应关系，便于在后续分析中将三维形貌序列与应变分布进行对照，并讨论与变形及损伤演化相关的几何特征。

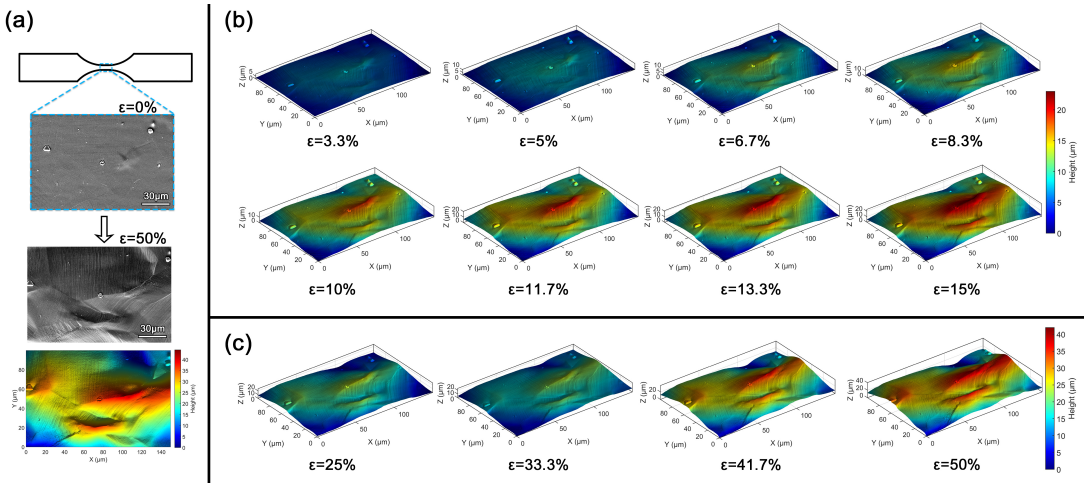


图 2.7 原位拉伸三维形貌演化与应变分布对照

图 2.7进一步给出了标距段在多个应变阶段的三维形貌与应变分布对照：在统一色标下的高度场序列可用于识别从早期滑移台阶到中后期表面起伏增强的连续演化，并与全场应变热点进行空间对照。特别地，当应变超过约 16.7% 后，表面离面起伏进一步增强，局部隆起与起伏集中区域更易被辨识；在本实验的观测范围内，其空间位置与应变局部化区域具有一定对应关系。对照结果显示，三维形貌序列可为二维应变场分析补充离面信息，并为讨论潜在损伤演化区域提供几何线索。

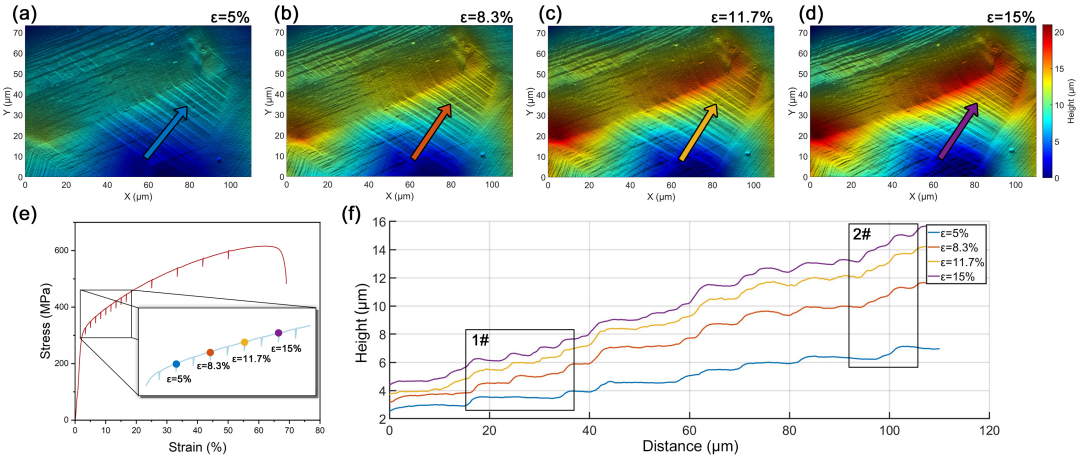


图 2.8 早期塑性阶段滑移迹线亚微米分辨率三维表征

在亚微米分辨率的局部视场下，三维重建能够对滑移迹线的离面形貌细节进行定量刻画。图 2.8展示了工程应变为 5%、8.3%、11.7% 与 15% 等多个阶段的重建结果，并在统一高度范围与一致的剖面坐标下实现跨时刻对比。在 1# 区域内，滑移迹线随应变增加逐步增多且取向较为一致，其对应的离面滑移台阶可沿相同空间路径的高度剖面被稳定跟踪，揭示台阶高度的逐步累积过程；在 2# 区域内除主滑移迹线外还出现与其夹角明显的次级滑移迹线，三维高度剖面显示同一晶粒内存在不同方向的离面台阶响应，反映多滑移系的激活与交互对塑性演化的影响。值得注意的是，随应变增加剖面整体斜率的变化反映了晶粒旋转与表面整体倾斜对局部台阶测量的叠加影响，需要在跨时刻对比中保持剖面位置与坐标的一致性。

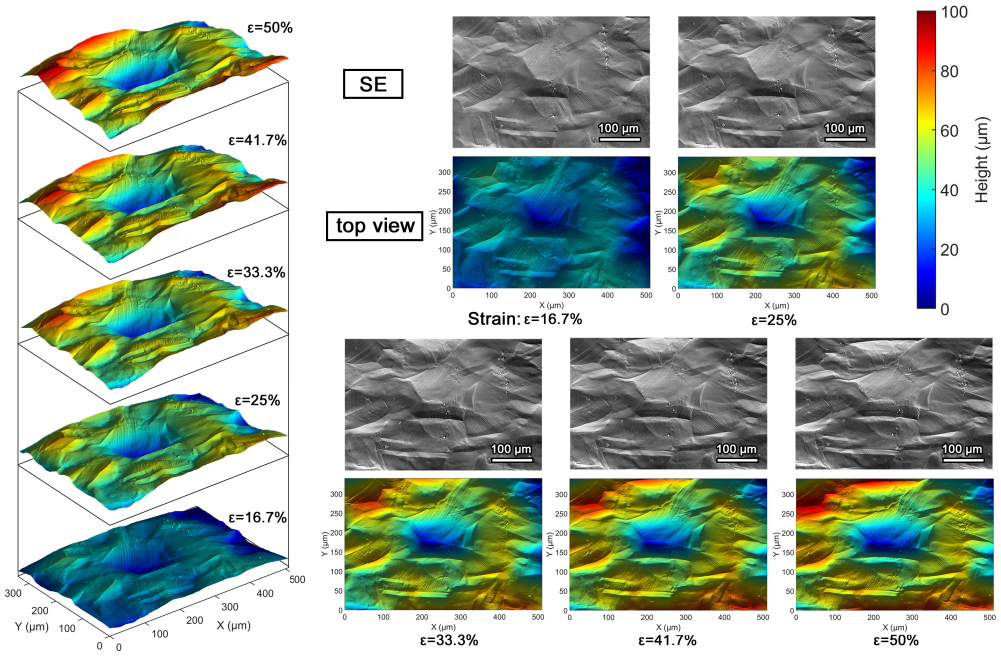


图 2.9 中后期塑性阶段大视场多晶协同变形三维表征

对于更大视场的中后期阶段，图 2.9所示的大视场重建能够同时覆盖多个晶粒并观测晶界邻域的起伏聚集与局部凹陷形态。相较于局部高倍率视场，该视场宽度在本实验中可提升至约 510 μm 量级，便于从整体上观察晶粒间应变传递受阻导致的应变累积及其伴随的大尺度表面起伏，从而为讨论潜在裂纹萌生位置与应变梯度来源提供跨尺度的三维几何参照。在保证成像清晰度、信噪比与 HFW 标定可靠的前提下，该视场范围可随 SEM 成像视场的增大进一步扩展。

需要指出的是，4Q-BSE 单视角重建的准确性依赖于成像条件稳定与象限信号可用性。当形貌斜率过大或出现深窄裂纹时，遮挡会导致部分象限信号明显缺失，重建精度

可能下降。因此，本章方法更适用于遮挡区域占比较有限、且以形貌起伏演化与结构细节保持为主要关注对象的原位表面分析场景。

2.6.3　原位 SEM 三维重建软件系统开发

为了将本章提出的原位 SEM 三维形貌重建方法工程化与实用化，本节基于 Python 语言与 Tkinter 框架开发了原位 SEM 三维重建软件系统。该软件集成了图像读取、梯度计算、多尺度高度场重建以及三维可视化等核心算法模块，为材料微观变形分析提供了一站式的计算与交互平台。软件的图形用户界面如图 2.10所示。界面主要由左侧的控制面板与右侧的交互式可视化面板组成。左侧控制面板包含了输入输出路径选择、算法参数设置、执行操作按钮等。右侧的可视化面板则分为三个主要的选项卡页面：

1. **输入图像（Inputs）**：用于展示读取的四象限 BSE 图像，便于用户确认数据质量；
2. **梯度场（Gradients）**：用于显示计算得到的表面梯度场分布（G_x 与 G_y）；
3. **三维高度场（3D Height）**：展示三维高度场结果，支持交互式旋转与缩放观察。

在“三维高度场”页面的俯视图模式下，软件提供了高度曲线的交互式提取功能。用户可直接在三维形貌图上点击选择任意两点，软件将自动提取这两点之间的高度剖面数据，并将其以二维曲线的形式展示在下方的坐标系中。此外，软件支持将所有中间过程图片、梯度结果以及最终的三维高度场数据进行本地保存，便于后续与 DIC 场进行深度耦合分析。

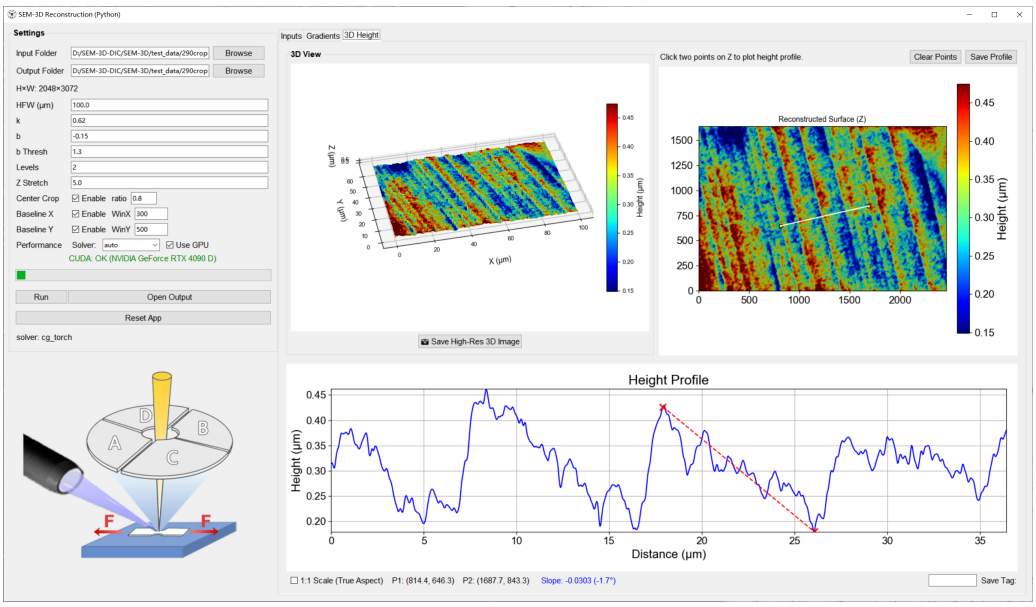


图 2.10 原位 SEM 三维重建软件界面及三维高度剖面提取功能展示

2.7 本章小结

本章面向原位 SEM 实验中材料微观变形与损伤的三维形貌定量表征需求，提出并实现了一种基于 4Q-BSE 信号的单视角光度立体时序重建方法。针对传统形貌测量技术在原位力学测试中的硬件受限问题，本章建立了一套完整的原位 SEM 三维形貌序列重建算法与软件框架。通过深入剖析梯度估计模型在高斜率与严重遮挡条件下的非线性偏差，引入了阈值触发的三次多项式补偿与多尺度残差金字塔重建策略（MSR），实现了从微观滑移迹线到宏观多晶起伏的高保真形貌测量。

归纳而言，本章的主要工作与创新点可概括为以下三个方面：

1. **构建了首个金属材料原位 SEM 三维表面重建的实用化框架：**突破了单视角观测在动态时序分析中的局限，确立了序列一致性处理规范，并自主开发了集处理、重建与可视化于一体的工程化软件系统，为原位加载过程中金属变形行为的时空演化分析提供了完整的数据基础与一站式平台。
2. **提出了有效抑制高斜率遮挡的增强型 4Q-BSE 三维重建算法：**针对复杂形貌引起的信号遮挡难题与传统积分的低频误差累积问题，创新性地结合了三次多项式补偿与多尺度残差传播机制。标准试样定量验证表明，该算法相比传统方法显著降低了重建误差，在严重遮挡区域展现出极强的几何保真度与鲁棒性。
3. **实现了从亚微米到百微米级的跨尺度三维形貌时序观测：**将所提方法成功应用于 Inconel 718 高温合金的原位拉伸测试，不仅清晰捕捉了早期微观滑移迹线的亚微米级离面台阶演化，还有效刻画了多晶协同变形引发的百微米级大尺度表面起伏，允许对不同变形阶段的微观组织演化进行系统性的定量研究。

3 面向 DIC 测量的 SEM 扫描振动伪影去除方法

3.1 引言

在前一章的研究中，本文通过改进的光度立体视觉方法，实现了材料在原位加载过程中的动态三维形貌重建。这一工作成功捕捉到了样品表面随时间演化的几何特征，如滑移带的萌生与扩展、颈缩区域的三维塌陷等，为从几何维度理解材料损伤机制提供了直观的时序观测窗口。然而，仅依靠几何形貌的定性或半定量观测，尚难以深入揭示支配材料变形行为的内在力学机理。

数字图像相关（DIC）技术作为一种非接触式全场光学测量方法，能够通过追踪微观散斑的运动轨迹，精确计算材料表面的位移场与应变场[74]。该技术为构建材料的微观本构关系及损伤准则提供了关键的定量数据支持，是连接微观组织演化与宏观力学响应的重要桥梁。鉴于此，本文后续章节拟采用 DIC 技术对原位采集的序列图像进行严格的运动学分析，以实现对材料变形行为的定量表征。

然而，微观 DIC 测量对成像质量有着严苛的要求。与宏观尺度的光学成像不同，SEM 采用电子束逐点光栅扫描的成像机制，图像的每一行像素采集都对应着不同的时间点。这种成像方式使得 SEM 图像具有显著的“时空耦合”特性[78]。在开展原位力学实验时，为了维持样品室的高真空环境，大功率机械泵组通常需要持续运行；与此同时，原位加载台的伺服电机驱动、传动机构的啮合以及实验室周围环境的低频背景噪声，都会产生复杂的机械振动环境。这些微幅振动信号极易经由刚性连接的样品台耦合进电子束的偏转控制回路，导致电子束在扫描过程中发生瞬态位移漂移[132]。该漂移在图像上表现为特征性的水平条纹伪影及边缘锯齿，而非整体模糊。

对于 DIC 计算任务而言，这种扫描振动伪影构成了严峻的挑战。DIC 算法的核心数学基础是“灰度守恒假设”，即认为图像中同一物理点在变形前后的灰度值保持不变或仅发生线性变化[75]。然而，振动引起的水平条纹人为地改变了图像局部的灰度梯度分布，导致其不再单纯反映材料表面的纹理特征，而是叠加了时变的噪声信号。当 DIC 算法在这些受干扰区域进行子区匹配时，容易识别出虚假的位移矢量。由于应变计算涉及对位移场的微分运算，这些微小的位移噪声会被进一步放大，在应变云图上形成与真实

力学响应无关的“条纹状”虚假高应变带，严重掩盖了材料真实的剪切带、微裂纹尖端等关键力学特征，进而影响定量表征的准确性[78]。

为了获取满足 DIC 计算要求的高保真数据，现有的解决方案主要分为硬件隔振与软件复原两类。在硬件方面，虽然主动式气浮隔振台能阻断部分地基振动，但在原位实验中，振动源往往还会来自于与电镜刚性连接的泵组或加载装置，难以通过外部隔振手段完全消除[132]。在软件算法层面，传统的基于傅里叶变换的频域滤波法[133]或基于全变分的正则化方法[134]，虽然在去除周期性条纹方面有一定效果，但往往以牺牲图像高频信息为代价。对于依赖高频散斑纹理进行高精度匹配的 DIC 技术而言，任何对散斑细节的模糊或平滑处理都将导致匹配不确定度的显著增加。

近年来，以卷积神经网络（CNN）为代表的深度学习技术在显微图像去噪领域取得了长足进展[135]。然而，CNN 受限于卷积核的局部感受野，难以有效捕捉横跨整个图像宽度的长程条纹噪声特征。相比之下，基于自注意力机制的 Vision Transformer 架构，特别是 Swin Transformer[136]，凭借其强大的全局上下文建模能力，为解决此类非局部相关噪声提供了新的思路。图像复原模型 SwinIR[137]等已在图像复原任务中展现优异的性能。但是，Transformer 架构庞大的参数量和计算开销，使其在处理原位实验产生的海量高分辨率图像数据时，面临着效率瓶颈[138]。

针对上述问题，本章提出了一种兼顾“复原精度”与“计算效率”的 SwinIR-KD 图像处理方法。虽然前一章实现了三维形貌的高保真重建，但原位实验环境中不可避免的低频扫描振动伪影严重破坏了图像灰度的局部守恒性，这不仅影响二维表面的纹理质量，更成为后续高精度数字图像相关（DIC）匹配的致命干扰。为此，本章将首先分析 SEM 扫描振动伪影的物理成因，并构建包含真实噪声特征的成对数据集；进而结合知识蒸馏（Knowledge Distillation, KD）策略[139]，设计轻量化的去噪网络架构；并针对 DIC 测量对全场数据连续性的要求，提出针对大视场图像拼接的边界一致性策略。该工作旨在消除原位成像环境下的振动干扰，为实现高精度的 SEM-DIC 测量奠定数据基础。

3.2 扫描振动伪影分析与数据集构建

深度学习模型的泛化能力与训练数据的物理一致性密切相关。为了构建适用于原位 DIC 测量的图像复原网络，本节首先结合本实验室的具体设备工况，从 SEM 成像原理

出发，建立扫描振动伪影的数学模型；随后，基于真实材料体系与受控激振实验，构建了包含高保真“清晰-退化”图像对的专用数据集。

3.2.1 SEM 扫描成像中的时空耦合退化机理

扫描电子显微镜的成像过程本质上是一个时间序列信号向二维空间矩阵的映射。在理想的静态环境下，电子束在偏转线圈的驱动下，按照光栅扫描模式逐点采集样品表面的二次电子或背散射电子信号。

设图像分辨率为 $W \times H$，电子束在像素 (x, y) 处的驻留时间为 τ，行扫描的回扫时间为 $\tau_{flyback}$。则图像中任意像素坐标 (x, y) 与其采集时刻 t 之间存在严格的线性映射关系：

$$t(x, y) = y \cdot T_{line} + x \cdot \tau \tag{3-1}$$

其中，$T_{line} = W \cdot \tau + \tau_{flyback}$ 为单行扫描周期。上式表明，SEM 图像在水平方向（x 轴）上的时间间隔极短（通常为微秒级），而在垂直方向（y 轴）上的时间间隔则随着行数的增加线性累积。

在实际的原位实验环境中，振动干扰的引入往往与硬件设施的客观局限性密切相关。尽管高端电镜通常配备有主动式气浮隔振台，但在许多原位力学测试场景中，受限于实验室的空间布局与承重限制，配套的大功率机械真空泵组往往难以实现与电镜主体的完全物理隔离。此外，原位加载装置通常通过刚性法兰直接安装于电镜样品室上，这种刚性连接路径使得外部环境中的泵组运行噪声或地基微震极易耦合进电镜的电子光学系统，成为难以有效消除的系统性干扰源。

当环境存在频率为 f_{vib} 的机械振动干扰时，样品台相对于电子束发生相对位移 $\mathbf{D}(t) = [\Delta x(t), \Delta y(t)]^T$。此时，电子束在时刻 t 实际采集到的信号并非来自理论位置 (x, y)，而是来自偏移后的位置 (x', y')：

$$\begin{cases} x' = x + \Delta x(t) \\ y' = y + \Delta y(t) \end{cases} \tag{3-2}$$

由于机械泵及环境背景噪声的频率 f_{vib}（通常为 10 Hz - 100 Hz）远低于电子束的行扫描频率 $1/T_{line}$（通常为 kHz 级），振动位移 $\mathbf{D}(t)$ 在单行扫描时间内变化极微，可视为

准静态；但在行与行之间，振动相位发生显著变化。这种“快扫描、慢振动”的频率差导致了图像在空间上的各向异性畸变：

- 在行内（水平方向）：由于 $\Delta x(t)$ 在行扫描期间近似常数，整行像素发生了一致的平移，保持了行内的拓扑连续性。
- 在行间（垂直方向）：由于 $\Delta x(t)$ 随时间 t（即随行号 y）呈周期性波动，导致相邻扫描行之间的起始位置发生错位。

这种错位在视觉上表现为边缘的“锯齿状”扭曲以及亮度分布上的水平条纹。对于依赖灰度梯度匹配的 DIC 算法，这种几何扭曲直接破坏了散斑场的空间一致性，是造成位移计算误差的物理根源。

3.2.2 基于真实物理激振数据集的构建

现有的图像去噪研究常采用在清晰图像上叠加高斯白噪声或合成条纹的方法生成训练数据。然而，真实的 SEM 振动伪影源于复杂的环境耦合，单纯的数学模拟难以完全复现其非线性特征。为了确保模型在实际原位实验（特别是恶劣振动工况）中的鲁棒性，本研究采用“物理激振”的方式采集了成对的真实数据集。

3.2.2.1 实验材料与散斑制备

为了涵盖不同类型的微观纹理特征，实验选取了两种典型的镍基高温合金材料作为观测对象：

(1) 多晶镍基高温合金（Inconel 718）：样品经机械研磨与抛光后，采用化学腐蚀法（腐蚀液体系：5g $CuCl_2$ + 100mL HCl + 100mL C_2H_5OH）处理 40 秒。该工艺在表面产生了直径分布在 0.5-1.5 μm 的凹坑状散斑，具有较低的灰度对比度，对去噪算法的纹理保持能力提出了较高要求。

(2) 单晶镍基高温合金：采用纳米薄膜溅射重构技术制备高密度散斑。通过控制溅射电流（40 mA）与时间（40 s），在样品表面沉积了平均直径约 100 nm 的金（Au）纳米颗粒。此类散斑具有极高的边缘锐度，适用于高倍率下的 DIC 测量。

3.2.2.2 图像采集与激振方案

图像采集在 CIQTEK SEM 5000 Pro 场发射扫描电子显微镜上进行。加速电压设置为 15 kV，束流驻留时间 6 μs，工作距离 11 mm。为了获取严格配准的“清晰-退化”图像对，制定了如下采集方案：

(1) 基准真值（GT）采集：在夜间时段，关闭实验室周边大型设备，待样品台静置稳定后，采集高信噪比、无伪影的静态图像。

(2) 振动退化（Vibrated）采集：在保持视场和焦距严格不变的前提下，人为引入受控的机械扰动。考虑到机械真空泵的微幅振动是本系统固有的背景噪声，为了模拟原位实验中可能出现的最恶劣工况（如重型设备运行或人员频繁走动），本实验采用了受控地面冲击激励。即在电镜基座附近施加周期性的地面冲击，激发大幅度的低频振动。这种激励方式能够产生显著的水平条纹与边缘扭曲，包含了从微幅背景噪声到大幅度环境扰动的完整特征谱。

3.2.2.3 数据集预处理与划分

实验共采集了 43 对高分辨率图像（分辨率 1536 × 1024 像素）。为了适配深度学习网络的显存限制并增加样本多样性，将其中 40 对图像作为训练与验证数据，以步长 64 像素进行重叠裁剪，生成尺寸为 128 × 128 的图像块。数据集按照 6:2:2 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。此外，预留了 3 对未经裁剪的全尺寸图像，用于评估后续大视场拼接策略的有效性。图 3.1展示了数据集中典型样本的对比细节。可以看到，相比于基准图像（图 3.1(a)），引入振动后的图像（图 3.1(b)）表现出明显的水平条纹伪影和微观结构边缘的锯齿状扭曲，这与前述的时空耦合畸变机理分析高度一致。

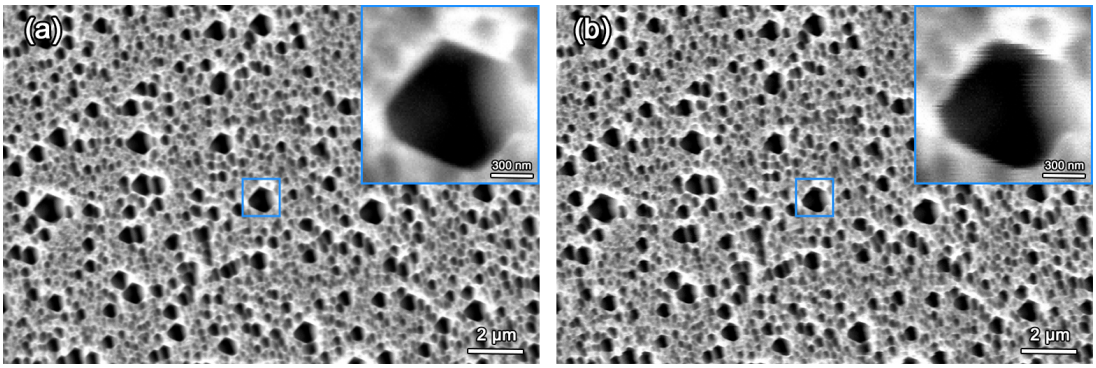


图 3.1 SEM 扫描振动伪影示例

3.3　基于 Swin Transformer 的图像复原网络

针对前节分析的 SEM 扫描振动伪影所具有的长程水平相关性特征，传统的基于局部卷积核（如 3×3）的 CNN 架构受限于感受野，难以捕捉并去除跨越整行的条纹噪声。为此，本章提出了一种名为 SwinIR-KD 的轻量化图像复原框架。该框架以 SwinIR 为基础骨干，利用 Swin Transformer 的移位窗口机制建立全局特征依赖；在此基础上，针对原位实验的高通量数据处理需求，设计了非对称的“教师-学生”双网络架构，并通过知识蒸馏策略与物理驱动的损失函数进行联合优化。

3.3.1　网络总体架构设计

SwinIR-KD 的核心特征提取能力源自 SwinIR 架构[137]。如图 3.2所示，整个网络处理流程可以数学化地描述为三个阶段：浅层特征提取、深层特征映射与高质量图像重建。

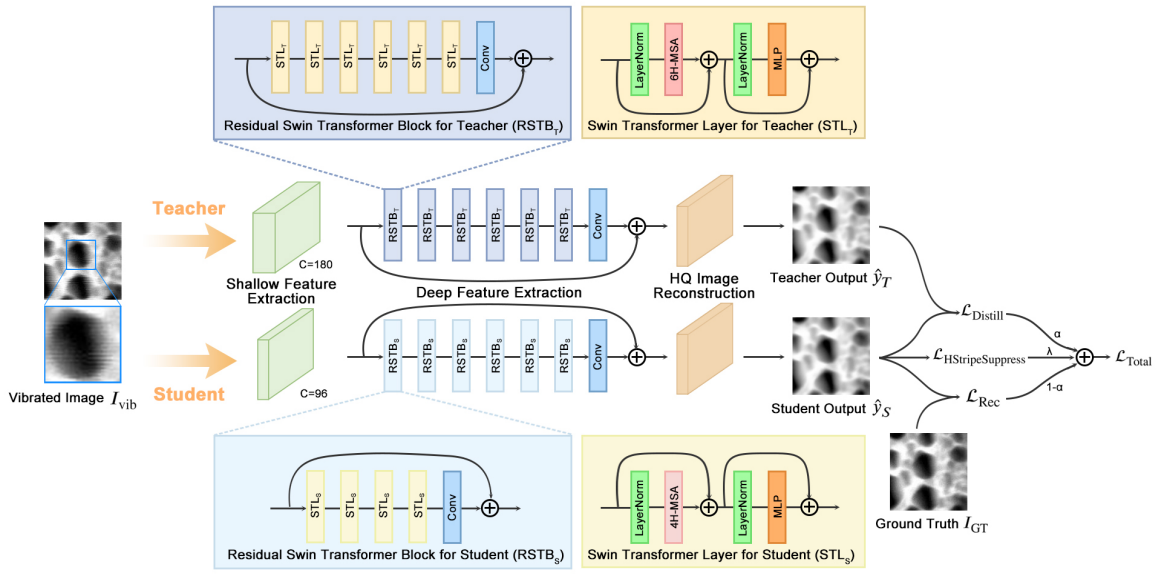


图 3.2 SwinIR-KD 网络架构

（1）浅层特征提取（Shallow Feature Extraction）：对于输入的含振动单通道 SEM 图像 $I_{vib}\in\mathbb{R}^{H\times W\times1}$，首先通过一个 3×3 的卷积层 $H_{SF}(\cdot)$ 将图像空间映射到高维特征空间：

$$F_0=H_{SF}(I_{vib}) \tag{3-3}$$

其中 $F_0\in\mathbb{R}^{H\times W\times C}$ 为浅层特征张量，C 为特征通道数。这一步利用卷积层的平移不变

性，提取图像的基础底层特征（如边缘、角点），并为后续的 Transformer 模块提供稳定的特征输入。

（2）深层特征提取（Deep Feature Extraction）：这是网络提取长程条纹特征的关键环节。该模块由 K 个残差 Swin Transformer 块（Residual Swin Transformer Block, RSTB）堆叠而成。第 i 个 RSTB 的输出 F_i 可表示为：

$$F_i = H_{RSTB_i}(F_{i-1}) + F_{i-1}, \quad i = 1, 2, \ldots, K \tag{3-4}$$

其中每个 RSTB 内部包含 L 个 Swin Transformer 层（STL）以及一个卷积层。STL 的核心在于引入了基于窗口的多头自注意力机制（W-MSA）和移位窗口的多头自注意力机制（SW-MSA）。

与标准 Vision Transformer 全局计算注意力不同，W-MSA 将特征图划分为互不重叠的 $M \times M$ 局部窗口，仅在窗口内计算注意力，从而将计算复杂度从图像尺寸的二次方 $O(H^2W^2)$ 降低为线性 $O(HW)$。然而，独立的窗口无法感知跨窗口的水平长条纹。为此，SW-MSA 通过将窗口分区向右下角循环移位 $(M/2, M/2)$ 个像素，在相邻层之间建立了跨窗口的信息交互通道。这种机制使得网络能够在保留局部纹理细节的同时，具备了类似 CNN 深层堆叠后的全局感受野，从而精准识别并分离横跨整个视场的振动伪影。

（3）高质量图像重建（Image Reconstruction）：经过 K 个 RSTB 处理后的深层特征 F_{deep} 进入重建模块。该模块通过卷积层将特征维度从 C 投影回图像空间，并采用全局残差学习策略，将预测的残差图与原始输入相加：

$$I_{restored} = H_{Rec}(F_{deep}) + I_{vib} \tag{3-5}$$

这种残差设计使得网络只需学习“振动条纹”这一稀疏信号，而非重新生成整幅背景纹理，显著降低了优化的难度。

3.3.2 基于知识蒸馏的轻量化设计

虽然标准 SwinIR 在图像复原任务上表现优异，但其计算开销仍然巨大。以标准版为例，其参数量高达 11.6 M。在原位实验中，一次加载过程可能产生数千张图像序列，对处理速度提出了严苛要求。为此，本章构建了非对称的知识蒸馏框架。

（1）教师与学生网络的差异化配置：我们定义两个结构相似但规模悬殊的网络：

- 教师网络 (Net_T)：采用高配置（$C = 180, L = 6, K = 6$），确保拥有最强的特征提取与去噪能力。
- 学生网络 (Net_S)：针对 SEM 图像纹理相对单一的特点，进行结构剪枝。我们将通道数缩减至 $C = 96$，并将每个 RSTB 内的层数减半至 $L = 4$。

经此设计，学生网络的参数量被压缩至 2.4 M（仅为教师网络的 20.7%），理论计算量降低了约 79%。

（2）蒸馏目标与训练方式：在蒸馏阶段冻结教师网络参数，以教师输出作为软目标，约束学生输出逼近教师输出，从而实现知识迁移与模型压缩。

3.3.3 物理驱动的复合损失函数

为了兼顾去噪效果、纹理保真度与几何连续性，本研究设计了包含三部分的复合损失函数：

$$\mathcal{L}_{Total} = (1-\alpha)\mathcal{L}_{Rec} + \alpha\mathcal{L}_{Distill} + \lambda\mathcal{L}_{HSS} \tag{3-6}$$

（1）重建损失（Reconstruction Loss）：采用 Charbonnier Loss，相比 MSE 损失，它对异常值更具鲁棒性，能更好地保留高频散斑纹理：

$$\mathcal{L}_{Rec} = \sqrt{\|I_S - I_{GT}\|_2^2 + \epsilon^2} \tag{3-7}$$

（2）蒸馏损失（Distillation Loss）：约束学生网络输出 I_S 与教师网络输出 I_T 的一致性：

$$\mathcal{L}_{Distill} = \|I_S - I_T\|_2^2 \tag{3-8}$$

（3）水平条纹抑制损失（Horizontal Stripe Suppression Loss, HSS Loss）：这是针对振动伪影物理机理设计的专用损失项。由于扫描振动会引入相邻扫描行之间的灰度突变，$\mathcal{L}_{HSS}$ 通过惩罚垂直方向的灰度差分来抑制水平条纹：

$$\mathcal{L}_{HSS} = \frac{1}{N_h}\sum_{i=1}^{H-1}\sum_{j=1}^{W}\left|I_S^{(i+1,j)} - I_S^{(i,j)}\right| \tag{3-9}$$

3.3.4 训练算法与实现细节

为了保证蒸馏效果，我们采用“两阶段”训练策略。具体的训练流程如算法 3.1 所示。

算法 3.1 SwinIR-KD 两阶段知识蒸馏训练流程

输入： 训练数据集 $\mathcal{D} = \{(I^i_{vib}, I^i_{GT})\}_{i=1}^{N}$
输入： 教师网络结构 Net_T，学生网络结构 Net_S
输入： 超参数：学习率 η，蒸馏权重 α，HSS 权重 λ，迭代轮数 $Epochs_T$ 与 $Epochs_S$
输出： 收敛的学生网络参数 θ_S

阶段一：预训练教师网络
初始化教师参数 θ_T，初始化学生参数 θ_S
for $epoch = 1$ to $Epochs_T$ **do**
    $\hat{I}_T \leftarrow Net_T(I_{vib})$
    $\mathcal{L}_T \leftarrow$ Charbonnier$(\hat{I}_T, I_{GT}) + \lambda \cdot$ HSS$(\hat{I}_T)$
    更新 $\theta_T \leftarrow$ Adam$(\mathcal{L}_T, \theta_T)$
end for
保存 θ_T，用于阶段二蒸馏
阶段二：知识蒸馏训练学生网络
加载并冻结教师参数 θ_T
for $epoch = 1$ to $Epochs_S$ **do**
    采样一个批次 (b_{vib}, b_{GT})
    教师网络前向推理（不计算梯度）：$\hat{I}_T \leftarrow Net_T(b_{vib})$
    学生网络前向推理：$\hat{I}_S \leftarrow Net_S(b_{vib})$
    $\mathcal{L}_{Rec} \leftarrow$ Charbonnier$(\hat{I}_S, b_{GT})$
    $\mathcal{L}_{Distill} \leftarrow \left\| \hat{I}_S - \hat{I}_T \right\|_2^2$
    $\mathcal{L}_{HSS} \leftarrow$ HSS$(\hat{I}_S)$
    $\mathcal{L}_{Total} \leftarrow (1-\alpha)\mathcal{L}_{Rec} + \alpha\mathcal{L}_{Distill} + \lambda\mathcal{L}_{HSS}$
    更新 $\theta_S \leftarrow$ Adam$(\mathcal{L}_{Total}, \theta_S)$
end for
return θ_S

在实验设置方面，输入图像块大小设置为 128×128，批次大小（Batch Size）为 32，优化器采用 Adam ($\beta_1 = 0.9, \beta_2 = 0.999$)，学习率初始化为 2×10^{-4}，并采用余弦退火策略在训练过程中逐步衰减至 1×10^{-6}，以确保模型能够收敛至全局最优解。具体的超参数 α 和 λ 的取值将在 3.5 节通过消融实验确定。本章所有网络模型的训练与推理测试均在一台配备单张 NVIDIA GeForce RTX 4090 D 显卡的计算工作站上完成。

3.4　大视场图像的重叠分块推理策略

在原位 SEM 力学实验中，为了兼顾宏观视场与微观细节，单帧图像的分辨率通常设定为 1536×1024 甚至更高（如 4096×4096）。然而，Swin Transformer 架构的显存占用量与输入图像尺寸呈二次方（$O(H^2W^2)$）或线性增长（取决于窗口机制），直接将全尺寸大图输入显存有限的 GPU（如 24GB 甚至更小）往往导致“显存溢出”错误。此外，若采用简单的降采样处理，会丢失对于 DIC 测量至关重要的高频散斑纹理；若采用非重叠的直接裁剪，则会在子图拼接边界处产生明显的块效应，导致全场应变计算在边界处

出现数值跳变。

为了在受限计算资源下实现任意大尺度图像的高保真复原，并保证全场灰度的空间连续性，本章提出了一种基于加权线性融合的层级化重叠分块推理策略，其整体流程如图 3.3 所示。该策略并未直接处理整幅图像，而是采用了“宏观区域-微观补丁”的分层处理架构：首先将超大视场分割为若干个重叠的宏观区域（Region），再在每个区域内进一步细分为重叠的微观补丁（Patch）。如图 3.3 中蓝色与紫色区域所示，这种设计不仅通过多级重叠（Overlap）彻底消除了拼接边界的块效应，还实现了对任意分辨率图像的灵活适配。

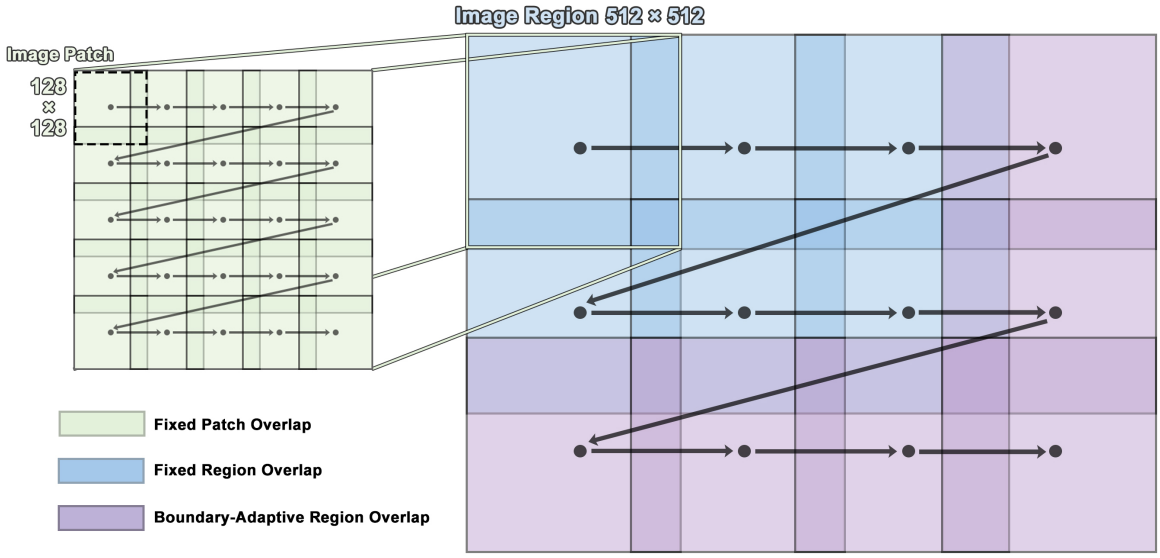


图 3.3 大视场图像分层处理策略

3.4.1 分块投影与边界约束模型

该策略的核心思想是将大尺度图像复原问题分解为若干个局部子问题，并通过边界约束条件重构全局解。

设原始大尺寸输入图像为 $\mathbf{I}_{in} \in \mathbb{R}^{H \times W}$，复原网络 $F(\cdot)$ 的标准输入尺寸为 $P \times P$（本研究中 $P = 128$）。我们定义从全局坐标 (u, v) 到第 k 个局部子块 $\mathbf{p}_k$ 的投影映射：

$$\mathbf{p}_k = \text{Crop}(\mathbf{I}_{in}, u_k, v_k, P) \tag{3-10}$$

其中 (u_k, v_k) 为第 k 个子块的左上角坐标。为了消除边界效应，相邻子块之间必须引入

重叠区域。设步长为 S，则重叠量 $O = P - S$。子块的采样点集合覆盖了整个图像域。

对于推理后的子块 $\hat{\mathbf{p}}_k = F(\mathbf{p}_k)$，直接拼接会导致重叠区域的像素值冲突。为此，我们引入空间位置相关的权重掩膜 $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{P\times P}$。权重函数的设计应满足“中心权重最大，向边缘平滑衰减”的原则，以确保子块中心的高置信度信息主导融合过程。本研究采用简单的线性“帐篷”函数或梯形函数构建权重：

$$M(x, y) = \min(x, P - x, y, P - y) \cdot \frac{2}{P} \tag{3-11}$$

或者采用更平滑的梯形衰减函数，在中心区域保持恒定权重 1，仅在边缘区域线性衰减。

3.4.2 全局加权融合与归一化

全局图像的重构过程是一个加权累加与归一化的过程。初始化两个与原图尺寸一致的全局累加器：像素累加器 $\mathbf{A}_{sum}$ 和权重累加器 $\mathbf{W}_{sum}$。

对于每一个推理完成的子块 $\hat{\mathbf{p}}_k$，将其加权回填至全局坐标系：

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{sum}[u_k : u_k + P,\, v_k : v_k + P] &\leftarrow \mathbf{A}_{sum}[\dots] + \hat{\mathbf{p}}_k \odot \mathbf{M}, \\ \mathbf{W}_{sum}[u_k : u_k + P,\, v_k : v_k + P] &\leftarrow \mathbf{W}_{sum}[\dots] + \mathbf{M}. \end{aligned} \tag{3-12}$$

其中 $\odot$ 表示逐元素相乘。

最终，通过逐像素归一化获得无缝拼接的全场复原图像 $\mathbf{I}_{out}$：

$$\mathbf{I}_{out}(u, v) = \frac{\mathbf{A}_{sum}(u, v)}{\mathbf{W}_{sum}(u, v) + \epsilon} \tag{3-13}$$

其中 ϵ 为防止除零的极小常数。

该策略的工程实现流程如算法 3.2 所示。通过这种“分而治之”与“软加权融合”的策略，我们不仅有效消除了拼接缝，还实现了解耦：网络模型的输入尺寸不再受制于显微镜的成像像素数，使得该方法能够灵活适配任意分辨率的 SEM 图像。

算法 3.2 大视场图像重叠分块推理与融合算法

输入： 大视场含振动图像 $\mathbf{I}_{in} \in \mathbb{R}^{H \times W}$
输入： 模型输入尺寸 $P = 128$，重叠量 $O = 28$
输入： 预训练学生模型 $F_{student}$
输出： 全场复原图像 $\mathbf{I}_{out}$

初始化：
生成局部权重掩膜 $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{P \times P}$ (边缘线性衰减)
初始化全局累加器 $\mathbf{A}_{sum} = \mathbf{0}^{H \times W}, \mathbf{W}_{sum} = \mathbf{0}^{H \times W}$
分块循环：
for 每一行 u from 0 to $H - P$ with stride $P - O$ **do**
  for 每一列 v from 0 to $W - P$ with stride $P - O$ **do**
    提取子块并推理：
    $\mathbf{p}_{curr} \leftarrow \text{Crop}(\mathbf{I}_{in}, u, v, P)$
    $\hat{\mathbf{p}}_{clean} \leftarrow F_{student}(\mathbf{p}_{curr})$
    空间加权累加：
    $\mathbf{A}_{sum}[u : u + P, v : v + P] \leftarrow \mathbf{A}_{sum}[u : u + P, v : v + P] + \hat{\mathbf{p}}_{clean} \odot \mathbf{M}$
    $\mathbf{W}_{sum}[u : u + P, v : v + P] \leftarrow \mathbf{W}_{sum}[u : u + P, v : v + P] + \mathbf{M}$
  end for
end for
全局归一化：
$\mathbf{I}_{out} \leftarrow \mathbf{A}_{sum} \oslash (\mathbf{W}_{sum} + \epsilon)$
边界处理： (可选) 对图像边缘未覆盖区域进行镜像填充或特殊处理
return $\mathbf{I}_{out}$

3.5 实验验证与分析

本节旨在通过多维度的定量指标与定性视觉分析，系统验证 SwinIR-KD 算法在 SEM 扫描振动伪影去除任务中的有效性。实验首先基于客观评价指标确定了网络的最优超参数配置，随后对比了所提方法与基准模型在复原精度、感知质量及计算效率方面的综合性能，并进一步展示了算法在大视场全景复原及工程化软件集成中的实际应用效果。

3.5.1 评价指标

为了全面评估图像复原质量，本研究选取了四项客观指标，分别从像素保真度、结构一致性及人眼感知维度进行量化：

（1）峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）：基于均方误差衡量复原图像与真值之间的像素级差异，数值越高表示失真越小。

（2）结构相似性（Structural Similarity, SSIM）：从亮度、对比度和结构三个维度衡量图像的相似度，数值越接近 1 表明结构保真度越高。

（3）弗雷歇起始距离（Fréchet Inception Distance, FID）：衡量复原图像与真实图像在特征空间分布上的距离。FID 数值越低，表明复原图像的纹理分布越接近真实统计规律，感知质量越好。

（4）学习感知图像块相似度（Learned Perceptual Image Patch Similarity, LPIPS）：基于深度特征的感知度量，数值越低，表示图像在视觉感知上越自然，更符合人眼对微观形貌的判断。

3.5.2　超参数消融实验分析

SwinIR-KD 模型的性能受网络容量、损失函数权重及蒸馏策略的共同影响。为了探究各模块的作用机理并确定最优配置，本节开展了如下控制变量实验。

（1）水平条纹抑制损失权重（λ）的影响：

水平条纹抑制损失（HSS Loss）是针对 SEM 扫描伪影物理特性设计的核心约束。表 3.1展示了不同权重 λ 下的模型性能。当 $\lambda = 0$ 时，模型虽然在 PSNR 上表现尚可，但感知指标（FID=87.75, LPIPS=0.2794）较差，说明图像中仍残留微弱的条纹伪影。随着 λ 增加至 0.1，各项指标均达到最优，证明了在该权重下，模型有效平衡了像素重建与梯度平滑。然而，过大的权重（$\lambda \geq 0.2$）会导致过度平滑，破坏散斑的高频细节，导致 SSIM 和 LPIPS 指标恶化。因此，本研究选定 $\lambda = 0.1$。

表 3.1 不同 HSS Loss 权重 λ 下的消融实验结果

λ	PSNR(↑)	SSIM(↑)	FID(↓)	LPIPS(↓)
0	33.76	0.8997	87.75	0.2794
0.05	34.00	0.9052	84.66	0.2656
0.1	**34.06**	**0.9057**	**84.56**	**0.2570**
0.2	33.85	0.8989	96.88	0.3034
0.4	33.72	0.8940	110.36	0.3215

（2）学生网络通道数（C）的容量分析：

模型容量决定了特征提取能力与计算效率的平衡。表3.2对比了不同通道数配置下的表现：

- 当 $C = 64$ 时，虽然参数量最小（1.10 M），但特征提取能力不足，导致 FID 显著升

高至 153.37，大量纹理细节丢失。

- 当 $C = 128$ 时，尽管参数量增加，性能反而下降（FID 升至 156.67）。这主要归因于大模型在蒸馏过程中的梯度稀释效应以及对冗余特征的过拟合。
- 当 $C = 96$ 时，模型在保持轻量化的同时达到了最佳的感知质量（FID=79.24），证明该配置是当前蒸馏框架下的最佳容量点。

表 3.2 不同通道数 C 下 SwinIR-KD 的性能与效率对比

C	PSNR(↑)	SSIM(↑)	FID(↓)	LPIPS(↓)	Params(M)	FLOPs(G)	Time(s)
64	32.59	0.8742	153.37	0.2997	1.103	18.28	0.0898
96	**32.56**	**0.8737**	**79.24**	**0.2575**	**2.436**	**40.10**	**0.0906**
128	32.59	0.8740	156.67	0.3197	4.292	70.46	0.0939

（3）知识蒸馏权重（α）的平衡分析：

损失函数中的 α 用于调节“向真值学习”与“向教师学习”的比重。如表 3.3所示：当 $\alpha = 0$（无蒸馏）时，模型虽然 PSNR 尚可，但 FID 指标极差（154.57），说明单纯的重建损失难以恢复高频纹理。随着 α 增加至 0.5，学生网络成功继承了教师网络的特征提取能力，FID 显著改善至 79.24。然而，过大的蒸馏权重（$\alpha = 0.8$）会导致优化冲突，反而降低了性能。因此，实验确定 $\alpha = 0.5$ 为最佳平衡点。

表 3.3 不同蒸馏权重 α 对模型性能的影响

α	PSNR(↑)	SSIM(↑)	FID(↓)	LPIPS(↓)
0	32.61	0.8751	154.57	0.3124
0.2	32.58	0.8742	154.75	0.3178
0.5	**32.56**	**0.8737**	**79.24**	**0.2575**
0.8	32.60	0.8751	156.34	0.3159

3.5.3 综合性能评估与对比

基于上述消融实验确定的最优参数（$\lambda = 0.1, C = 96, \alpha = 0.5$），我们将 SwinIR-KD 与原始教师模型 SwinIR 进行了全面的量化对比（表 3.4）。在计算效率方面，得益于轻量化设计，SwinIR-KD 的参数量（Parameters）仅为 2.436 M，相比教师模型减少了约

79%；浮点运算数 FLOPs 也大幅降低。这种压缩直接体现为推理速度的提升，单帧处理耗时从 0.1343 秒缩短至 0.0906 秒。在图像质量方面，SwinIR-KD 在大幅“瘦身”的同时，PSNR 和 SSIM 保持了与教师模型相当的水平。值得注意的是，在反映感知质量的 FID 指标上，学生模型（79.24）甚至优于教师模型（84.56）。这一现象表明，知识蒸馏过程可能起到了正则化的作用，帮助学生模型过滤掉了教师网络中某些过拟合的冗余特征，从而生成了纹理分布更自然、更接近真值的图像。

表 3.4 SwinIR 与 SwinIR-KD 在测试集上的综合性能与效率对比

Method	PSNR(↑)	SSIM(↑)	FID(↓)	LPIPS(↓)	Params(M)	FLOPs(G)	Time(s)
SwinIR	34.06	0.9057	84.56	0.2570	11.556	189.68	0.1343
SwinIR-KD	32.56	0.8737	79.24	0.2575	2.436	40.10	0.0906

图 3.4 直观展示了 SwinIR-KD 与基线模型在真实振动图像上的复原效果对比。可以清晰地观察到，原始图像中由机械振动引起的水平条纹和边缘锯齿严重破坏了微观结构的几何特征，SwinIR-KD 在有效消除伪影的同时，并未产生过度平滑现象，较好地保留了对于 DIC 计算至关重要的纳米级散斑纹理。尽管作为轻量化模型，SwinIR-KD 在视觉感知质量上与参数量更大的教师模型 SwinIR 几乎难以区分，这进一步验证了知识蒸馏在特征迁移中的有效性。

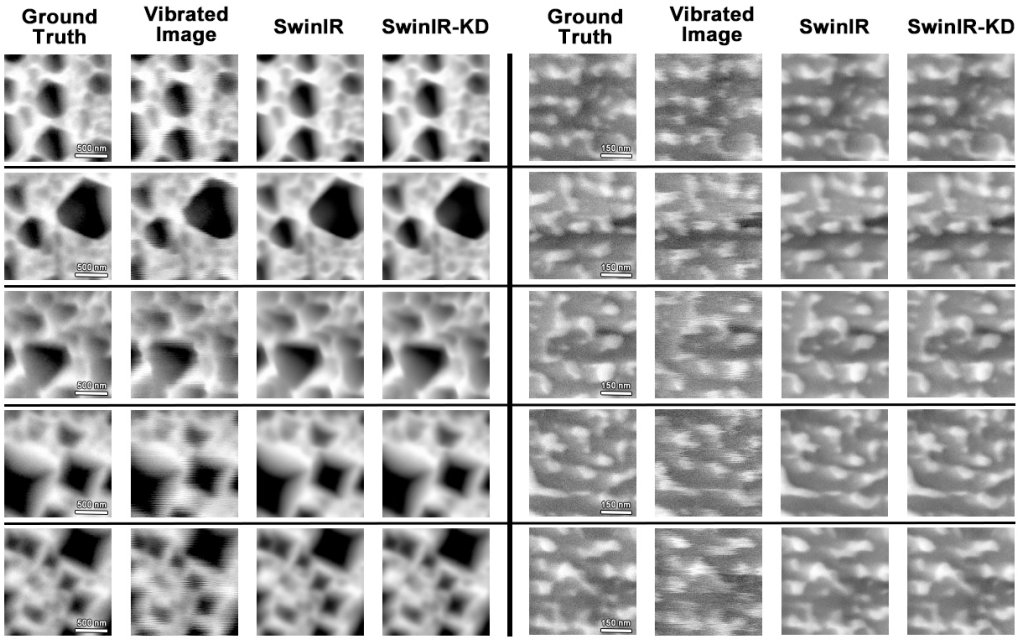


图 3.4 代表性 SEM 图像块振动伪影去除效果对比

3.5.4 大视场全景复原效果

为了验证算法在实际工程中的应用价值，利用 3.4 节提出的大视场拼接策略，对分辨率为 1536×1024 的真实全尺寸 SEM 图像进行了测试，统计结果如表 3.5 所示。图 3.5直观展示了复原前后的效果。原始图像中由真空泵引起的高频条纹及外界振动导致的波浪状畸变，经 SwinIR-KD 处理后均得到有效消除。局部放大图证实，背景中的纳米级散斑纹理得到了较好保留，未出现拼接块效应，证明了算法在处理大尺度数据时的空间一致性。更为关键的是在计算效率方面（见表 3.5 最右列）：处理单帧高分辨率图像，原始 SwinIR 模型平均耗时高达 21.40 秒，难以满足原位实验的实时性需求；而 SwinIR-KD 将推理时间大幅缩减至 8.95 秒，实现了约 2.4 倍的加速。这一显著的时间优势意味着在相同的实验周期内，SwinIR-KD 能够处理两倍以上的数据通量，使其具备了在电镜端进行准实时部署的工程实用价值。

表 3.5 全尺寸 SEM 图像上的复原性能与推理时间对比

Method	Image ID	PSNR(↑)	SSIM(↑)	FID(↓)	LPIPS(↓)	Time(s)
SwinIR	#1	22.43	0.8014	11.68	0.2653	21.40
	#2	27.85	0.9055	31.26	0.2268	
	#3	19.98	0.5733	32.14	0.7409	
SwinIR-KD	#1	22.52	0.7969	16.64	0.2195	8.95
	#2	27.57	0.8864	34.59	0.1669	
	#3	20.06	0.5620	38.70	0.7433	

3.5.5 软件系统集成与交互界面开发

为了将提出的算法转化为实际可用的工具，解决从“算法模型”到“工程应用”的最后一公里问题，本研究开发了配套的图形用户界面（Graphical User Interface, GUI）软件。如图 3.6所示，该系统集成了以下核心功能：

（1）模型热切换：针对不同的硬件计算资源，用户可实时切换高精度的 SwinIR 模型或高效率的 SwinIR-KD 模型，以适应不同的实验场景需求。

（2）感兴趣区域实时预览：支持在超高分辨率大图上框选任意感兴趣区域（ROI），软件调用算法后端进行秒级推理，并提供“处理前/处理后”的滑块式对比视图，方便用

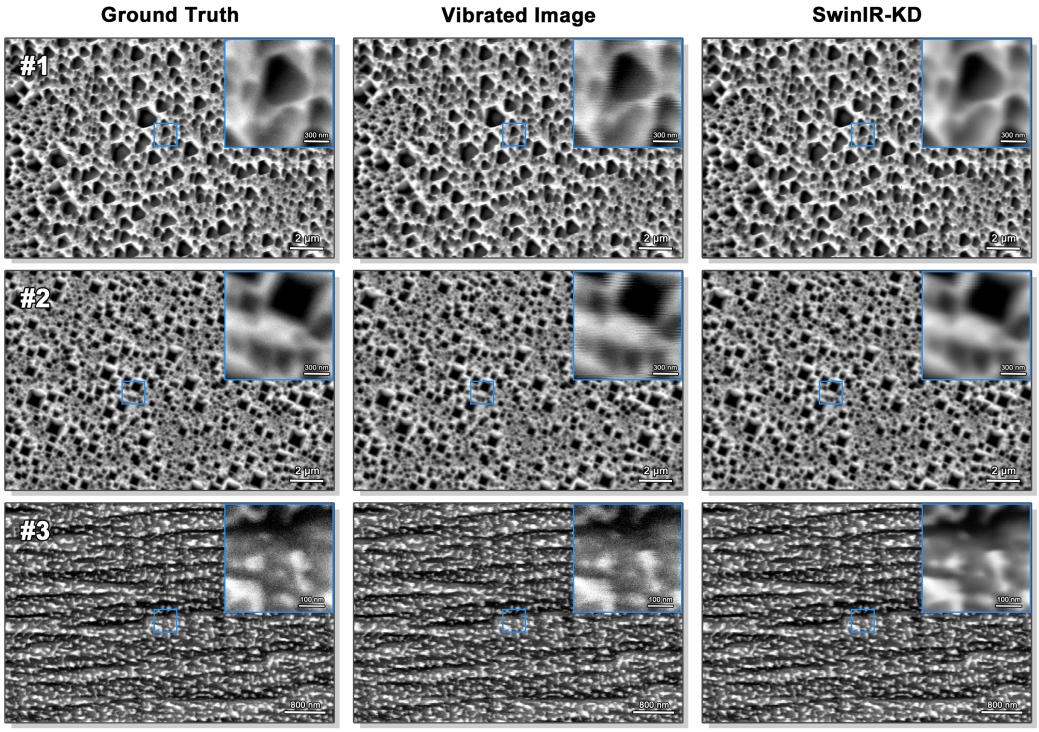


图 3.5 真实全尺寸 SEM 图像复原结果

户即时评估复原效果。

（3）标准数据导出：支持将复原后的图像以标准 TIFF 格式导出，能够无缝对接 Ncorr、DICe 等主流 DIC 分析软件。

该软件系统的开发显著降低了算法的使用门槛，验证了 SwinIR-KD 模型在实际原位力学实验中的部署潜力与工程实用价值。

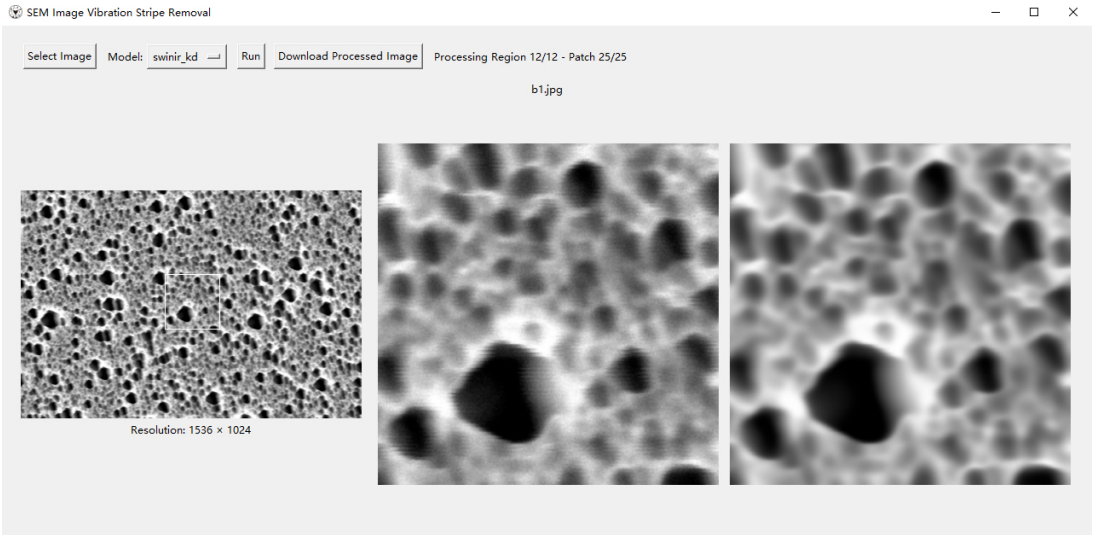


图 3.6 SEM 图像振动条纹去除软件界面

3.6 本章小结

针对原位 SEM 力学实验中普遍存在的扫描振动伪影问题，本章开展了从成像机理分析、复原算法设计到工程系统实现的系统性研究。通过构建物理驱动的深度学习框架，有效解决了动态成像环境下高保真数据获取的难题。本章的主要研究结论与创新点总结如下：

1. **揭示了 SEM 扫描伪影的时空耦合机理与物理特征：**通过受控的真空泵与地面冲击激振实验，证实了水平条纹伪影是低频环境振动与高频电子束行扫描过程耦合的产物。基于此机理，构建了包含 43 对“静态真值-动态激振”图像的高保真数据集，填补了微观成像领域缺乏成对真实振动数据的空白。
2. **提出了融合物理先验的轻量化 SwinIR-KD 图像复原网络：**针对条纹的长程相关性，利用 Swin Transformer 建立全局特征感知；针对伪影的方向性特征，设计了水平条纹抑制损失（HSS Loss），有效约束了垂直梯度的连续性。结合通道剪枝与知识蒸馏策略，模型在参数量减少 79% 的前提下，实现了 FID=79.24 的优异感知质量，且推理速度提升 2.4 倍，在效率与精度之间取得了最佳平衡。
3. **攻克了大视场高分辨率图像的工程化处理难题：**提出了基于加权线性融合的层级化重叠分块推理策略，彻底消除了分块拼接边界的块效应，实现了任意分辨率图像的无缝复原。配套开发的集成化 GUI 软件系统，打通了从算法模型到原位实验应用的“最后一公里”，具备了实际部署价值。

综上所述，本章工作成功消除了原位成像中的非线性振动干扰，恢复了图像的灰度守恒特性与几何连续性。这不仅显著提升了微观形貌的观测质量，更为第四章将要展开的物理驱动深度学习 DIC 测量提供了高信噪比、高保真的数据输入，是实现材料微观全场变形精准表征的先决条件。

4 物理驱动与深度学习融合的 E-DIC 及三维变形测量方法

4.1 引言

在第 3 章有效消除原位 SEM 动态扫描伪影、获取高保真图像序列的基础上，本章进一步聚焦于微观大变形条件下的高精度全场变形提取问题。随着高端装备制造领域对结构完整性和可靠性要求的日益严苛，深入理解关键金属材料在微观尺度的变形与损伤演化机理成为了材料科学和固体力学领域的核心课题。在真实的服役环境下，材料的失效往往源于微观尺度上的非均匀变形，例如晶界处的应变集中、晶粒内部滑移带的萌生与交割，以及微裂纹的起裂与扩展。为了定量捕捉这些微观力学行为，将具有极高空间分辨率和原位观测能力的 SEM 与 DIC 技术相结合而发展出的 SEM-DIC 技术，已成为微观实验力学中最具代表性的全场变形测量手段之一。

然而，尽管传统 SEM-DIC 技术在常规微小变形测量中取得了巨大成功，但在面对高温原位加载下的大变形、剧烈旋转或复杂的材料损伤时，其固有的算法缺陷便暴露无遗。一方面，传统 DIC 计算通常需要提供初始匹配点（种子点），在大变形下手动选取种子点不仅费时费力，而且传统的整像素搜索算法难以应对显著的旋转与非连续畸变，极易导致初值估计不准确甚至完全找不到匹配点。另一方面，在基于种子点进行全场可靠性引导扩散计算时，其核心的 IC-GN 子区匹配算法本质上是基于梯度下降的局部连续优化方法。当遇到滑移迹线、多晶晶界或微裂纹等非连续的微观形貌特征时，局部图像纹理会发生严重的非连续性畸变与去相关，导致 IC-GN 算法在这些区域无法收敛或陷入局部极小值，进而造成该区域及其扩散路径上的匹配计算完全失效。

近年来，随着计算机视觉技术的飞速发展，DL-DIC 方法逐渐兴起，并展现出了突破大变形和去相关瓶颈的巨大潜力。以 RAFT[140]、GMFlow[141]等为代表的光流网络，以及 DIC-Net[110]等端到端位移回归网络，能够利用 CNN 或 Transformer 架构提取图像的全局上下文特征，从而直接预测大变形下的全场位移。然而，这些纯数据驱动的 DL-DIC 方法在实际微观力学应用中仍然存在显著局限。首先，深度学习模型的性能高度依赖于训练数据的分布，而目前开源的 DIC 数据集大多基于自然场景图像或简单的数学合成散斑，完全脱离了真实金属材料的微观物理变形规律（如受晶体学取向控制的各向异性变

形、晶界阻碍效应等）。其次，当面对与训练集特征差异巨大的真实 SEM 散斑图像时，这些深度神经网络的泛化能力往往大幅下降，且由于缺乏严格的数学约束，其输出的位移场难以达到传统 DIC 的亚像素级精度，容易在应变计算时引入不可接受的数值噪声。

针对上述“传统方法高精度但初值敏感”与“深度学习鲁棒性强但缺乏物理先验且精度受限”的突出矛盾，本章提出了一种专门面向电子显微图像特征、融合物理驱动与深度特征匹配的电子数字图像相关（Electronic Digital Image Correlation, E-DIC）及其三维扩展方法。该方法可推广至常规光学 DIC，但其核心优势在于解决原位 SEM 场景下的极端微观形貌畸变难题。该方法摒弃了使用端到端网络直接输出最终位移的路线，转而采用“深度特征引导初值 + 传统算法精细迭代”的混合架构。为缓解深度模型在微观力学场景下的跨域适应性不足问题，本章创新性地引入了晶体塑性有限元（Crystal Plasticity Finite Element, CPFE）模型，构建了首个具备真实 SEM 物理变形特征的混合数据集。随后，利用具有强鲁棒性的深度特征检测与匹配网络提取大变形下的高置信度稀疏种子点，并通过 GPU 加速的并行 IC-GN 算法实现全场亚像素精修。最后，将计算所得的高精度二维面内位移场与前文第二章重建的原位三维高度场进行深度耦合，从而实现了微观尺度下包含真实形貌演化的三维全场变形高精度测量。本章提出的整体方法与计算架构将为后续开展各类复杂微观力学实验提供可靠的底层测量技术支撑，其总体流程框架如图 4.1所示。

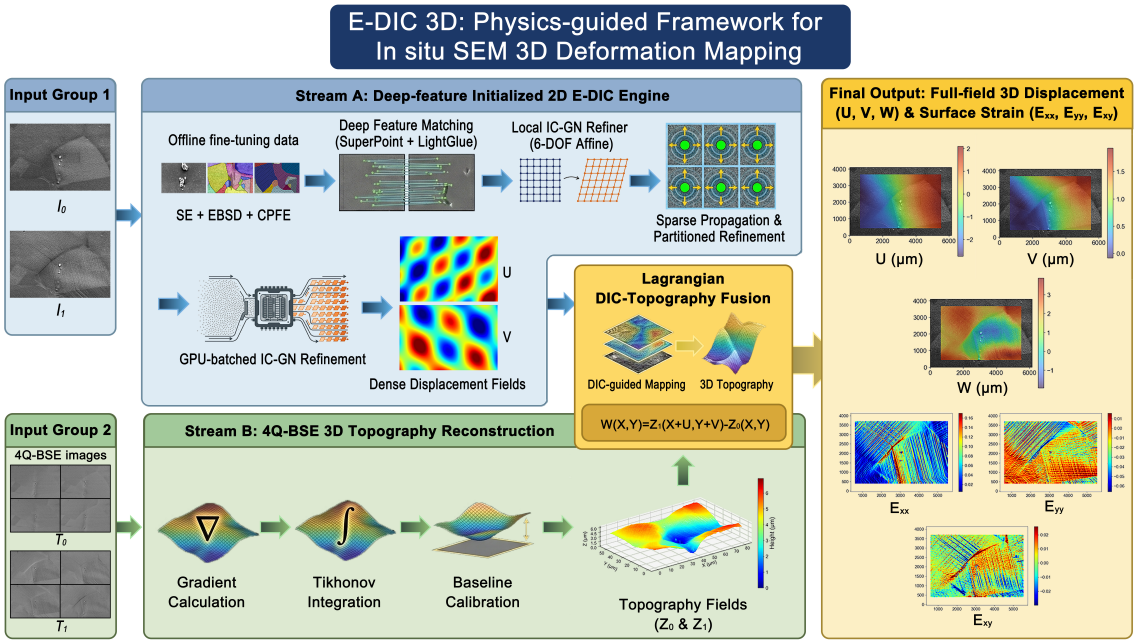


图 4.1 物理驱动与深度学习融合的 E-DIC 及三维变形测量方法总体框架

4.2　物理驱动深度特征引导的面内大变形 DIC 计算方法

在材料力学的原位扫描电子显微镜观测中，随着外载荷的增加，试样表面不仅会发生大范围的平移与旋转，还常常伴随着剧烈的局部非线性变形与非连续特征的萌生（如滑移带、微裂纹等）。传统的 DIC 算法在处理这类包含严重形貌畸变的图像时，往往因为初始匹配失效而导致全场计算中断。然而，基于深度学习的特征匹配虽然能够在大变形下保持极高的鲁棒性，但其输出结果仅为散乱的稀疏点云，无法直接满足 DIC 技术对稠密、规则全场位移的高精度测量需求。

为了彻底解决这一矛盾并实现复杂微观变形场景下的高鲁棒性与高精度测量，本节提出了一种递进式的计算架构。该架构包含两个核心环节：首先，通过构建物理驱动的混合数据集来微调深度特征网络，在恶劣纹理下提取高置信度的稀疏匹配种子点；其次，将稀疏先验转化为规则网格的全场初值，以这些种子点为基准结合 Tukey 双权重鲁棒估计（Tukey's Biweight）机制，通过多核 CPU 进行可靠性引导的稀疏扩散，并最终利用高度优化的 GPU 连续批处理策略完成全场亚像素精修。二维全场位移计算的总体演化流程如图 4.2所示，以下将对上述环节展开详细阐述。

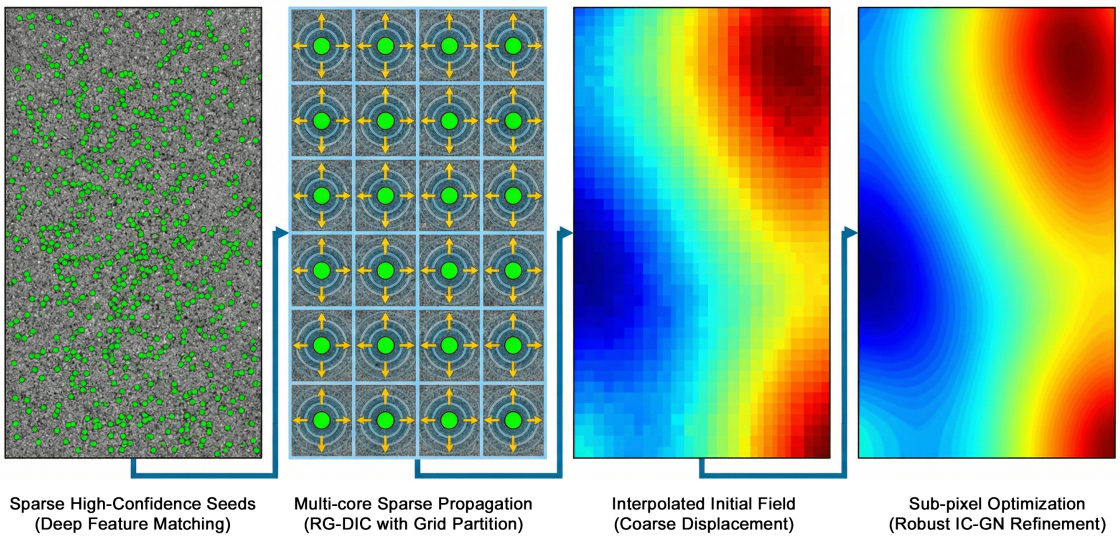


图 4.2 二维全场位移计算核心演化流程

4.2.1　面向真实物理变形的混合数据集构建与网络微调

深度学习在视觉匹配任务中的优异表现，很大程度上归功于海量高质量标注数据的驱动。然而，在实验力学尤其是微观 DIC 领域，获取具有绝对“真值（GT）”的实验图像几乎是不可能的。现有的解决方案通常是生成数学合成散斑图（例如通过正弦函数、高斯函数生成人工纹理，并施加平移或仿射变换）。这种纯数学手段生成的图像在灰度分布、噪声特性上与真实的 SEM 图像相去甚远；更致命的是，其施加的位移场完全是连续且平滑的数学解析解，无法反映多晶材料在微观尺度下真实的物理变形特征（如晶粒内部的各向异性滑移、晶界对变形的阻碍导致的应变梯度突变等）。为了打破这一数据壁垒，本节提出了一种“真实 SEM 纹理基底 + 物理 CPFE 位移场”的混合数据集构建策略。

4.2.1.1 真实 SEM 纹理基底的采集与预处理

为了确保合成数据集在底层图像特征上与实际工况高度一致，本研究以典型的 Inconel 718 镍基高温合金为研究对象，系统采集了真实 SEM 图像。在原位实验中，高质量的表面散斑是决定 DIC 测量精度的核心要素。在散斑制备策略上，通常优先考虑利用材料自身在特定处理下产生的自然衬度，这不仅能够避免引入外来杂质，还能真实反映材料底层的微观组织结构；而当材料无法产生理想的自然衬度，或在极端高温等环境下自然衬度易退化时，则必须借助人工喷涂或沉积手段制备散斑。基于这一原则，本研究涵盖了以下两种最典型且最常用的微观散斑制备方法：

（1）化学腐蚀自然散斑：通过特定的化学腐蚀液（如包含 HCl、$CuCl_2$ 和无水乙醇的混合溶液）对抛光后的试样表面进行数秒至数十秒的轻微腐蚀。由于合金基体（γ 相）与析出相（如 γ' 相、γ'' 相或碳化物）在腐蚀速率上的差异，会在试样表面形成微米至亚微米级的凹凸起伏。这些起伏在电子束扫描下，由于二次电子或背散射电子产额的不同，能够形成具有高对比度和丰富高频信息的自然散斑纹理。这种散斑保真度极高，非常适合在中高倍率下清晰观测滑移带的萌生与交割。

（2）磁控溅射人工散斑：针对无法通过腐蚀获得良好衬度或需要极高对比度的场景，利用高真空磁控溅射技术在样品表面沉积金属薄膜。本研究采用 InSn 合金靶材，在常温下进行溅射沉积，随后通过精确控制的退火处理（如加热至约 150°C 以上并保温），使

原本连续的金属薄膜在表面张力的作用下发生去润湿团聚效应，最终在样品表面形成尺寸均匀、分布随机且呈孤立岛状的高对比度金属颗粒网络。

我们在实验中采集了若干张大视场的腐蚀散斑图像以及中等视场的磁控溅射散斑图像，从而将 SEM 成像中常见的散粒噪声、电子束漂移等真实物理畸变自然地引入到数据集中。

4.2.1.2 多模态数据配准与有效子集提取

在获取大视场的原始 SE 图像后，为了赋予其真实的物理变形属性，需要将其与对应区域的电子背散射衍射（EBSD）晶体学数据进行严格对齐。由于 SE 图像通常在样品水平状态下采集，而 EBSD 数据要求样品台倾斜约 70°，两者之间存在显著的几何投影畸变与视野差异。为此，本研究首先通过在 SE 和 EBSD 图像上手动选取显著微观特征点，计算仿射变换模型，从而实现多模态数据的空间配准。

配准后的原始数据视场较大。为了扩充数据集规模并模拟局部大变形特征，采用滑动窗口策略对配准后的 SE 与 EBSD 数据进行同步裁剪。设定子集大小为 1536×1024 像素，裁剪步长设置为 50% 的重叠率。在裁剪过程中，由于前置的仿射变换会导致配准后图像的边缘存在无效的黑色填充区域，因此通过灰度阈值判断将包含无效黑边的子集进行剔除，最终保留的均为高质量的“已清洗子集”。详细的数据预处理与裁剪流程如图 4.3所示。

4.2.1.3 基于 CPFE 的物理变形模拟

获取已清洗的 EBSD 子集数据后，将其作为几何与材料的底层输入，利用晶体塑性有限元（CPFE）方法模拟微观变形下的真实物理位移场。CPFE 模型基于率相关晶体塑性理论，充分考虑了面心立方结构 Inconel 718 合金内部滑移系的开动、硬化及其交互作用。本文的 CPFE 理论框架主要参考了 Huang 等人[142]建立的经典晶体塑性模型，而具体的本构方程参数标定与有限元实现细节则借鉴了相关文献[143]的方法。

在有限元求解中，沿模型横轴方向施加单轴拉伸载荷，设定总体拉伸量约为 33.3% 的工程应变（以此作为 100% 的最大变形基准）。在整个虚拟拉伸过程中，每隔 5% 的相对变形增量，提取并保存一次全场的 U 和 V 位移数据。因此，对于每一个清洗后的子集，均可获得 20 组不同拉伸程度的连续物理位移场。由于 CPFE 基于连续介质力学假

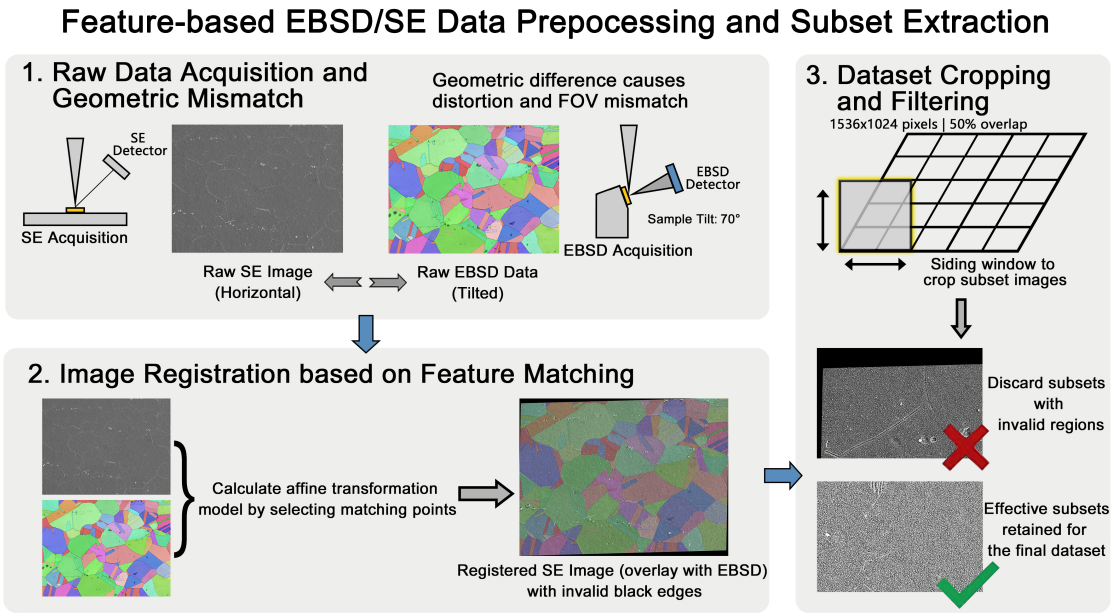


图 4.3 基于特征匹配的 EBSD/SE 数据预处理与有效子集提取

设，这些模拟所得的位移场在晶粒内部及晶界处整体保持平滑连续，但天然蕴含了由晶体取向差异引起的非均匀应变分布特征。

4.2.1.4 图像渲染与高频滑移带数据增强

在获得物理位移场后，利用高阶双三次插值算法，将各阶段的位移场非线性地映射并作用于对应的清洗后 SE 子集图像上，从而为每个子集生成 20 张伴随真实物理形变的“变形后 SE 图像”。

此外，为了提升深度特征匹配网络对非连续形貌的识别鲁棒性，本研究在变形后图像的基础上进行了针对性的滑移迹线数据增强。真实的微观塑性变形往往高度局域化，在表面形成密集的滑移台阶。为此，本方法根据局部的晶粒形貌与随机几何参数，生成模拟滑移带的阶跃状明暗调制场，并将其直接叠加至变形后的 SE 图像中。通过该增强策略，原始的 1 份变形图像被额外扩充出 2 份变体：包含单向主滑移迹线的图像（slip1）与包含复杂交叉滑移迹线的图像（slip2）。最终生成的数据集统计如下：

- **化学腐蚀散斑数据集**：共提取 902 个已清洗子集。每个子集衍生出 20 张常规变形图像、20 张 slip1 增强图像与 20 张 slip2 增强图像，数据示例与形貌特征如图 4.4所示。
- **磁控溅射散斑数据集**：共提取 174 个已清洗子集。按照相同的规则衍生出对应的常

规变形及滑移带增强图像，数据示例如图 4.5所示。

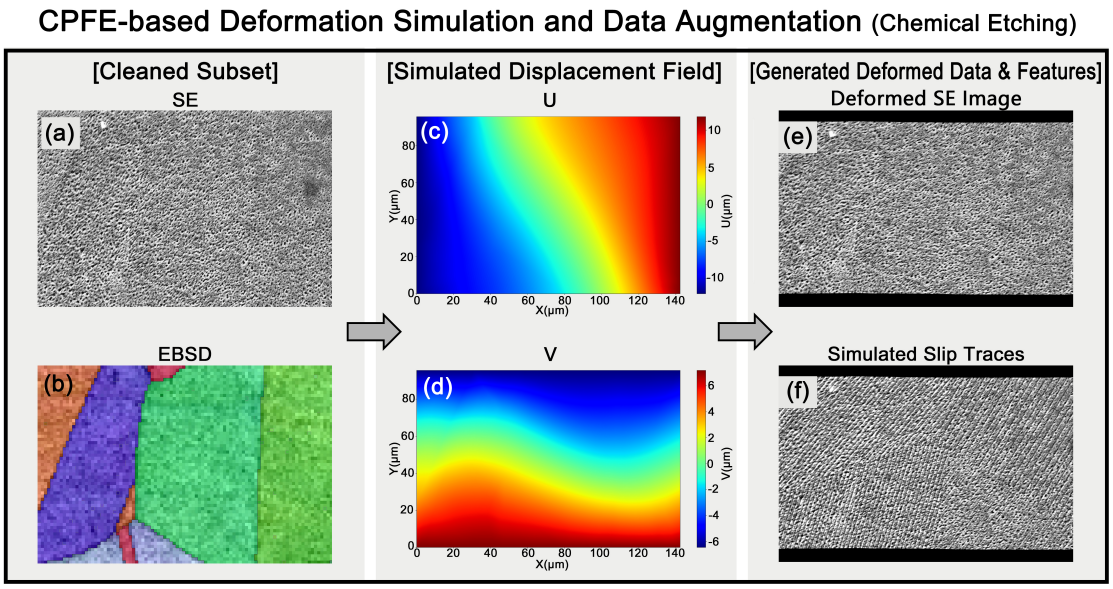


图 4.4 化学腐蚀散斑数据集的变形模拟与增强示例

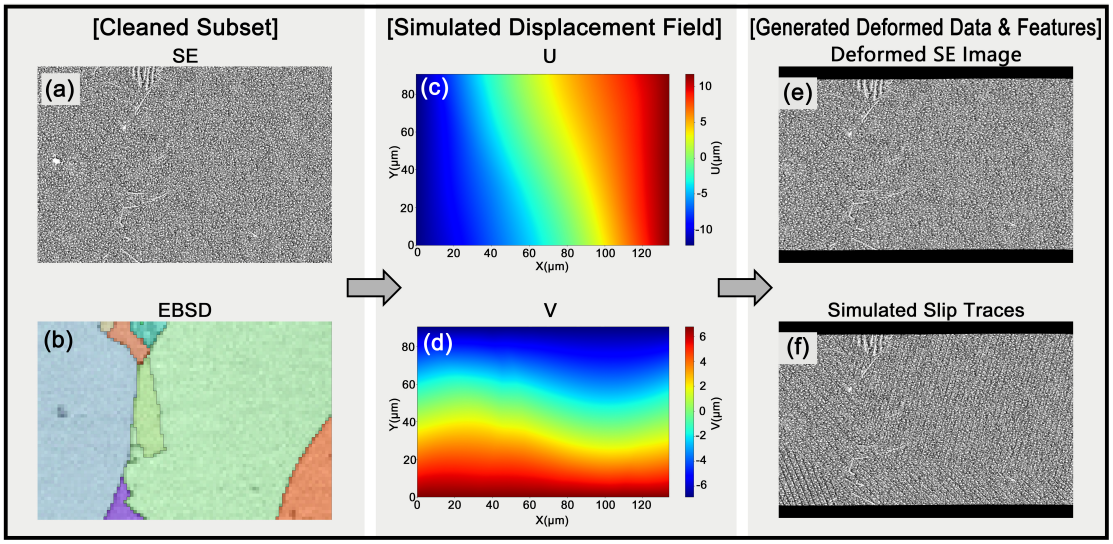


图 4.5 磁控溅射散斑数据集的变形模拟与增强示例

经过上述流程构建的混合数据集，被按照 0.7 : 0.15 : 0.15 的比例随机划分为训练集、验证集与测试集。该数据集为后续深度特征网络的微调提供了兼具宏观物理严谨性与微观非连续形貌特征的数据支撑。

4.2.2 基于深度特征检测与匹配的高置信度种子点提取

在获取了具有真实物理特征的数据集后，本方法的首要计算阶段是实现变形前后的图像配准，提取稳定可靠的初始匹配种子点，从而为后续的全场计算提供起始基准。传统的特征匹配算子如 SIFT 或 SURF，主要依赖于计算图像局部区域像素的梯度方向分布（梯度直方图）来构建特征描述向量。然而，SEM 散斑图像本质上是由大量形状相似、随机分布的颗粒或相界组成的重复纹理。在这种缺乏显著几何角点的图像中，传统描述子极易混淆，导致匹配结果中出现大量错误的对应关系（即所谓的“飞线”）。为了克服这一难题，本文引入并针对微观图像微调了先进且轻量化的深度特征匹配架构——SuperPoint 联合 LightGlue 网络[144-145]。

4.2.2.1 SuperPoint：自监督的鲁棒关键点检测

SuperPoint[144]是一种基于全卷积网络的关键点检测与描述子提取联合框架。与传统算子不同，SuperPoint 的训练采用了自监督的单应性适应策略，这使其对图像的旋转、缩放、平移以及非均匀光照变化具有极其出色的鲁棒性。网络结构采用共享的 VGG 风格编码器提取多尺度特征图，随后分为两个并行的解码器分支：

（1）兴趣点解码器：输出图像每个像素成为关键点的概率分布，能够稳定地在微观纹理中捕捉到具有高区分度的结构特征，即使在滑移带导致局部纹理退化的区域也能保持较高的响应。

（2）描述子解码器：为每个提取到的关键点生成一个高维的特征向量。该向量融合了更大的感受野信息，使得描述子不仅包含局部纹理，还隐含了周围的上下文拓扑信息。

4.2.2.2 LightGlue：基于注意力机制的上下文感知匹配

在提取出两幅图像的关键点及其描述子后，传统的最近邻距离匹配策略往往忽略了特征点之间的空间几何关系。为此，本文采用了基于 Transformer 架构的 LightGlue[145]匹配网络。LightGlue 不仅模型轻量、推理速度快，更重要的是它摒弃了静态的距离计算，转而利用注意力机制对两组特征点进行迭代的信息交互：

（1）自注意力机制（Self-Attention）：在单幅图像内部，计算每个特征点与其他所

有特征点之间的关联，从而使得每个点的描述子能够“感知”到自己所处的全局拓扑位置。

（2）交叉注意力机制（Cross-Attention）：在参考图与变形图之间，寻找外观和拓扑结构最相似的点对。

（3）动态剔除与匹配分类：随着网络层数的加深，LightGlue 能够动态识别并提前丢弃那些无法匹配的孤立点（如因滑移带新生或被遮挡的区域），最终输出具有极高置信度的匹配点对。

通过在本文构建的物理混合数据集上对该联合网络进行微调，模型能够深度学习 SEM 散斑在非连续变形下的内在演化规律。面对真实的原位 SEM 大变形数据时，微调后的网络依然能够稳定提取并匹配足够数量的稀疏点对。经过双向一致性校验（Forward-Backward Check）与 RANSAC 算法剔除异常值后，这些高置信度的匹配点云将作为全场计算的“锚点”（Anchor Points），有效缓解了传统算法对人工框选初值的依赖。

4.2.2.3 基于局部 IC-GN 的种子点再优化与异常剔除

虽然深度特征网络能够提供较为鲁棒的稀疏匹配点对，但受限于特征图的降采样分辨率，其输出的坐标精度通常仅停留在像素级或粗略的亚像素级别。为满足后续全场高精度插值的需求，本研究在深度匹配阶段后串联了一个局部精修模块（Refiner），利用传统的 IC-GN 算法对种子点坐标进行高精度再优化。

经典的 IC-GN 算法通过一阶仿射形函数 $\mathbf{W}(\mathbf{x};\mathbf{p})$ 来描述局部子区的变形，其中包含平移、正应变和剪切应变共 6 个参数，即 $\mathbf{p}=(u,v,\frac{\partial u}{\partial x},\frac{\partial u}{\partial y},\frac{\partial v}{\partial x},\frac{\partial v}{\partial y})^T$。IC-GN 的核心思想是通过对参考子区施加增量参数 $\Delta\mathbf{p}$，并在每次迭代中将增量反向组合到全局形函数中。由于参考图像在迭代过程中保持不变，其 Hessian 矩阵只需评估并求逆一次，从而大幅减少了计算量。

本模块包含两步递进的精修策略。首先是局部区域搜索环节，以深度网络输出的匹配点对 $(x_{ref},y_{ref})\rightarrow(x_{def},y_{def})$ 为中心，在变形图像的指定半径（如 30 像素）内进行穷举搜索，利用鲁棒的零均值归一化平方差（ZNSSD）准则寻找最佳匹配位置，并通过局部曲面拟合获得高精度的亚像素平移初值。随后进入全参数 IC-GN 精修环节，以上一步搜索得到的平移位移为初值，启动包含六个仿射变形参数的迭代计算。每次迭代的参数更新公式为：

$$\Delta \mathbf{p} = -\mathbf{H}^{-1} \sum_{x \in S} \left[\nabla f \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} \right]^{T} \left(f(\mathbf{x}) - g(\mathbf{x} + \mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})) \right) \tag{4-1}$$

当参数增量 $||\Delta \mathbf{p}||$ 小于收敛阈值（如 10^{-3}）时迭代终止。通过这一步局部再优化，不仅能够精确提取种子点处的局部形变梯度，还能将种子点的定位精度进一步提升至 0.01 像素级别。

同时，在精修完成后，本方法设立了严格的异常点剔除规则：

- **相关性系数阈值**：剔除迭代收敛后，相关性分数（如 ZNCC 低于 0.15 或 ZNSSD 过高）不达标的匹配点，这通常意味着该区域发生了严重的物理破坏（如裂纹张开）或存在剧烈的遮挡，已失去匹配意义。
- **形函数合理性约束**：监控 IC-GN 输出的一阶仿射形变参数，若局部计算应变或变形梯度超过合理物理极限，则判定为局部迭代发散或误匹配并予以剔除。

经过精修与清洗后，我们最终获得了极高置信度的高质量种子点云。图 4.6展示了整个第一阶段（深度匹配 + 精修再优化 + 剔除）在 Inconel 718 合金试样原位拉伸实验数据上的最终输出效果。图中不仅展示了成功提取并保留的 4637 个匹配点的全局对应关系，还放大了某代表性特征点在变形前后的局部子区形貌，充分证明了该方法在剧烈变形下的可靠性。这些点将被直接送入下一阶段进行全场扩散。

4.2.3 稀疏扩散与 GPU 并行加速的全场位移计算

本节将详细阐述如何将高置信度的稀疏种子点转化为稠密、规则的全场位移。计算流程主要包括：首先，利用多核 CPU 进行拓扑分区与稀疏扩散，快速获取全场网格的位移初值；随后，利用 GPU 并行架构进行全场亚像素精修。针对微观图像中局部非连续变形导致的匹配失效问题，本节进一步阐述 Tukey 双权重鲁棒估计（Tukey's Biweight）机制的具体应用，并介绍专用的局部邻域参数重启与全局插值修补策略，从而确保全场位移的可靠性与完整性。

4.2.3.1 基于多核 CPU 的拓扑分区与稀疏扩散

为了快速获得全场位移的初始估计，本阶段采用可靠性引导的 RG-DIC 算法进行拓扑传播。如果直接在密集网格（如计算步长 Step=1）上进行逐点传播，计算耗时将显著

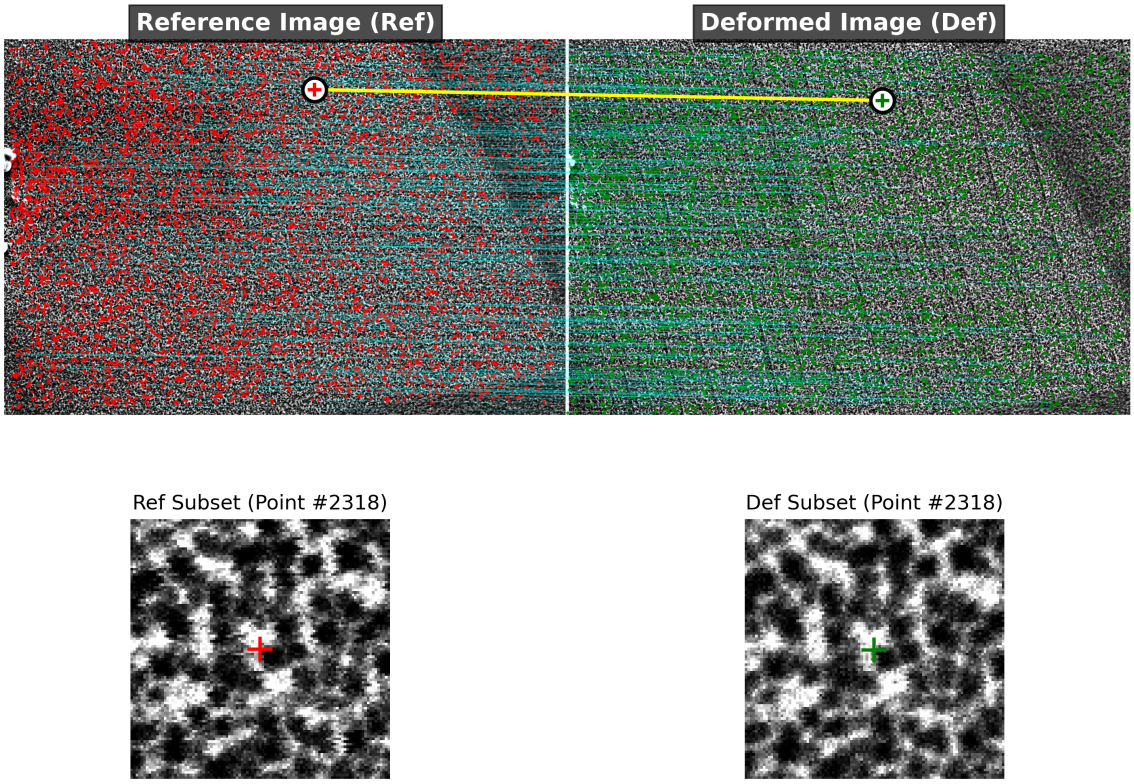


图 4.6 基于微调深度网络与局部精修的种子点提取结果

增加。因此，本研究引入了“稀疏步长（Coarse Step）”策略，在稀疏网格上进行快速扩散，随后通过插值映射至全场，从而大幅加快初始估计的速度。

为了充分利用多核 CPU 的计算资源，本方法在扩散前首先根据 CPU 的核心数量对计算区域进行动态分区。算法优先采用规则空间网格划分策略，即根据图像长宽比，寻找最接近的因数分解组合，将整个 ROI 均匀划分为与 CPU 核心数相等的矩形网格子区域（例如对于 20 核 CPU，将其划分为 4×5 的规则网格阵列）。若由于大变形导致某些子区域内完全缺乏高质量的初始种子点而无法满足独立传播条件，算法将自动回退至“网格锚定的 L2 Voronoi 剖分”策略。该策略通过在空间中定义理想的网格中心，选取离中心最近的高质量种子点，并在图像网格上计算 L2 Voronoi 图，从而保证每个分区形状规则且计算负载均衡，有效避免了传统贪心算法导致的狭长分区和执行时间不均。

在多核并行的稀疏扩散过程中，为了保证大变形下的传播精度，本方法不仅传递位移参数 (u, v)，而是完整传递包含形变梯度的全部 6 个仿射变形参数 $(u, v, \frac{\partial u}{\partial x}, \frac{\partial u}{\partial y}, \frac{\partial v}{\partial x}, \frac{\partial v}{\partial y})$。每一个新预测的网格点在加入队列前，均需经历一次完整的局部 IC-GN 精修。由于微观力学实验中常存在划痕、灰尘或微裂纹等“光度缺陷”，这些区域严重违反了 DIC 的灰度守恒假设。为此，在稀疏扩散的 IC-GN 匹配中首次引入了 Tukey 双权重鲁棒目标

函数：

$$C_{Robust}(\mathbf{p}) = \sum_{x \in S} w(r(\mathbf{x})) \cdot r(\mathbf{x})^2 \tag{4-2}$$

其中，$r(\mathbf{x})$ 为局部像素的灰度残差。Tukey 权重函数 $w(r)$ 的定义为：

$$w(r) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{r}{c}\right)^2\right]^2, & |r| \le c \\ 0, & |r| > c \end{cases} \tag{4-3}$$

常数 c 通常取残差中位数的特定倍数。该权重函数能够自动识别异常的高残差像素（如裂纹暴露的暗区或灰尘遮挡），并将其权重降至 0，从而防止局部缺陷干扰正常区域的位移计算，保证稀疏传播路径的可靠性。

稀疏扩散完成后，获得稀疏网格上的可靠位移场。随后，利用快速的 B 样条或双三次插值算法，将稀疏网格上的位移与形变梯度直接插值到用户设定的密集目标网格上。该过程极大地压缩了拓扑传播的时间，同时为后续的全场精修提供了“量身定制”的优质初值。

4.2.3.2 GPU 连续批处理与面向非连续形貌的修补策略

获得高质量的密集初值后，全场每个目标点均需进行亚像素级的 IC-GN 精修。在此阶段同样启用 Tukey 双权重鲁棒机制，以确保全场位移在非连续形貌处的计算精度。

在计算架构方面，包含数十万测点的全场 IC-GN 迭代是一项庞大的工程。本研究基于 PyTorch 开发了高度优化的 GPU 张量化求解器。在传统的固定批处理模式下，GPU 计算存在严重的“木桶效应”：如果批次中极少数散斑点难以收敛，整个批次都必须陪同其继续迭代，造成算力浪费。为彻底消除这一瓶颈，本文创新性地引入了连续批处理动态缩表策略。其核心机制为：将网格点切分为固定大小的批次（如 4096，以匹配 GPU L2 缓存），在每次迭代末尾利用布尔掩码动态剔除已收敛（如参数增量 $< 10^{-4}$）的点，仅保留“活跃点”进入下一次迭代。同时设立容差早停机制：当批次中剩余活跃点低于 1%，或迭代 15 次后低于 5% 时，强行终止该批次。这一策略在不牺牲全局精度的前提下，将 GPU 全场计算速度提升了近百倍，实现了亚秒级的高通量测量。

尽管采用了鲁棒 IC-GN 算法，在材料发生剧烈断裂、表面剥落或极端非连续变形的区域，部分测点仍会不可避免地发生迭代发散或计算出错误结果。为了保证全场位移场的完整性并为后续应变计算提供连续的数学场，本方法在全场精修后设计了递进式的

两步修补策略。GPU 连续批处理精修与失效点局部参数重启的完整执行逻辑如图 4.7所示。

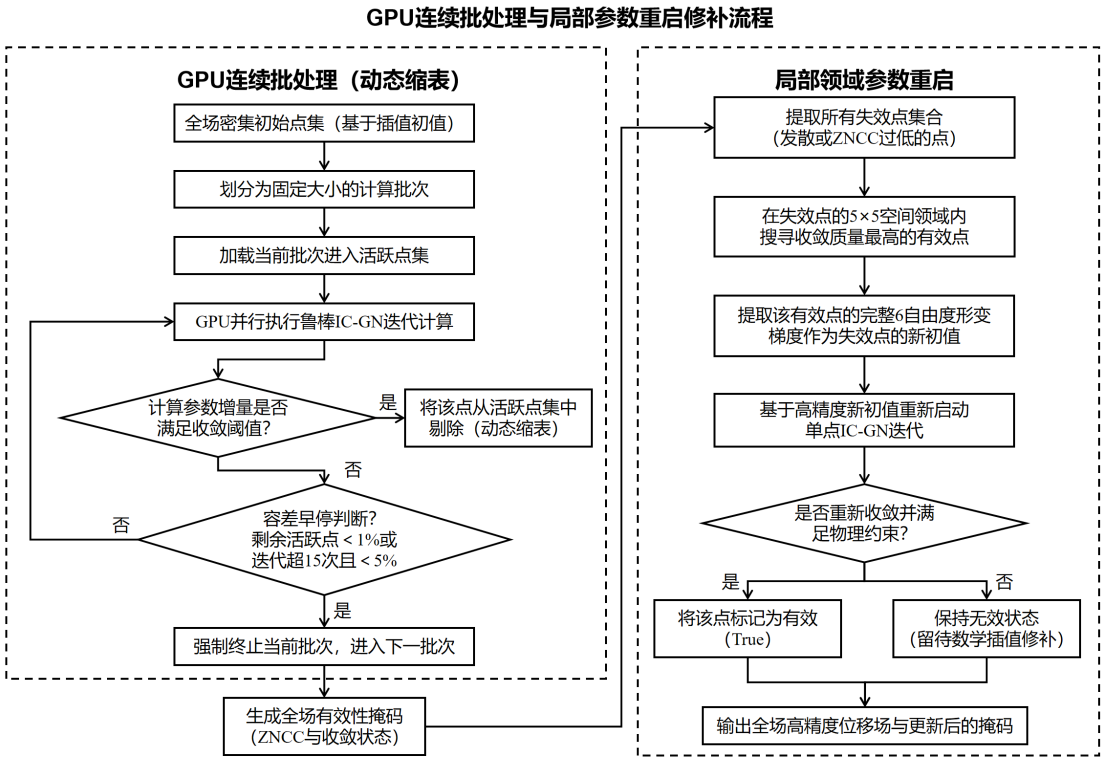


图 4.7 GPU 连续批处理与局部参数重启修补流程

局部邻域参数重启：该步骤主要针对因初值不良或跨越剧烈非连续形貌（如微裂纹、滑移台阶）而发散的测点。算法遍历全场所有未收敛或相关系数（ZNCC）过低的失效点，搜寻其 3 × 3 或 5 × 5 邻域内成功收敛的有效点。提取这些邻域有效点的 6 个仿射变形参数作为新的高精度初值。

分裂子区（Split-Subset）匹配策略：为了跨越导致上述点初次发散的非连续形貌，重新启动 IC-GN 迭代时引入了分裂子区匹配策略。该策略将原本完整的正方形匹配子区沿水平和垂直方向划分为四个存在重叠的半区（上、下、左、右）。在计算时，独立评估每个半区的灰度残差与匹配度，并动态舍弃因断裂或剥落导致匹配失效的区域，仅选取误差最小的最优半区来完成当前中心点的位移计算与参数更新。这种“借用邻居参数结合物理剥离不连续特征”的策略，能够有效挽救大量位于变形梯度剧变区或微裂纹边缘的测点。

全局插值修补：在经过局部重启尽力挽救后，若某区域（如真实的物理裂纹内部）仍存在无法收敛的空洞，则进入数学修补阶段。为了防止空洞在后续求导计算应变时引

起数值发散，本步骤采用无网格插值或弹簧物理模型，基于空洞边界的有效位移进行平滑填充。该修补仅具有维持数学场连续性的工程意义，因此在最终的可视化与分析中，这些被填补的区域可根据其原始的低 ZNCC 掩码重新标记为无效区，以确保物理结论的严谨性。

4.3 融合原位三维形貌的离面位移与应变计算方法

4.3.1 二维位移与三维高度场的耦合映射

为了实现真正的三维全场变形测量，本节将二维平面内的位移与独立重建的三维高度场进行深度耦合。由于前文所使用的原位拉伸 SE 图像与基于四象限背散射电子（4Q-BSE）探测器获取的形貌图像是在完全相同的视场和物理坐标系下同步采集的，两者在像素级别天然对齐。因此，我们不仅可以利用本章计算得到的二维面内高精度位移场 (U,V)，还可以结合第二章中基于 4Q-BSE 原位 SEM 三维重建工作所提取的表面高度场 $Z(x,y)$，构建完整的物质点三维空间演化模型。

具体而言，采用拉格朗日（Lagrangian）描述法追踪试样表面任意物质点的空间轨迹。设某物质点在变形前（参考构型）的初始三维坐标为 (x_0,y_0,z_0)，经过加载后，在当前变形状态下的三维坐标变为 (x_1,y_1,z_1)。通过二维 DIC 算法提取的面内位移提供了该点在成像平面上的坐标映射关系：$x_1 = x_0 + u(x_0,y_0)$，且 $y_1 = y_0 + v(x_0,y_0)$。随后，通过双线性或双三次插值算法，从参考状态高度场和变形状态高度场中分别提取该点的高度值 $z_0(x_0,y_0)$ 与 $z_1(x_1,y_1)$。由此，我们可以直接计算出该点在垂直于成像平面方向（离面方向）的真实位移分量，即 W 位移场：

$$w(x_0,y_0) = \Delta z = z_1(x_0 + u(x_0,y_0), y_0 + v(x_0,y_0)) - z_0(x_0,y_0) \tag{4-4}$$

这种基于物质点真实轨迹的三维耦合（如图 4.8所示），克服了传统基于欧拉视角直接相减所带来的几何偏差。最终构建的三维位移矢量场 (U,V,W) 使得我们能够直观地观察到微观变形在三维空间中的三维分布，特别是获得了 W 位移场后，能够极其精准地量化滑移带造成的表面起伏、晶界处的离面翘曲以及面内应变集中的空间对应关系，为后续的三维晶体塑性分析提供了完备的三维位移边界条件。

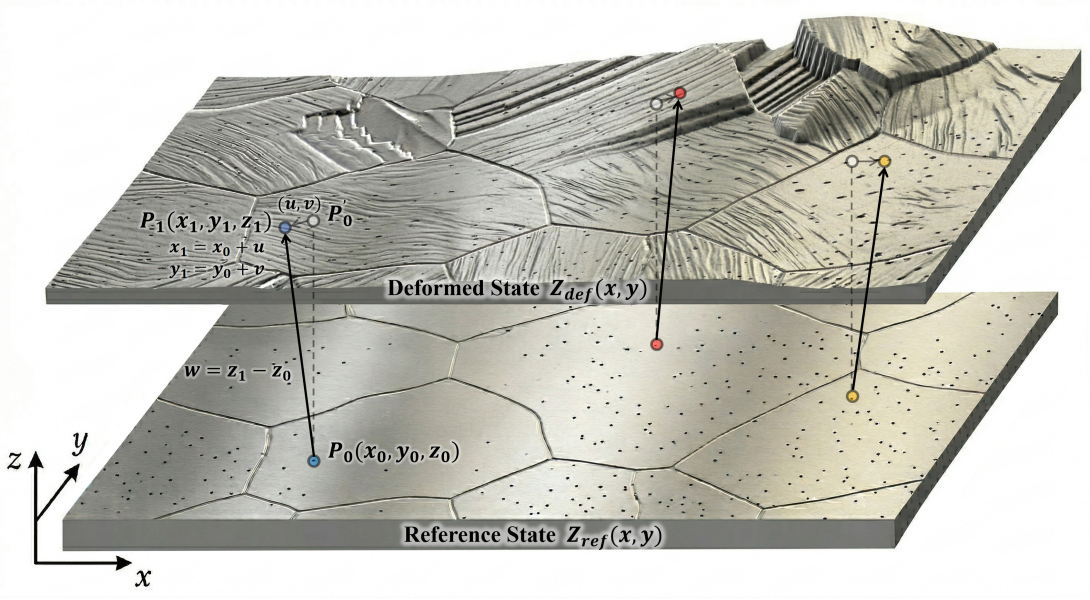


图 4.8 基于拉格朗日描述法的二维面内位移与三维高度场耦合映射示意图

4.3.2　基于局部最小二乘的全场应变计算

在完成全场亚像素位移计算与修补后，为了进一步分析材料在微观尺度下的力学响应，需要对位移场进行求导以获取应变场。然而，受原位 SEM 图像固有噪声干扰，计算出的全场位移往往存在一定程度的数值波动，若直接进行有限差分求导，会极大地放大噪声并掩盖真实的应变集中特征。为保证应变计算的准确性与物理意义，本方法采用了经典的局部多项式最小二乘（Polynomial Least Squares, PLS）方法进行应变场的光滑计算。

具体而言，该方法在每个有效计算节点周围划定一个局部窗口（如 15×15 像素），假设窗口内的二维位移场在局部服从一次多项式分布（即局部均匀应变假设）。随后，通过无权重的最小二乘法对窗口内的位移数据进行曲面拟合，直接由拟合得到的多项式系数提取出该节点的局部形变梯度 $\frac{\partial u}{\partial x}, \frac{\partial u}{\partial y}, \frac{\partial v}{\partial x}, \frac{\partial v}{\partial y}$。在微观大变形场景下，当材料发生大变形且位移梯度的高阶项不可忽略时，柯西应变的小变形假设不再适用，须采用 Green-Lagrange 应变张量来精确描述几何非线性特征。最终的应变场分量（以 E_{xx}, E_{yy}, E_{xy} 表示）计算如下：

$$E_{xx} = \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{1}{2}\left[\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2\right] \tag{4-5}$$

$$E_{yy} = \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{1}{2}\left[\left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2\right] \tag{4-6}$$

$$E_{xy} = \frac{1}{2}\left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial x}\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x}\frac{\partial v}{\partial y}\right) \tag{4-7}$$

需要说明的是，本文及后续分析中统一采用大写字母 E（如 E_{xx}）而非小写希腊字母 ε 来表示应变。这是因为 ε 通常用于表示工程应变或基于小变形假设的柯西应变，其仅包含位移的一阶导数；而在本研究的原位大变形拉伸实验中，由于试样表面存在显著的局部旋转与形变，必须保留二阶非线性项以消除刚体旋转对应变的虚假贡献。大写字母 E 正是连续介质力学中标准 Green-Lagrange 应变张量的符号约定，使用该符号能够更严谨地表达本文所采用的大变形度量框架。

通过上述基于 PLS 窗口的计算流程，能够在有效平滑数值噪声的同时，最大程度地保留微滑移带等高频物理变形特征。为保证算法对局部应变集中的保真度，本方法不采用任何全局高斯预平滑，完全依赖 PLS 窗口的尺寸来调节应变场的空间分辨率。

4.4 实验验证与误差分析

为了全面评估本章提出的 E-DIC 及其三维扩展方法的准确性与可靠性，本节设计了由浅入深的三层次验证方案：首先，通过在静态 SE 图像上叠加相对平滑的解析变形场，构建具有位移场与应变场绝对真值的谐波（Harmonic）合成数据集，以验证算法的基准亚像素插值与应变计算精度；其次，利用白光干涉仪（White Light Interferometer, WLI）的扫描数据，对比验证本方法在应对微观滑移台阶等高频三维形貌时的几何重建与离面位移计算精度；最后，在缺乏全场应变绝对真值的原位拉伸实验（中等变形阶段）中，引入连续介质力学中的“应变积分守恒”原理，对局部微观应变场的物理自洽性进行严格检验。

4.4.1 基于谐波变形场的基准插值与应变精度验证

为了在真实的复杂原位实验之前，严格验证本文提出算法的基准亚像素精度与应变计算可靠性，本研究在真实的静态 SE 图像（分辨率为 3072×2048 像素）基础上，通过

人工叠加具有已知解析形式的混合变形场，构建了一组具备位移场与应变场绝对真值的谐波（Harmonic）合成数据集。

实验中设定的理论变形场包含仿射拉伸（代表宏观均匀变形）与周期性谐波（代表局部应变集中或滑移特征）两个分量。其解析表达式如下：

$$u(x,y) = a_1 x + a_2 y + A_1 \sin\left(2\pi\left(\frac{x}{L_{x1}} + \frac{y}{L_{y1}}\right) + \phi_1\right) + A_2 \cos\left(2\pi\left(\frac{x}{L_{x2}} - \frac{y}{L_{y2}}\right) + \phi_2\right)$$
$$v(x,y) = b_1 x + b_2 y + B_1 \cos\left(2\pi\left(\frac{x}{L_{x3}} - \frac{y}{L_{y3}}\right) + \phi_3\right) + B_2 \sin\left(2\pi\left(\frac{x}{L_{x4}} + \frac{y}{L_{y4}}\right) + \phi_4\right) \tag{4-8}$$

其中，仿射参数设定为 $a_1 = 7.5\times10^{-4}, a_2 = 2.8\times10^{-4}, b_1 = -3.0\times10^{-4}, b_2 = 6.5\times10^{-4}$；谐波振幅 $A_1 = 1.35, A_2 = 0.85, B_1 = 1.20, B_2 = 0.75$ 像素；空间周期 L_x, L_y 在 $900 \sim 1800$ 像素之间；相位参数 $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4$ 均为在 $[0, 2\pi]$ 区间内随机生成的初始偏移量，以增加变形场在空间分布上的随机性与不对称性。该变形场在全图范围内引入了最大约 4 像素的不均匀位移，对应了量级为 10^{-3} 的高频微应变场。

为保证对比的严谨性，我们将本文 E-DIC 算法与经典开源工具箱 Ncorr 进行了定量对比。两者的计算参数保持严格一致：IC-GN 匹配子区半径均设为 15 像素（即 31×31 像素大小），计算步长设为密集网格的 1 像素，PLS 局部应变拟合窗口半径设为 15 像素。表 4.1 详细列出了两者在平滑且连续的解析变形条件下的均方根误差（RMSE）。测试结果表明，本文算法的均方根误差稳定在极低的水平。虽然在极限插值精度上，E-DIC 的误差略高于 Ncorr（这是由于 Ncorr 针对平滑解析场采用了无权重的纯数学最优拟合，而 E-DIC 在设计上为了兼顾原位图像的复杂缺陷保留了更为复杂的鲁棒权重逻辑，从而在完美平滑场中引入了微小的数值波动），但 E-DIC 的位移计算误差依然远低于 0.015 像素，应变误差在 10^{-4} 量级，完全满足微观力学高精度测量的需求。

表 4.1 Harmonic 理论变形场位移与应变计算精度对比（均方根误差 RMSE）

算法	U 位移 (px)	V 位移 (px)	E_{xx} (10^{-4})	E_{yy} (10^{-4})	E_{xy} (10^{-4})
E-DIC	1.493398×10^{-2}	1.090731×10^{-2}	1.857559	1.387646	1.047728
Ncorr	1.468423×10^{-2}	1.067589×10^{-2}	1.607340	1.118400	0.822485

此外，为了评估前文（第 4.2 节）提出的“多核稀疏扩散结合 GPU 全场精修”策略在实际计算中的加速效果与潜在精度损失，我们针对核心参数“稀疏步长（Coarse Step）”开展了系统的消融实验。本章所有的计算效率测试与分析均在一台配备 Intel Core i5-13600KF 处理器、64GB 内存以及单张 NVIDIA GeForce RTX 4090 D 显卡的计算

工作站上完成。表 4.2 详细记录了在不同稀疏步长配置下，完成全图（数百万像素点）拓扑扩散所需的时间，以及经过最终插值与 GPU 全场精修后得到的位移与应变场精度。

需要特别说明的是，表 4.2 中在不同步长下最终输出的位移与应变误差指标表现出了较高的一致性。这并非数据异常，而是本文所采用的“局部多项式插值 + GPU 全局重新优化”架构的必然结果。无论在拓扑扩散阶段采用多么稀疏的网格，只要这些初值没有发生根本性的错位失效，在随后进入连续批处理 GPU IC-GN 优化环节时，所有的网格点都会在各自真实的局部子区内重新收敛到最优解。这一结果有力地证明了：拓扑扩散阶段的核心任务仅仅是为全场提供一个足够落在收敛半径内的初始猜测，而最终的插值精度完全由 GPU IC-GN 精修阶段决定。因此，我们可以放心地增大稀疏步长以换取拓扑扩散时间的显著下降，而不必过度担心最终输出精度的损失。

从表中数据可以直观地看出，采用本文推荐的多核稀疏扩散策略，能够在不牺牲计算精度的前提下，有效缩短求解耗时。

表 4.2 不同稀疏步长（Coarse Step）下的扩散耗时与最终精度对比

稀疏步长	拓扑扩散耗时 (s)	U 场 RMSE (px)	V 场 RMSE (px)	E_{xx} (10^{-4})	E_{yy} (10^{-4})	E_{xy} (10^{-4})
1	**165.36**	**1.493398**$\times10^{-2}$	**1.090731**$\times10^{-2}$	**1.857559**	**1.387646**	**1.047728**
2	63.23	1.493376$\times10^{-2}$	1.090737$\times10^{-2}$	1.857779	1.388162	1.047432
3	41.34	1.493388$\times10^{-2}$	1.090703$\times10^{-2}$	1.855564	1.388302	1.046734
4	**33.15**	**1.493387**$\times10^{-2}$	**1.090696**$\times10^{-2}$	**1.856674**	**1.388028**	**1.047213**
5	30.43	1.493380$\times10^{-2}$	1.090681$\times10^{-2}$	1.854443	1.388459	1.046620
8	25.71	1.493410$\times10^{-2}$	1.090619$\times10^{-2}$	1.855327	1.388818	1.046669
12	25.25	1.493376$\times10^{-2}$	1.090619$\times10^{-2}$	1.856957	1.389953	1.046850
16	25.96	1.493411$\times10^{-2}$	1.090612$\times10^{-2}$	1.855054	1.388173	1.047017
20	25.75	1.493368$\times10^{-2}$	1.090684$\times10^{-2}$	1.857474	1.388144	1.047339

为了更加直观地展示全场位移与应变的计算效果及其误差分布特征，图 4.9 (a) 和 (b) 详细对比了在推荐稀疏步长（Coarse Step = 4）下，E-DIC 与 Ncorr 在 U 位移场及 E_{xx} 应变场上的计算结果。

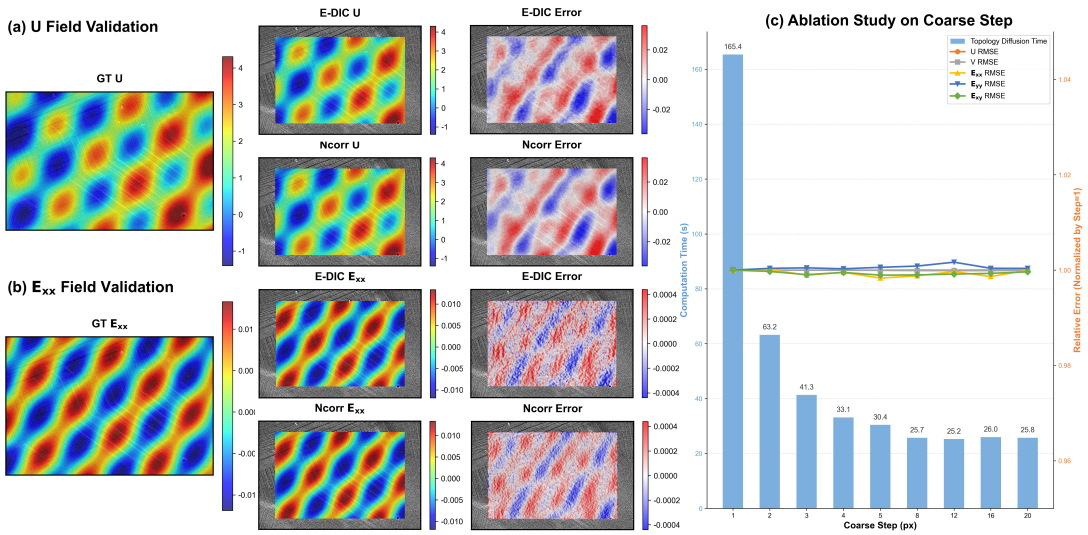


图 4.9 Harmonic 场计算结果与稀疏步长消融分析

在位移场层面（图 4.9a），E-DIC 的位移误差分布均匀，呈现出随机分布的白噪声特征，不存在明显的与空间位置或底层图像纹理强相关的系统性条纹偏差。这证明了本文采用的精确逆复合 IC-GN 更新策略以及高阶 B 样条解析插值方法，有效避免了“像素锁定”效应，在亚像素匹配层面上实现了无偏估计。在应变场层面（图 4.9b），E-DIC 输出的 E_{xx} 应变场在宏观周期性分布上与真实值高度吻合，且其误差场同样保持了随机的噪声形态，没有出现因位移噪声放大而产生的伪影条纹，证明了本文无全局预平滑的局部多项式最小二乘（PLS）拟合策略能够较好地保留真实的物理应变波动幅值。

图 4.9 (c) 的折线图则直观地反映了在步长增大的过程中，U、V 位移场以及各项应变场的归一化相对误差曲线几乎保持水平，这意味着在稀疏扩散并辅以高质量 GPU 全场精修的架构下，算法以较小的精度浮动为代价，换取了计算效率的提升。然而，当步长进一步增大（如达到 8 甚至 20）时，时间下降的边际收益已经微乎其微，反而会因为初始插值网格过于稀疏，给后续的 GPU 迭代带来不必要的收敛负担。因此，该消融实验充分证明了本文推荐设置 Coarse Step $=4$ 的合理性与高效性。

4.4.2　微观三维形貌重构精度验证

在验证了基准二维计算精度后，本节进一步对 4Q-BSE 三维重建的准确性进行物理验证。在此之前，简要介绍本文实验所依托的硬件平台。本研究所涉及的原位拉伸实验均在配备了 4Q-BSE 探测器的国仪量子 SEM 5000 Pro 场发射扫描电镜内完成，并结合了祺跃科技的原位力学拉伸台。

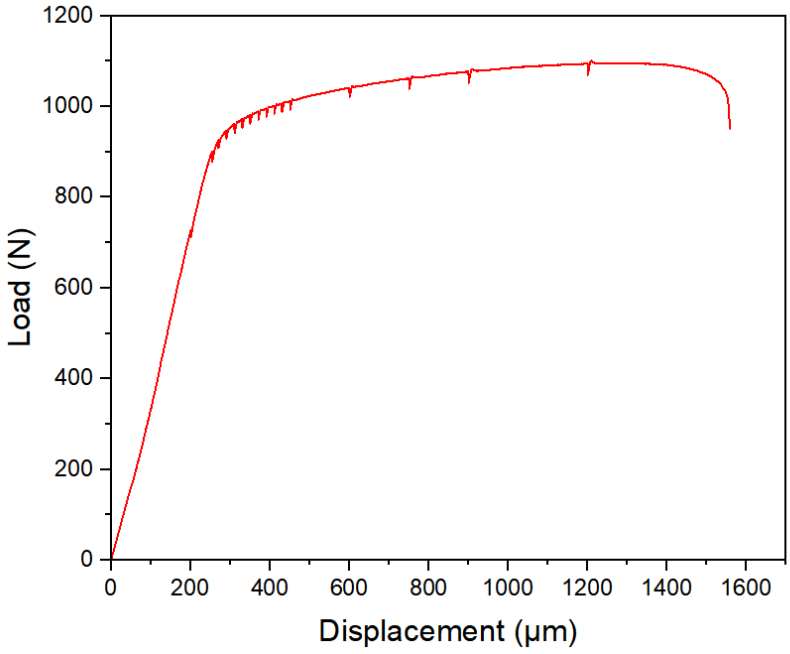


图 4.10 Inconel 718 高温合金原位拉伸实验宏观力-位移曲线

图 4.10 展示了 Inconel 718 高温合金试样在原位拉伸实验过程中的宏观力-位移响应。曲线上规律的向下“锯齿状”缺口对应了拉伸台在预设位移节点处的暂停保载阶段。在这些保载阶段，电镜进行了高分辨率的图像采集，这些图像序列也是后续 4.5 节全场变形与损伤演化分析的数据基础。

为了验证本文通过 4Q-BSE 信号重建三维形貌的可靠性，我们在拉伸断裂后的试样上，选取了表面滑移迹线特征极其显著的区域进行测试。在电镜中获取图像并重构高度场后，将试样取出，利用白光干涉仪（WLI）对同一区域进行了高精度扫描作为对比。

图 4.11 展示了 SE 图像、4Q-BSE 重建的高度场以及垂直于滑移迹线提取的高度剖面线对比。从剖面曲线中可以清晰地观察到，本文算法重建的高度趋势与 WLI 的测量结果较为吻合，准确捕捉到了阶跃状的物理滑移台阶。需要指出的是，WLI 的曲线相对更为平滑，这是由于光学干涉仪的横向空间分辨率受限于光学衍射极限，无法像电子束一样精细；而本文重建结果的曲线上存在较多细小的高频起伏，这并非算法噪声，而是因为该试样采用了化学腐蚀制备散斑，其表面本身就具有亚微米级的真实粗糙形貌。

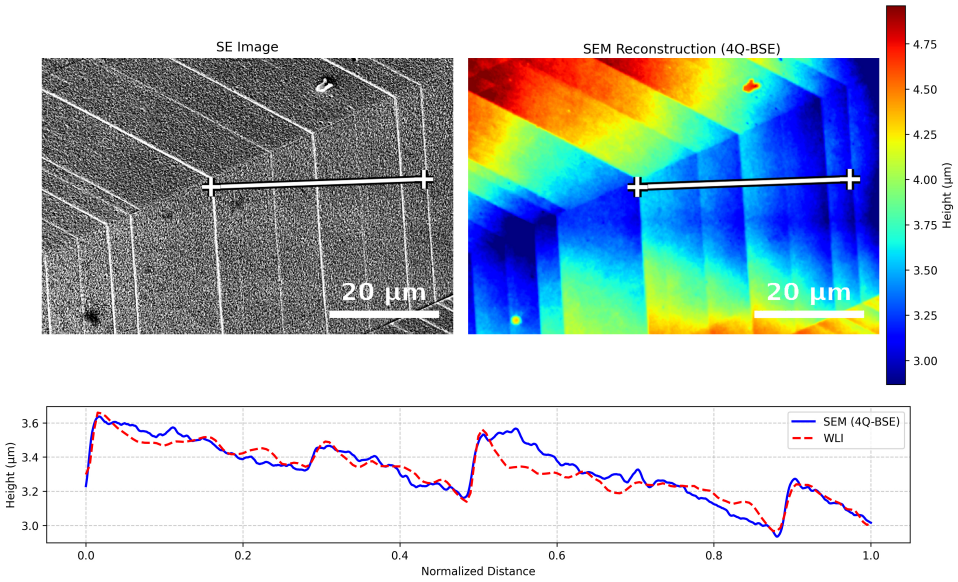


图 4.11 基于 4Q-BSE 重建与 WLI 测量的滑移迹线高度剖面对比

4.4.3　离面位移交互式测量与应变积分守恒验证

在证实了静态三维形貌重建能够满足微观形变分析的需求后，我们进一步利用开发的交互式 W 场分析工具（如图 4.12所示），对原位拉伸至 290 μm 阶段时耦合计算所得的离面位移场进行了直观的交互式测量。交互界面的展示结果表明，通过 Lagrangian 映射计算出的 W 场能够清晰地呈现滑移带处的相对离面错动，并支持直接量化出具体的滑移台阶高度与倾角，这为后续微观力学机理的三维定量分析提供了便利的工具支撑。

在真实的微观原位实验中，由于不存在全场应变的绝对真值，传统的基于 RMSE 的误差分析方法无法直接适用。为此，本节利用连续介质力学中的基本几何关系——“位移是应变的空间积分”，在上述 Inconel 718 原位拉伸至 290 μm 的典型数据中，对应变场的物理自洽性进行了严格检验。

值得注意的是，由于扫描电镜在成像过程中采用的是逐行电子束扫描机制，Y 方向（慢扫方向）往往会累积较大的环境振动或电子束漂移误差，这导致计算得到的 V 位移场及其衍生的 E_{yy} 和 E_{xy} 应变场通常包含较高的扫描伪影。一种有效的解决途径是在采集时将视场物理旋转 90° 以互换扫描方向误差，但在本次常规拉伸实验中并未进行此类操作。因此，本节的验证严格聚焦于受扫描伪影影响最小、且与拉伸主受力方向一致的 X 方向数据。

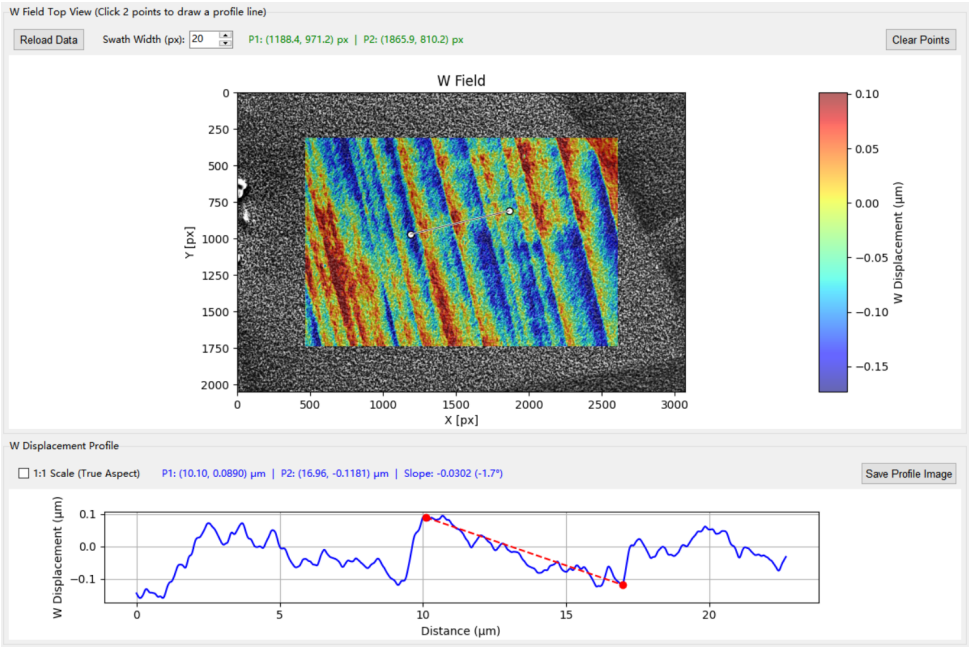


图 4.12 基于交互式分析工具的离面位移（W 场）剖面提取与定量测量界面

我们在 E-DIC 计算输出的 E_{xx} 应变场中，避开裂纹完全张开的宏观断裂区，专门选取了三条横跨密集滑移带的水平线段（如图 4.13所示，线段分别标记为 Line 1、Line 2 和 Line 3）。为了验证“高频脉冲状”的微观应变是否在宏观上依然守恒，我们对每条线段上的局部应变 E_{xx} 沿 X 轴进行了离散累积积分，其理论值计算公式为：

$$U_{\text{integral}}(x) = \int_{x_0}^{x} E_{xx}(t)dt \approx \sum_{i=1}^{n} E_{xx}(x_i) \cdot \Delta x \tag{4-9}$$

其中，x_0 为线段起点，Δx 为 DIC 的计算网格间距（本实验中为 1 像素对应的物理尺寸）。同时，我们提取了该线段两端点在 E-DIC 计算结果中的直接位移差 $\Delta U = u(x) - u(x_0)$，并将其与积分曲线进行对比。

结果表明，尽管微观滑移带处的应变呈现出极端的非连续集中特征，但其空间积分曲线与 DIC 直接测得的相对位移 ΔU 曲线在宏观趋势上高度吻合。需要指出的是，在积分终点处，积分累积值略大于直接位移差 ΔU（约存在 2%-5% 的相对偏差）。这一微小的正偏差主要是由于在剧烈变形的局部滑移带内，材料经历了有限应变，而严格的 Green-Lagrange 应变定义中包含了位移梯度的二次非线性项（见公式 4-5），这导致局部非线性变形被放大；而在直接的宏观相对位移 ΔU 计算中，只反映了首尾两点的线性位移差，并未充分累积路径上的非线性大变形效应。

这一结果一方面证明了我们的 U 位移场在剧烈变形区没有发生错配；另一方面也

充分证实了，本文所采用的无全局预平滑局部最小二乘（PLS）算法，能够在精确捕获高频滑移特征的同时，保证底层物理形变总量的基本守恒。

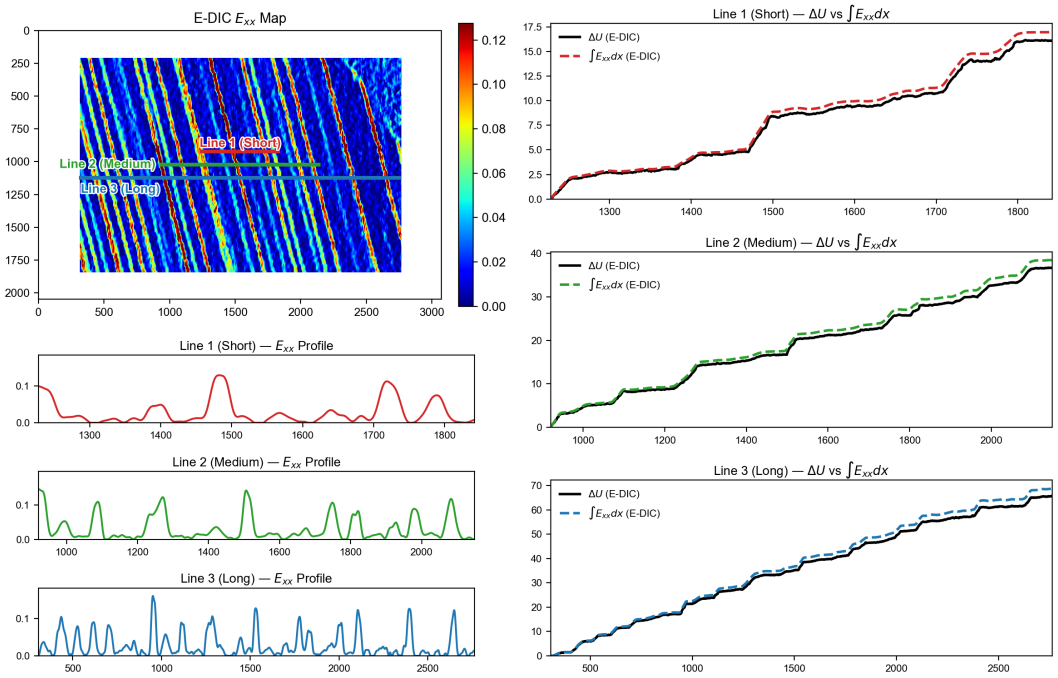


图 4.13 微观大变形下 E-DIC 计算应变场的物理自洽性验证

4.5　高温合金原位拉伸应用与 E-DIC 工程软件开发

本节将上述提出的一系列 E-DIC 计算方法应用于 Inconel 718 高温合金的原位拉伸实验中，并简要介绍基于该算法架构自主研发的 E-DIC 2D/3D 一体化分析软件，以展示其在微观损伤演化分析中的工程实用价值。

4.5.1　原位大变形全场演化测量与算法鲁棒性对比

利用本文提出的 E-DIC 计算框架，对上述 Inconel 718 原位拉伸实验在宏观位移达到 250 μm、350 μm、450 μm 以及较大变形的 600 μm 阶段进行了全场变形测量。在实验设置方面，我们提取了视场中心 80% 的区域作为有效计算域。匹配子区大小统一设定为 51 × 51 像素，全场密集计算步长（Step）为 3 像素，拓扑稀疏扩散步长（Coarse Step）设为 12，最终应变计算的 PLS 拟合窗口半径统一设定为 5。为了凸显本文方法的优势，我们在 250 μm、350 μm 与 450 μm 阶段将其与开源经典工具箱 Ncorr 以及商业软

件 VIC-2D 进行了计算效率与应变场质量的全面对比；在 600 μm 的极端大变形场景下，由于 Ncorr 无法完成计算，我们重点将其与 VIC-2D 进行了对比。

在计算自动化程度与效率方面，得益于深度特征匹配与 GPU 鲁棒 IC-GN 的结合，E-DIC 在所有测试阶段均实现了免人工干预的全自动一键式求解。面对包含数百万个计算节点的超高清原位图像序列，本文算法在单张消费级显卡上的计算耗时与 Ncorr 的多核 CPU 并行计算时间处于同一量级，在保证极高成功率的同时并没有牺牲计算效率。相比之下，Ncorr 高度依赖初始手工选取的种子点，在面对局部大变形时极易发生匹配失效，从而导致整个区域发生连锁式扩散失败。为了挽救失效，Ncorr 必须反复进行人工干预并大幅降低并行核心数量，带来了极大的使用成本与耗时惩罚。而商业软件 VIC-2D 虽然内置了较为成熟的初值猜测机制，但经实验验证其在包含复杂形貌畸变的大变形数据下依然表现不佳，难以全自动收敛，仍需人工反复试错并对匹配区域与初值进行调整，同样非常费时费力。

在应变场细节捕获能力方面，由于 U 和 V 位移场在宏观分布上极为相似，且 E_{xy} 和 E_{yy} 应变场易受扫描畸变干扰，我们主要聚焦于受力主轴方向的 E_{xx} 应变场（如图 4.14 所示）进行横向对比。在缺乏全场应变绝对真值的实际实验中，从物理一致性与视觉清晰度角度来看：开源工具 Ncorr 能够计算出相对优异的结果，但其应变场中包含了大量的数值噪点；商业软件 VIC-2D 的整体分布与 Ncorr 类似，同样存在较多噪点，并且在 350 μm 和 450 μm 阶段出现了明显的局部计算失效区域（可能与其内部未知的高速计算优化策略有关）。相比之下，本文提出的 E-DIC 得益于计算变形场时采用的多种鲁棒策略，其输出的位移点具有极高的可靠性与细节捕获能力。此外，在全场位移后处理中，针对不可避免的高频离散噪点，我们仅施加了极小的局部高斯平滑（如 $\sigma = 1$），并在后续的 PLS 应变提取中未引入任何额外的全局预平滑。这种策略在最大程度抑制离散噪声干扰的同时，极为清晰且锐利地保留了与晶体学取向高度相关的交叉滑移带等真实物理特征。这表明 E-DIC 在微观形变高频细节的保真度与抗噪能力上，显著优于传统的开源与商业工具。

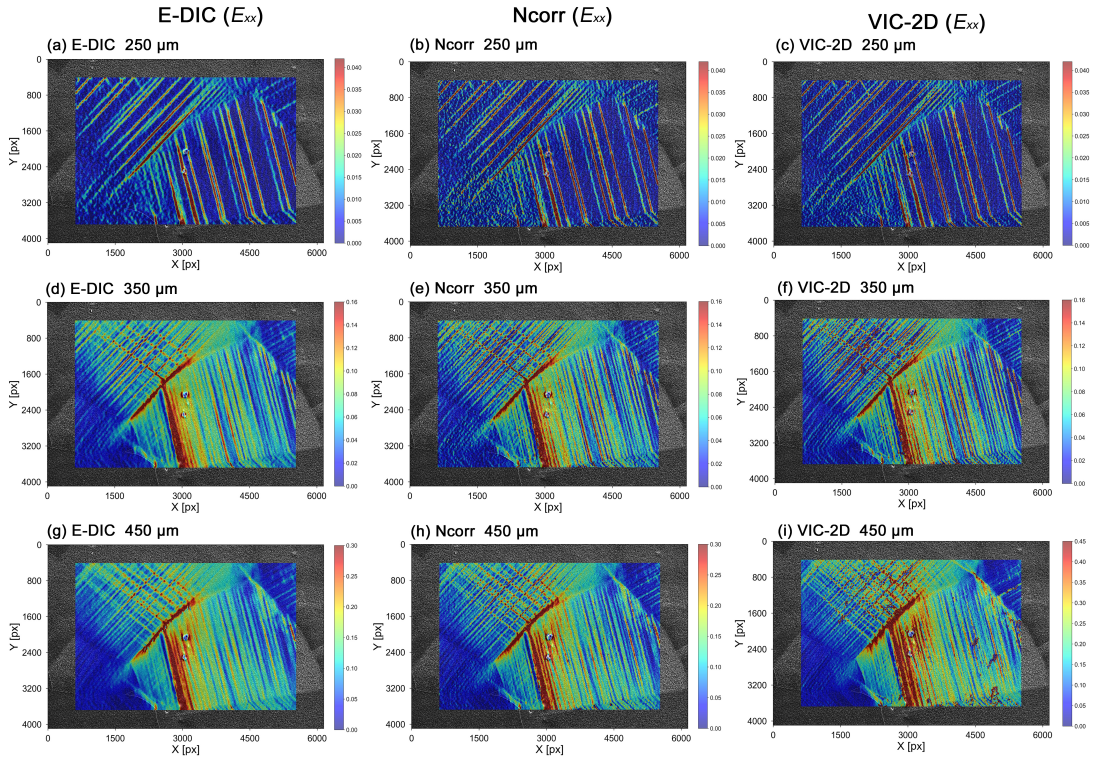


图 4.14 E-DIC、Ncorr 与商业软件 VIC-2D 在中等变形阶段（250 μm、350 μm、450 μm）的 E_{xx} 应变场定性对比

对于 600 μm 阶段的极限变形计算结果（如图 4.15 所示），在面临剧烈形貌畸变与严重断裂的情况下，Ncorr 发生明显的扩散失效，无法输出任何有效结果。此时，商业软件 VIC-2D 虽然能够勉强输出全场应变分布，但其 E_{xx} 应变场在主裂纹及大变形区域附近包含了大量的异常数值噪点，甚至出现了明显的应变发散与“晕染”现象，难以用于后续微观力学机理的精确定量分析。相比之下，得益于鲁棒匹配与多级修补策略，E-DIC 输出的应变场在极端非连续区域依然保持了高度的完整性与连续性，并极为准确且平滑地捕捉了主裂纹尖端的物理应变集中带，进一步印证了其在极端工况下的稳定性能。

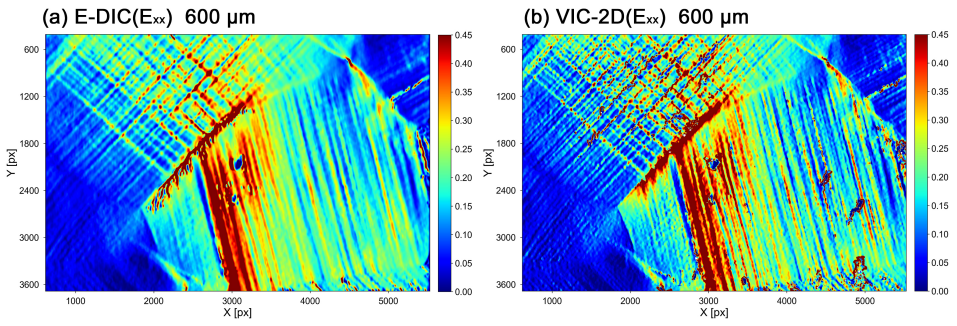


图 4.15 在 600 μm 大变形阶段，E-DIC 与商业软件 VIC-2D 的 E_{xx} 应变场计算结果对比

综合来看，本文方法在整个损伤演化过程中清晰地呈现了真实的微观力学特征：从微屈服阶段的应变集中，到塑性强化阶段密集滑移带的萌生，再到最终大变形阶段沿晶界或穿晶的微裂纹扩展。这种高鲁棒性、高自动化且兼具精细微观特征捕获能力的二维变形测量技术，为深入理解材料损伤机理提供了极具价值的物理证据。

4.5.2 增量式离面位移场的时空演化与物理机制分析

在利用二维 DIC 提取面内应变 E_{xx} 之后，我们进一步结合三维重建高度场，计算了拉格朗日框架下的离面位移场 W。为了更清晰地揭示变形过程中微观滑移带的动态演化与晶粒间的相互作用机制，本节引入了增量式离面位移分析方法。由于原位 SEM 三维重建过程中的绝对高度基准往往会因背景去趋势化操作而丢失，在计算两相邻状态（如状态 i 与状态 $i+1$）的 ΔW 场时，采用了基于基体变形中位数的零点校准策略。该策略基于“大部分基体区域在增量步内未发生剧烈相对离面错动”的物理假设，通过减去增量场的中位数，有效恢复了变形前后的物理高度基准，使得正负增量分别严格对应于局部区域的相对凸起与凹陷。这一中位数相减操作本质上是重新确立了增量变形的绝对基准面，从而物理抵消了 3D-DIC 匹配过程中可能引入的全局刚体平移误差。

基于上述校准方法，我们提取了从宏观位移 250 μm 至 450 μm 期间，每间隔 40 μm 的连续五个增量步的 ΔW 演化场（图 4.16）。结合图中的高分辨率 SE 图像，增量式离面位移场揭示了以下几个关键的微观力学现象：

（1）滑移台阶的动态演化与交替激活：在早期的增量步（如 250 → 290 μm）中，可以清晰地观察到与滑移带位置高度吻合的“红-蓝”交界梯度带。这种红蓝相邻的剧烈对比，直接反映了滑移面两侧材料在离面方向上的相对剪切，即微观滑移台阶的形成。随着拉伸的继续（如 290 → 330 μm），原先活跃的滑移台阶增量减弱，而其相邻的平行滑移带区域开始出现新的剧烈增量。这种空间上的交替激活现象，直观地反映了晶粒内部因局部加工硬化导致的应力再分配过程：当某一滑移带内的位错塞积导致局部变形抗力升高时，塑性变形将倾向于在相邻阻力较低的平行滑移面上重新开启。

（2）局部弹性卸载与泊松收缩：在连续的 ΔW 场中出现了一个反直觉但高度真实的物理现象：部分在上一增量步中表现为相对凸起的滑移带区域，在下一增量步中转变为蓝色（相对凹陷或负增量）。这并非计算误差，而是局部弹性卸载过程。随着相邻区域发生新的剧烈塑性屈服，原先承受高应力的滑移带发生了局部的应力释放。在轴向拉

伸保持的条件下，这些卸载区域发生了微观的弹性恢复，并因泊松效应而在横向（厚度方向）产生局部收缩，从而在增量场中表现为高度的相对下降。

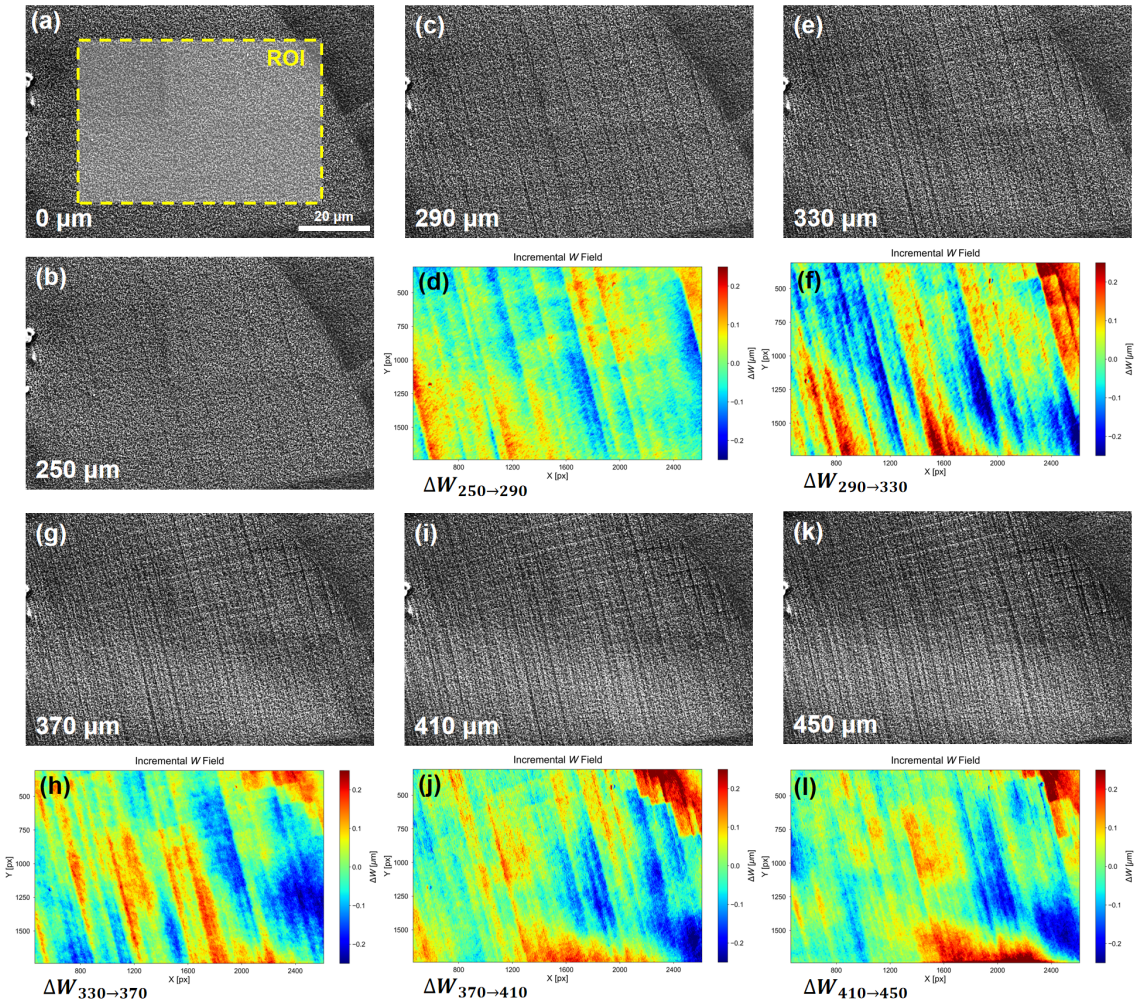


图 4.16 原位拉伸过程增量式离面位移场的时空演化特征

（3）晶间协调变形与晶粒旋转：在后期的增量步中，视野右上角的独立晶粒区域呈现出显著的红色正增量（整体凸起），且其与主晶粒的晶界交界处存在明显的高度落差。这标志着随着主晶粒内部单向滑移的不断累积，为了维持多晶体系的整体连续性，相邻晶粒必须通过整体的刚体旋转和面外翘曲来协调巨大的局部应变不匹配。这一现象为多晶材料大变形阶段复杂的晶间协调机制提供了直接的三维观测证据。

通过增量式 ΔW 场的分析，本方法不仅验证了 E-DIC 3D 在复杂形貌演化追踪中的高保真度，更为揭示金属材料在极端载荷下的微观损伤机制——特别是传统的二维面内分析难以捕捉的局部加工硬化、应力再分配与弹性卸载效应，提供了不可替代的三维定量数据支持。

4.5.3 E-DIC 2D 与 E-DIC 3D 一体化工程软件系统

为了将本文的算法流程封装为方便材料研究人员使用的分析工具，本研究基于 Python 语言与 PyTorch 计算框架，结合 PyQt5 构建图形用户界面（GUI），自主开发了一套跨平台的原位变形分析工程化软件系统。该系统包含专注二维位移与应变分析的 E-DIC 2D，以及融合四象限背散射（4Q-BSE）形貌数据的 E-DIC 3D 两个独立模块。

软件的整体架构采用了前后端分离的设计：前端界面负责参数传递、状态监控与结果可视化；后端计算引擎则负责调度 CPU 多核拓扑扩散与 GPU 并行优化等计算密集型任务。在界面布局上，左侧为统一的参数配置与工程管理面板，右侧为多选项卡式的结果展示区域。主要功能模块及工程实现细节如下：

（1）全自动初值与匹配参数配置模块：系统集成了 SuperPoint 与 LightGlue 特征匹配模型。导入参考图像与当前变形图像后，软件自动在后台提取匹配点对，并通过最小二乘拟合为后续的 RG-DIC 提供全局初始猜测（包括平移与仿射形变参数）。在左侧参数面板中，可直观地设置计算子区大小、计算步长、稀疏计算步长等核心 DIC 参数。

（2）多级位移场计算与后处理模块：计算引擎严格按照“CPU 多核稀疏扩散 $\rightarrow$ GPU 全场并行精修 $\rightarrow$ 异常值填补”的流水线运行。在后处理阶段，用户可配置跳跃剔除阈值以过滤失效点，并通过 σ 高斯平滑参数对计算得到的原始位移场进行微调，从而在保留滑移带物理不连续性的同时，抑制由图像噪声引起的高频干扰。

（3）多模式可视化与应变计算模块：软件内置了局部多项式最小二乘（PLS）应变计算引擎，用户可自定义拟合半径来提取连续的二维应变场分量（E_{xx}, E_{yy}, E_{xy}）。在右侧的可视化视图中，软件提供了“数据模式”与“重叠模式”两种显示方式。数据模式通过紧凑裁剪坐标轴（紧贴非 NaN 有效计算区域）实现分析结果的无白边满屏显示；重叠模式则利用 NaN 掩膜，将透明化的位移或应变云图精准叠加至原始 SEM 灰度背景图上，方便研究人员将力学场与材料微观组织（如晶界、夹杂物）进行原位对照。

（4）三维形貌映射与位移解耦模块（E-DIC 3D 专属）：针对 4Q-BSE 探测器采集的四象限图像，E-DIC 3D 模块支持直接导入顶、底、左、右四幅图像，根据硬件标定的梯度转换系数，积分生成具有真实物理尺度的三维高度场。随后，软件基于拉格朗日坐标系，将二维平面位移（U,V）与三维高度差进行空间映射，直接解耦出离面位移（W），并在界面中以三维云图的形式呈现微观滑移台阶的定量高度信息。

（5）工程数据导出与批处理模块：为了支持后续的论文撰写与数据二次分析，软件允许用户自定义色条范围并一键导出高分辨率的分析云图。同时，所有的位移与应变计算结果均可直接导出为包含物理坐标（x_0, y_0）与对应计算值（u, v, E_{xx} 等）的 CSV 数据表，便于与其他商用有限元软件（如 Abaqus）或数据处理软件对齐。

图 4.17 与图 4.18 分别展示了 E-DIC 软件在不同分析任务下的实际运行界面。其中，图 4.17 展示了二维应变场计算模块，界面左侧的参数面板清晰列出了 DIC 匹配与 PLS 应变提取的各项设定值，右侧则以“重叠模式”直观地展示了主裂纹尖端 E_{xx} 应变场与基体形貌的对应关系；图 4.18 展示了 E-DIC 3D 模块中离面位移（W）场的计算结果，系统不仅能够呈现面内变形，还能定量评估微裂纹萌生处的离面起伏程度。

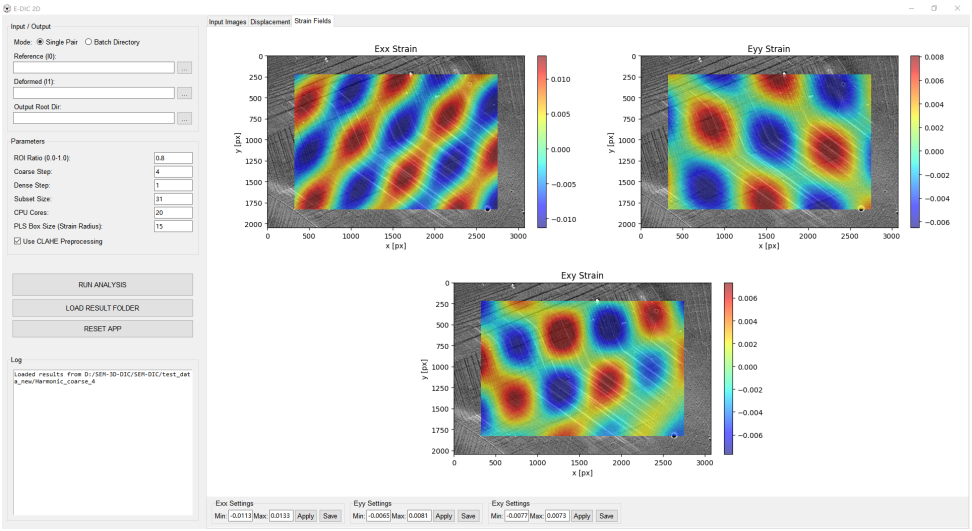


图 4.17 E-DIC 2D 软件全场应变计算与可视化模块界面

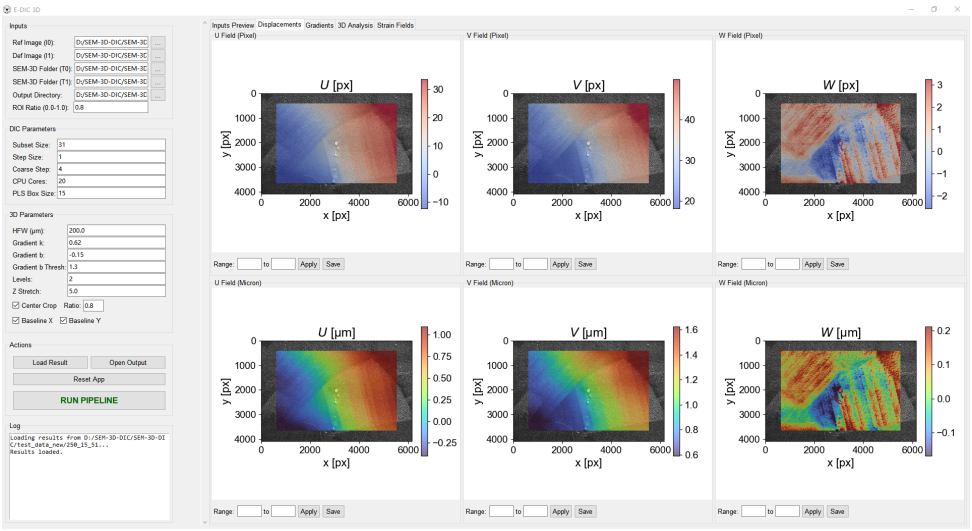


图 4.18 E-DIC 3D 软件二维与三维位移场耦合计算模块界面

工程化软件的成功开发，避免了大量零散脚本的繁琐调用，将本文所提的高鲁棒性 DIC 算法与原位 SEM 实验分析需求紧密结合，为后续探究高温合金等复杂材料的微观损伤机理提供了一套易用的高性能测量平台。

4.6 本章小结

针对原位 SEM 力学实验数据中 DIC 计算过程普遍存在的大变形失配、非连续形貌导致的计算发散问题，以及传统二维 DIC 无法获取面外变形的物理局限性，本章提出并实现了一套融合物理驱动深度学习与高性能传统优化算法的 E-DIC 二维及三维全场变形测量方法。该方法有效降低了传统技术对高质量初值与局部连续性假设的依赖，为复杂极端服役工况下的微观损伤行为提供了高精度、高鲁棒性的定量表征工具。本章的主要创新点总结如下：

1. **构建了物理驱动的混合数据集与全自动的高置信度初值提取框架**：针对纯数据驱动模型缺乏物理先验的短板，创新性地利用晶体塑性有限元模拟真实的微观物理变形场，构建了具备 SEM 物理形貌与非连续滑移特征的混合数据集。基于该数据集微调的特征匹配网络，能够在剧烈变形与严重去相关的图像对中，全自动提取高置信度的稀疏种子点，免除了传统 DIC 极易失效的手动选点干预。
2. **提出了高鲁棒、极速的 GPU 全场亚像素位移求解与修补架构**：设计了“多核 CPU 拓扑扩散 + GPU 连续批处理精修”的非线性优化计算流程。结合双权重鲁棒误差与高阶 B 样条插值，有效克服了局部计算发散。同时，创新的动态缩表策略彻底消除了 GPU 批处理的“短板效应”，实现了极速、高精度的位移求解。此外，设计了严格的“跳跃剔除-填补-平滑”位移场后处理流水线，确保了极端非连续区域结果的拓扑完整性与物理真实性。
3. **实现了 SEM 框架下的全场三维位移（W 场）提取与高保真微观应变计算**：突破了传统 SEM 仅能进行面内二维变形测量的硬件限制。本章基于拉格朗日运动学描述，将高精度二维位移场与 4Q-BSE 三维高度场进行空间几何映射，首次实现了原位 SEM 环境下全场离面位移（W 场）的直接定量计算。在应变提取方面，采用有限应变张量精准剔除了大变形下的刚体旋转干扰，实现了真实微观应变场的精确提取。

5 基于三维模型重叠分析的断裂机理反演方法

5.1 引言

断裂是高温合金服役失效的典型形式之一，其机理分析通常依赖断口形貌特征（如韧窝、解理台阶、沿晶/穿晶特征及夹杂诱发缺陷等）的识别与分析[146-147]。传统断口分析主要依赖二维 SEM 图像。尽管其具备高分辨率与大景深，但本质上仍是电子信号的二维强度映射，缺乏可直接量化的三维几何信息，难以完整呈现断口的空间起伏、侧壁界面细节以及跨表面的对应关系。另一方面，原位 SEM 力学实验能够在加载过程中记录可见表面的形貌演化，为裂纹萌生与扩展的时间序列提供直接证据；但对断裂前后发生在材料内部的损伤演化，仍难以仅凭表面观测给出空间位置与时间顺序的定量描述[148-149]。

前文主要围绕原位加载过程中的数据获取与定量表征展开：通过对表面形貌的连续采集与重建，结合图像增强与全场变形/应变计算，实现对可见表面损伤演化的时序追踪与量化分析。原位拉伸完成后，试样断裂形成一对互补断口。为突破“仅观测单侧可见表面”的局限，并更全面地观察断口几何起伏、侧壁界面以及跨表面的对应关系，本章将分析对象由二维图像扩展至三维几何模型，采用多视角重建与三维配准对齐方法开展研究。

针对上述限制，本章以“断口多视角三维重建—配准对齐—重叠分析”为主线，建立基于一对断口三维模型的断裂过程逆向推演方法。其核心思想是：试样断裂后形成两片互为对应的断口表面；通过多视角 SEM 图像的摄影测量重建得到具有几何尺度的断口三维模型，并对两片断口进行三维配准以实现多表面立体观察；在此基础上，通过控制两个断口三维模型的重叠程度，量化不同分离位移下的重叠区域，并据此反演裂纹萌生位置、扩展路径与最终断裂区域的空间分布及其演化顺序[28,30,36,58]。图 5.1给出了本章方法的总体流程。

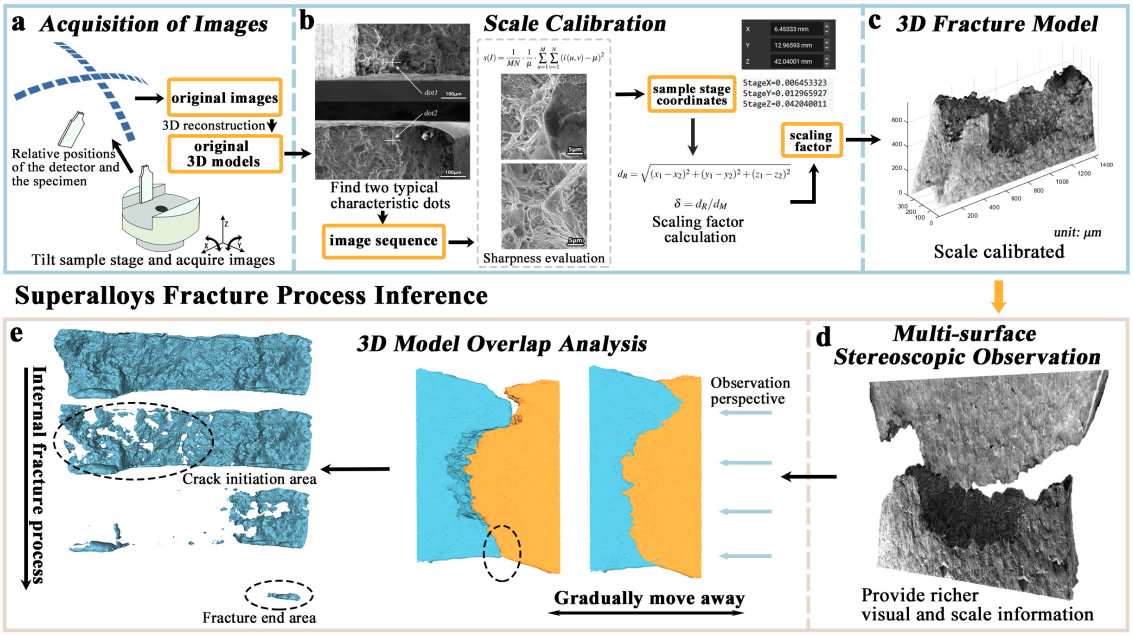


图 5.1 基于三维模型重叠分析的断裂过程反演流程

5.2　断口三维模型获取与处理算法

本章首先需要获取高质量的断口三维模型。与其他非破坏性技术（如 X 射线计算机断层扫描）相比，基于多视角 SEM 图像的摄影测量三维重建能够直接观察形貌，且具有成本低、分辨率高、易于实现多尺度观察的显著优势。为确保后续分析的可靠性，本节详细介绍了高景深断口点云获取、尺度标定以及断口配准的完整处理流程。

5.2.1　高景深断口点云获取与预处理

在传统的摄影测量中，图像通常通过旋转样品台或移动探测器来获取。然而，对于断口这种表面起伏剧烈、具有复杂峰谷结构的对象，单纯的旋转往往会导致特征信息的丢失。为解决这一问题，本章提出了一种优化的图像采集方法（如图 5.2a 所示）：在保持试样位置固定的条件下，通过大范围对称倾转样品台来获取不同视角的断口图像序列。

在具体采集策略上，以断口截面近似矩形视场为参照，将长边方向定义为 X 轴、短边方向定义为 Y 轴，并以零倾角为基准进行对称倾转采集。在兼顾重建效果与采集效率的前提下，本研究采用如下步骤获取图像序列：首先绕 X 轴从 $-30°$ 倾转到 $30°$，步长 $5°$，在每个倾角处调整焦距与视场保证断口与侧壁连接处清晰可见；随后回到零倾角，绕 Y 轴同样进行 $-30°$ 至 $30°$ 的对称倾转采集。该策略主要覆盖断口截面及四侧壁

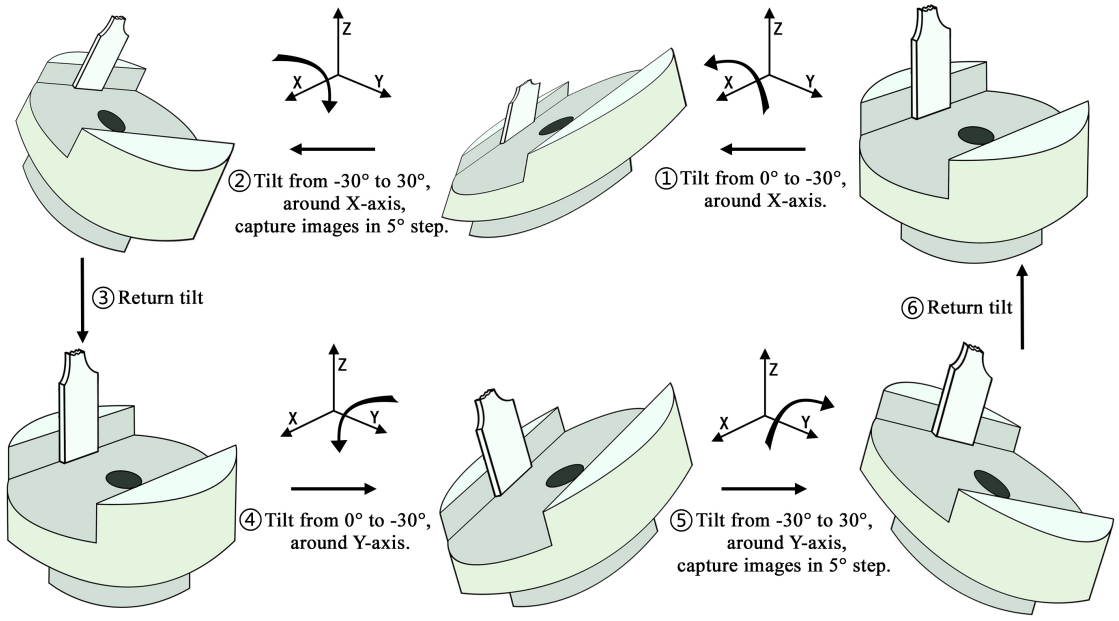


图 5.2 断口多视角 SEM 图像采集策略

与截面的连接区域，使后续重建能够同时保留截面形貌与侧壁界面信息，从而支撑配准对齐后的多表面立体观察[30,36]。

本章实验中的断口多视角图像采集均在 Tescan Mira 4 场发射 SEM 上完成。对于每一个断口样品，实验共获取 25 张 SE 图像，分辨率为 2048×1024 像素，扫描速率设为 4（3.2 μm/像素），并以 TIF 格式保存。为提升重建稳定性与后续配准精度，本章对获取的图像与输出模型制定了严格的预处理与重建工作流：首先，利用图像处理软件对原始图像进行裁剪并转换为 JPG 格式，仅保留断口及其相邻侧壁区域，以减少背景与夹具区域的干扰[28,30]。其次，将裁剪后的图像序列导入商业摄影测量软件 Agisoft Metashape（v1.8.4）中，采用软件默认参数依次完成图像特征匹配、相机位姿求解与稠密点云生成，并最终重建出断口表面的三维网格模型[36,58]。

5.2.2 基于清晰度评估的断口三维模型尺度标定

摄影测量重建得到的模型仅具有相对的“比例几何”信息，缺乏可靠的绝对尺度信息，因此必须进行额外的尺度标定，将模型转换为“物理尺度几何”[58,70]。通常获取尺度因子的标准测量方法需要借助额外的设备（如白光干涉仪[150-151]、白光共焦传感器[152]或原子力显微镜[153]等），但对于断口这种体积较大、起伏剧烈的目标，不仅成本高昂，且

难以进行空间对齐。针对此问题，本章提出并采用了一种仅依赖 SEM 自身硬件反馈与图像序列的尺度标定策略。

该策略的核心在于利用 SEM 图像的清晰度评估来精确定位空间点的三维物理坐标。具体实施步骤如下：首先，在断口截面上选取两个具有明显形貌特征的标记点（记为 $dot1$ 和 $dot2$）。以 $dot1$ 为例，在较高放大倍率（如 10kx）下仔细优化聚焦至最清晰状态，并锁定焦距；随后，以固定步长（如 10 μm）在 Z 轴方向上递增与递减样品台高度，并在每个高度采集一张图像，从而获取一组“由模糊到清晰再到模糊”的图像序列。为了精确找出最佳聚焦图像，采用归一化方差（normalized variance）[154-155]作为图像清晰度的客观评价指标。归一化方差定义为：

$$s(I) = \frac{1}{MN} \cdot \frac{1}{\mu} \sum_{u=1}^{M} \sum_{v=1}^{N} (i(u,v) - \mu)^2 \tag{5-1}$$

其中 M, N 为图像尺寸，$i(u,v)$ 为像素灰度，μ 为图像均值灰度。对聚焦序列中的每幅图像计算 $s(I)$，得分最高的图像即对应最佳聚焦状态。记录此时样品台的三维坐标 (x_1, y_1, z_1)；同理，对 $dot2$ 执行上述步骤获得坐标 (x_2, y_2, z_2)。

由于在固定焦距下，样品的离焦位移完全等同于样品台的物理位移，因此两标记点在真实物理空间中的直线距离 d_R 为：

$$d_R = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \tag{5-2}$$

最后，在重建的初始 3D 模型中定位这同一对标记点，并测得其在模型坐标系下的距离 d_M，即可求得全局尺度因子：

$$\delta = \frac{d_R}{d_M} \tag{5-3}$$

利用该尺度因子对初始模型进行整体缩放，即可得到具有真实物理尺寸的断口三维模型。整个标定过程及清晰度评价曲线如图 5.3所示，其中图 5.3a 展示了选取的两个特征标记点，图 5.3b 呈现了聚焦过程中的典型序列图像，图 5.3c 则绘制了标记点图像序列的清晰度得分曲线。

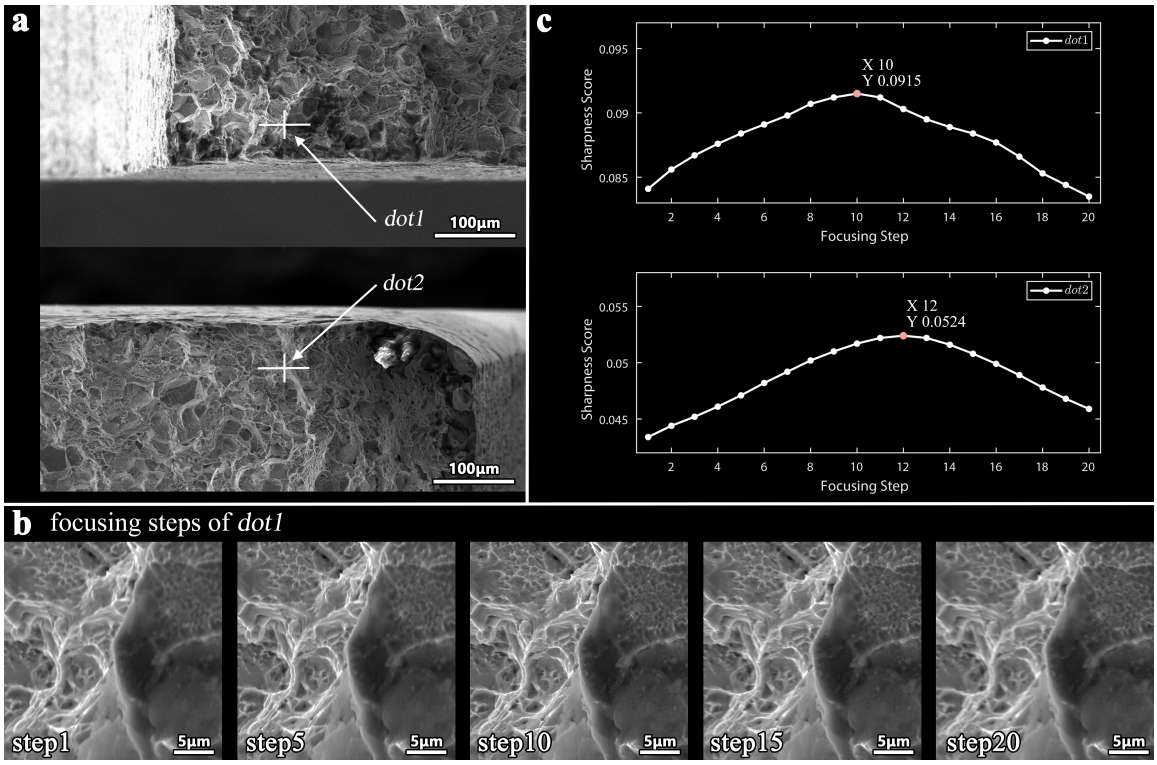


图 5.3 基于清晰度评估的尺度标定

5.3　三维模型重叠分析方法

5.3.1　多表面立体观察与模型验证

对于传统的材料断裂分析，通常需要手动匹配断口表面与试样表面的 SEM 图像，以比较和整合形貌信息。然而，这种做法不仅费时费力，而且主观性强，容易导致评估结果出现偏差；其次，基于二维图像重建微观结构信息本质上是对三维材料的平面投影，缺乏足够的三维空间数据支撑，难以进行客观可信的全面分析。

通过将重建并完成尺度标定后的一对断口模型进行空间对齐配准，可以实现多表面立体观察。每个断口模型包含一个截面和四个侧面，将对应的断口模型对齐后，研究人员可以同时观察到十个表面的信息（图 5.4）。这种多维材料特征的融合提供了更全面、精确的视觉描述，特别突出了界面交界处的形貌属性与面内的高低起伏。以图 5.4 为例，模型在界面交界处展现了清晰的微观组织结构（如白色箭头所示），这在传统的二维 SEM 图像中是无法直接观察到的。这种多表面立体观察方法无需繁琐的手动比对，提高了分析的准确性与效率。

利用这些固有特征，可以对材料断裂过程中典型的变形位置与断裂机制提供更全

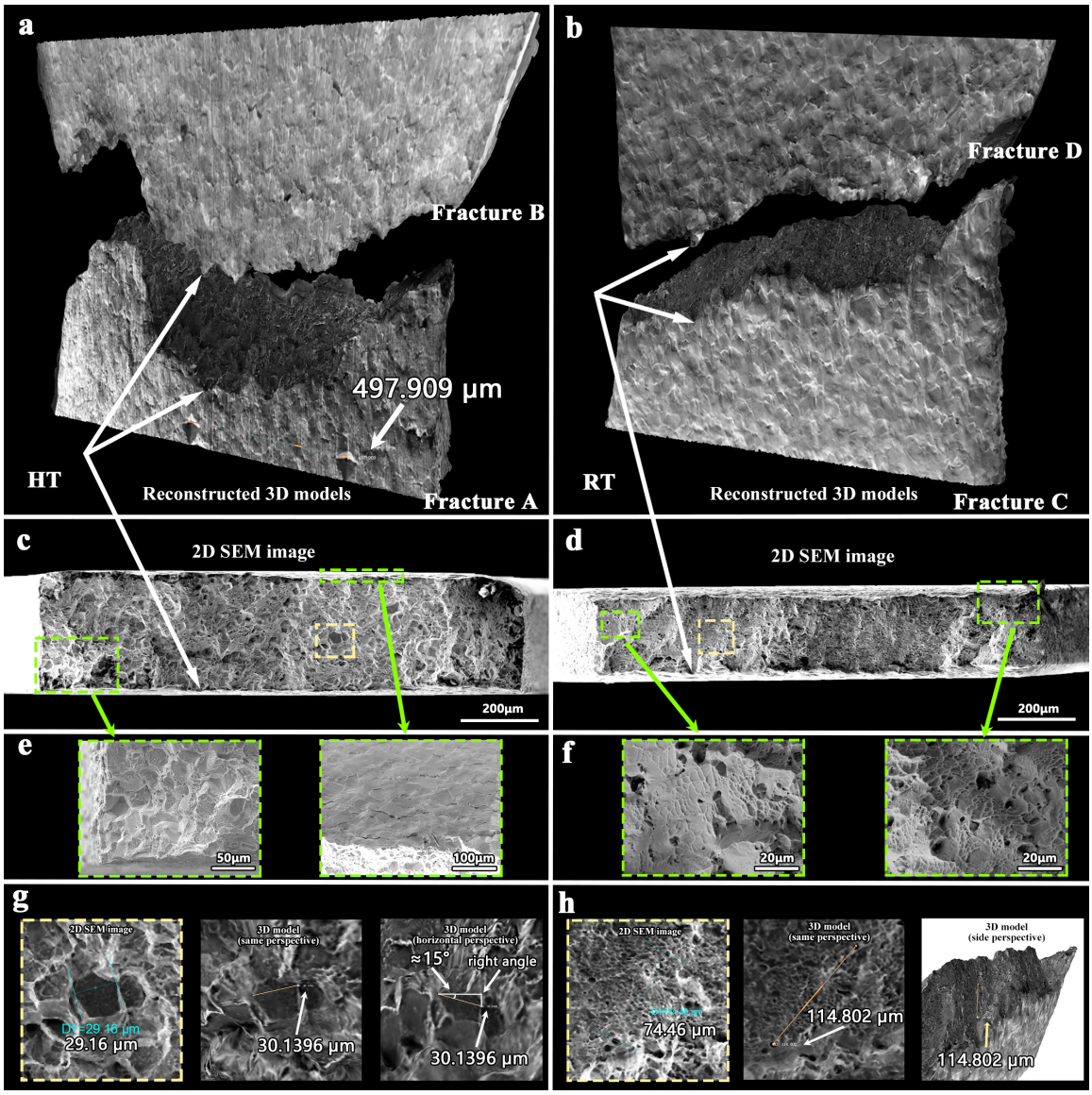


图 5.4 断口模型配准与多表面立体观察

面、准确的描述。例如，图 5.4a 展示了 Inconel 718 高温拉伸断口模型，其表面呈现交错的锯齿状图案，截面分析显示存在较多完整的晶粒，表明主要的断裂机制为沿晶断裂；相反，图 5.4b 中的室温拉伸试样断口模型表面更平滑，表明其主要断裂机制为穿晶断裂。

5.3.2　断口模型精度验证

三维断口形貌模型不仅能够直观地观察断口的截面轮廓以及四个侧面的形态与粗糙度，还支持对晶粒尺寸、韧窝深度等关键参数的精确测量。为了验证三维断口重建模型的准确性，本章在重建前利用硬度计在 Fracture A 的一个侧面上沿水平方向制造了两

个间距为 500 μm 的压痕。重建完成后，利用 Meshlab 软件的测量工具在 3D 模型中测量这两个压痕中心之间的距离，并与标准值进行对比，得到的误差小于 1%（如图 5.4a 所示）。

上述方法验证了模型的宏观准确性。此外，本文还通过两个具体案例进一步证明了三维截面模型在实现精确测量和全面观察方面的有效性。图 5.4g 展示了利用二维 SEM 图像和三维模型分别测量 Fracture A 中同一晶粒两条对角线距离的结果。在原始二维 SEM 图像中测得距离为 29.16 μm，而在相同视角的 3D 模型中测得的实际空间距离为 30.1396 μm。通过改变 3D 模型的观察视角可以发现，产生这一差异的原因是该晶粒表面并非水平，而是存在一定的倾斜角（约 15°）。二维 SEM 图像中测量得到的仅是实际距离在水平方向上的投影，而 3D 模型则能提供真实的物理空间距离。图 5.4h 提供了另一个更明显的例子。在 Fracture C 的二维 SEM 图像中，测得的两个孔洞缺陷之间的距离明显小于 3D 模型中测得的距离。这种差异同样归因于该区域较大的倾斜角导致了严重的投影缩短效应。这表明，3D 模型有效克服了二维图像由于缺乏深度信息而导致的测量误差，能够更真实地反映材料断口表面的物理特征与空间尺度。

5.3.3 断裂过程逆向推演的实现流程

利用 3D 断口形貌模型的重叠分析来推演试样的断裂过程，其具体实现流程如图 5.5 所示：首先，将对应的两片断口模型沿拉伸轴向逐渐靠近，直至它们完全重叠。为了观察目标断口表面与对侧断口表面的重合投影，可以从对侧断口内部进行观察。当两个断口模型完全重叠时，可以看到目标断口表面的完整形貌，这一阶段代表了试样在实际拉伸过程中裂纹萌生前的连接状态。

随后，以固定的步长（例如 20 μm）使相关模型逐渐分离。在拉伸过程中，由于裂纹萌生区域的延伸率较低，随着模型的逐渐分离，该区域在投影图中会率先显示为“缺口”或“孔洞”。随着对应模型分离距离的增加，包含裂纹萌生、扩展和最终断裂的整个开裂过程将逐渐显现。当分离距离达到一定程度（例如 160 μm）时，仅剩部分区域在对应模型之间保持重叠，这指示了断裂最终终止（即最后贯通的承载韧带）的位置。图 5.5 中标注的距离代表了对应模型逐渐分离的位移，这等效于实际拉伸实验中观察到的拉伸位移。需要指出的是，该分析方法假设所有局部材料点均近似服从单轴拉伸状态。

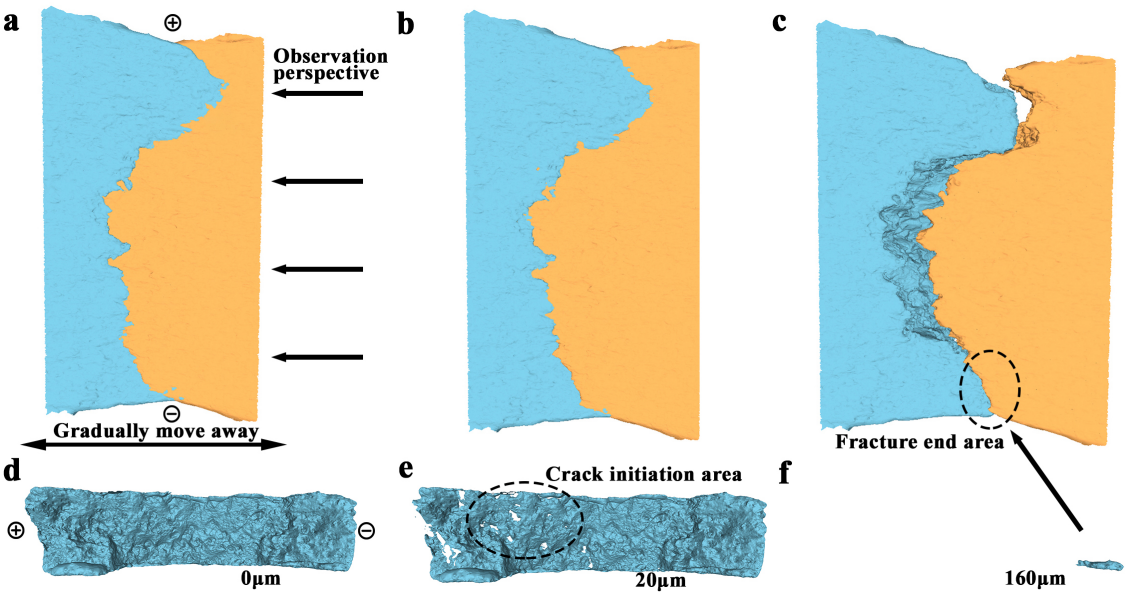


图 5.5 三维模型重叠分析原理

5.4　断裂过程逆向推演应用验证

5.4.1　高温合金内部损伤先于表面萌生的揭示

为验证所提出方法对典型高温合金断裂过程的解释能力，本节以 Inconel 718 原位拉伸断裂试样为对象，对比高温与室温拉伸断裂后样品的断裂过程重叠推演结果。图 5.6给出了两种温度条件下的推演序列对比，其中图 5.6a 为高温拉伸样品的推演过程，图 5.6b 为室温拉伸样品的推演过程。

由推演序列可见，在高温条件下可观察到多个离散的早期开裂区域，且开裂区域由局部向整体扩展呈现更分散的演化特征；而在室温条件下则更快进入由局部开裂向最终断裂的过渡阶段。

为了从几何与形貌角度解释高温下拉伸样品早期开裂区域的来源，图 5.7 选取了若干早期开裂区域，并对其断口局部形貌与缺陷特征进行对照分析。图 5.7a 标出了这些早期开裂区域的位置，图 5.7b 则展示了对应区域断口的局部形貌。对照结果表明，部分早期开裂区域在断口一侧未呈现典型缺陷形貌，但在对侧对应位置可观察到明显的孔洞或缺陷集聚；另一些区域可直接观察到夹杂或孔洞等缺陷特征。这些缺陷的位置与重叠推演得到的早期开裂区域高度一致，为“内部缺陷—内部开裂—最终贯通”的演化路径提供了直观的三维几何证据[156-157]。

进一步将推演结果与原位 SEM 实验中可见表面的裂纹观测进行对照（图 5.8），发

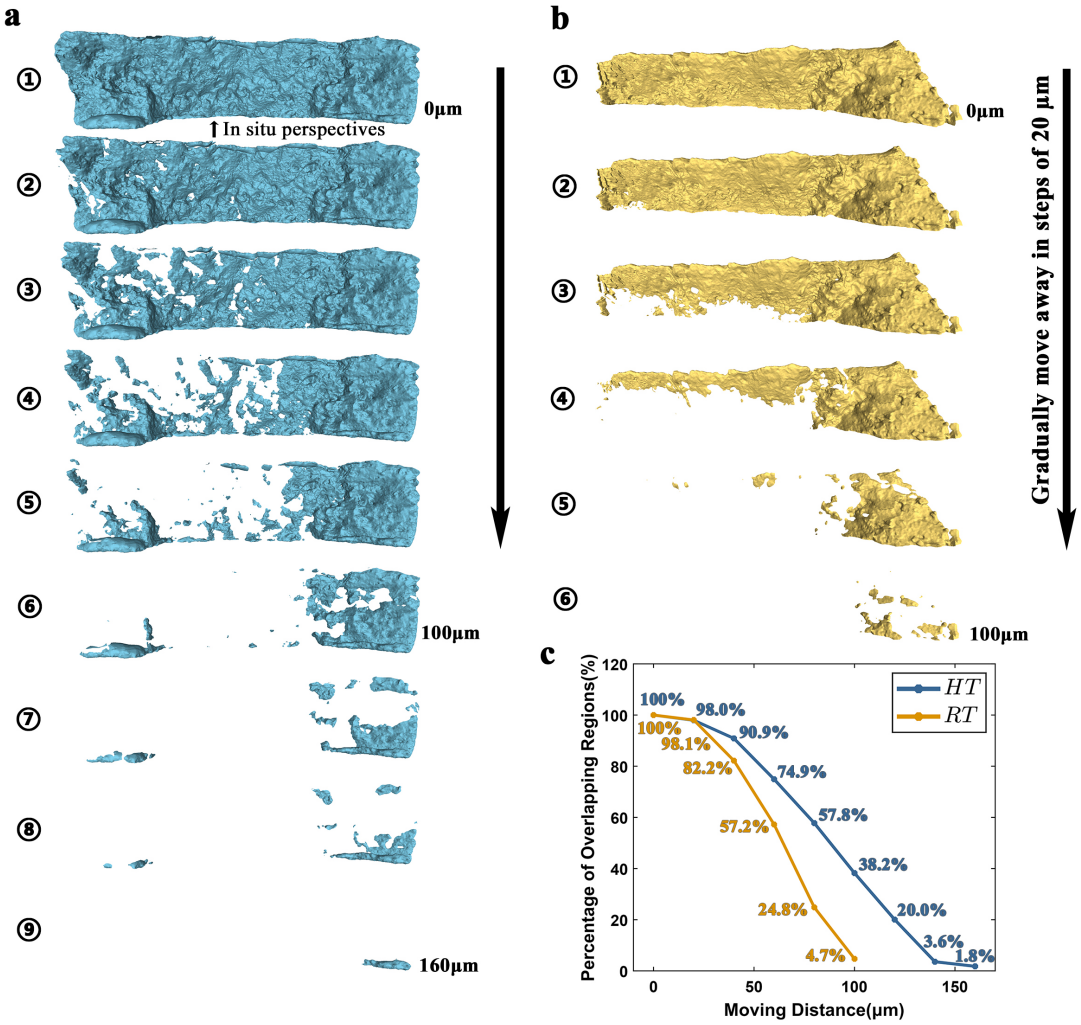


图 5.6 不同温度条件下的断裂过程推演结果

现表面裂纹的可见发生往往显著滞后于重叠分析推演所指示的早期内部开裂阶段。这表明，仅基于传统的表面观测会严重低估内部损伤的发生时刻与空间范围，从而有力地证实了本实验条件下“内部开裂先于表面晶界开裂”的物理现象[97,149]。

5.4.2　方法在不同截面形状试样中的普适性验证

除 Inconel 718 原位拉伸断裂试样外，本节进一步基于两类补充试样对本章流程进行验证与扩展。其一，利用一种新型镍基变形高温合金（new Ni-based wrought superalloy，NWS）原位拉伸序列开展准确性验证；其二，利用 Inconel 718 圆截面离位棒状拉伸断裂试样开展泛化性可行性验证。图 5.10与图 5.11分别给出两类验证的代表性结果。

NWS 合金的名义化学成分如表 5.1所示。该材料采用两步固溶处理（1120°C 保温 1.5 h，1050°C 保温 2 h）以获得目标晶粒尺寸并调控晶界组织，随后进行两步时效处理

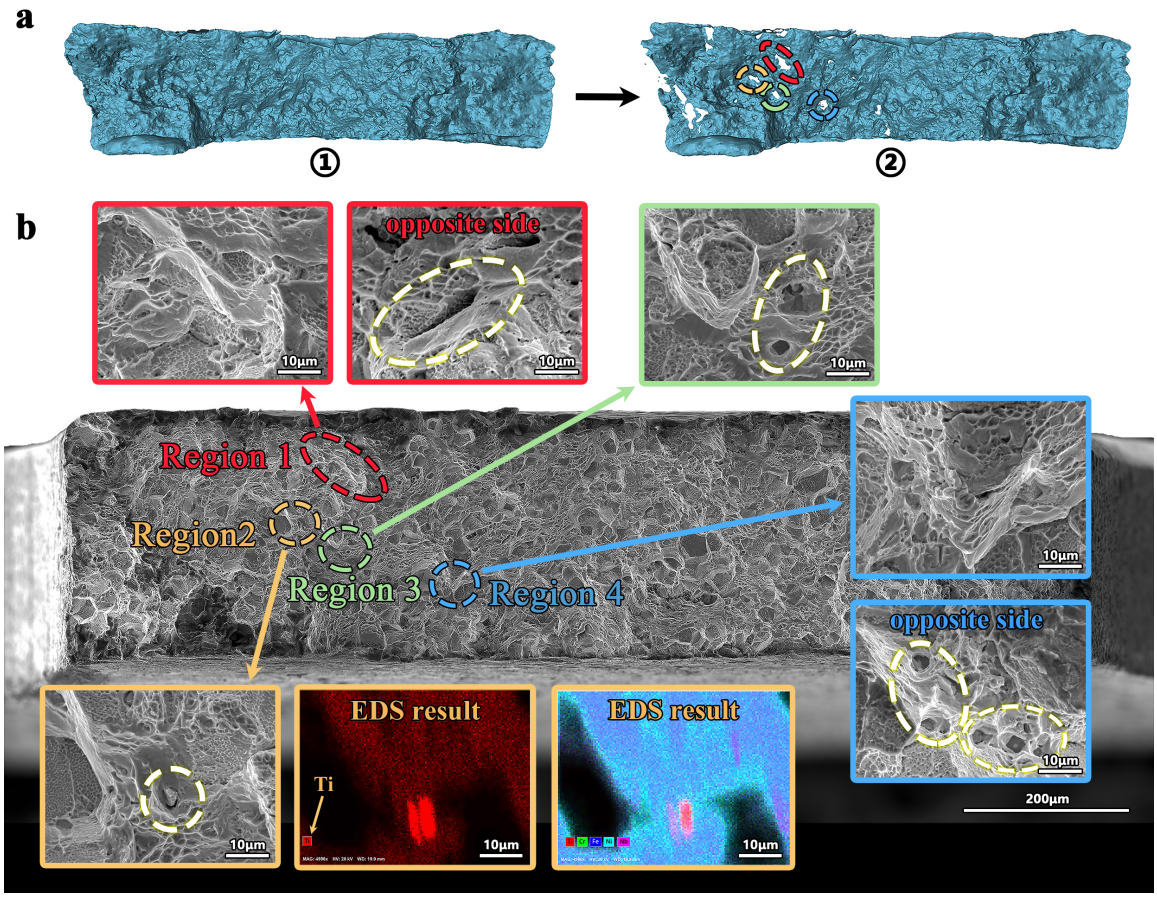


图 5.7 早期开裂区域缺陷对照分析

（650°C 保温 12 h，840°C 保温 4 h）以调控晶内析出相形貌与尺寸；其中第一次固溶后水冷，其余热处理后空冷[158]。原位拉伸实验前对其试样表面进行金相制样并腐蚀显微处理，腐蚀液配方为 2.5 mL HNO_3 + 12.5 mL HCl + 17 mL 甘油。

Inconel 718 圆截面离位拉伸试样采用棒状几何，其结构与关键尺寸如图 5.9所示。

（2）准确性验证（NWS 原位拉伸）：在 NWS 原位拉伸实验中，结合断裂后试样的 SEM 观测视角与观测区域标注，将重叠分析得到的断裂过程推演序列与加载过程中的表面裂纹演化进行对照。由图 5.10可见，推演结果能够给出从早期局部失效到最终贯通

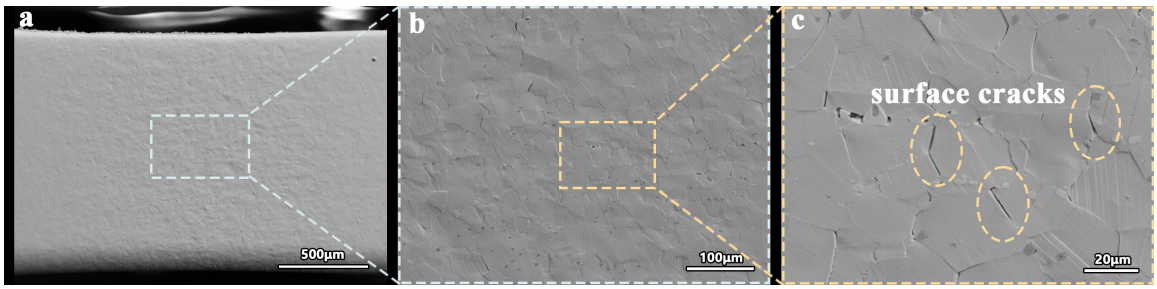


图 5.8 高温原位拉伸表面裂纹形貌

表 5.1 NWS 合金的名义化学成分（质量分数，wt%）[158]

元素	Fe+Co	Cr	W+Mo	Ti+Al	C+B+Zr	Ni
质量分数	12	16	9	3.5	0.08	Bal.

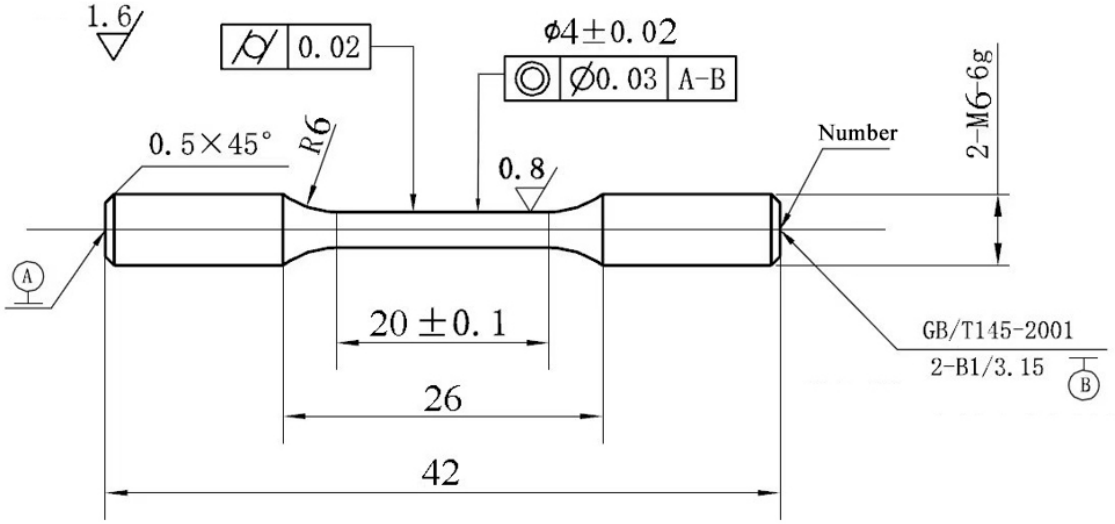


图 5.9 离位圆截面拉伸试样的结构与尺寸示意

区域的空间顺序信息，并且推演所指示的早期开裂位置与原位观测到的表面起裂位置在空间上保持一致；该一致性表明，推演结果并非由配准残差或局部缺失导致的伪影，而是能够反映真实的损伤先后次序与起裂位置，从而为方法在原位场景下的准确性提供直接佐证。

（2）泛化性可行性验证（圆截面棒状 Inconel 718 离位拉伸）：为检验本章流程对不同几何边界条件的适应性，进一步选取圆截面离位棒状 Inconel 718 断裂试样进行验证。相较于原位试样，圆截面试样的侧壁曲率与断口边界形态更复杂，对三维重建的视角覆盖、配准阶段对侧壁与边界特征的利用提出更高要求。由图 5.11可见，本章流程在该几何条件下仍能完成断口模型的重建与稳定对齐，并生成具有连贯空间解释的推演序列，说明该流程在由“原位哑铃形”推广到“离位圆截面棒状”时仍保持可用性与可迁移性。

综合两类补充验证可见，本章提出的“多视角三维重建—配准对齐—重叠推演”流程在不同材料体系与不同实验方式（原位/离位）下均能获得可追溯的空间判读结果。一方面，NWS 原位序列提供了推演结果与表面观测互证的依据，使起裂位置与先后顺序的解释更具可靠性；另一方面，圆截面离位棒状试样验证了该流程对更复杂几何边界与侧壁曲率条件的适应能力，说明其具备跨试样形貌的可迁移性。

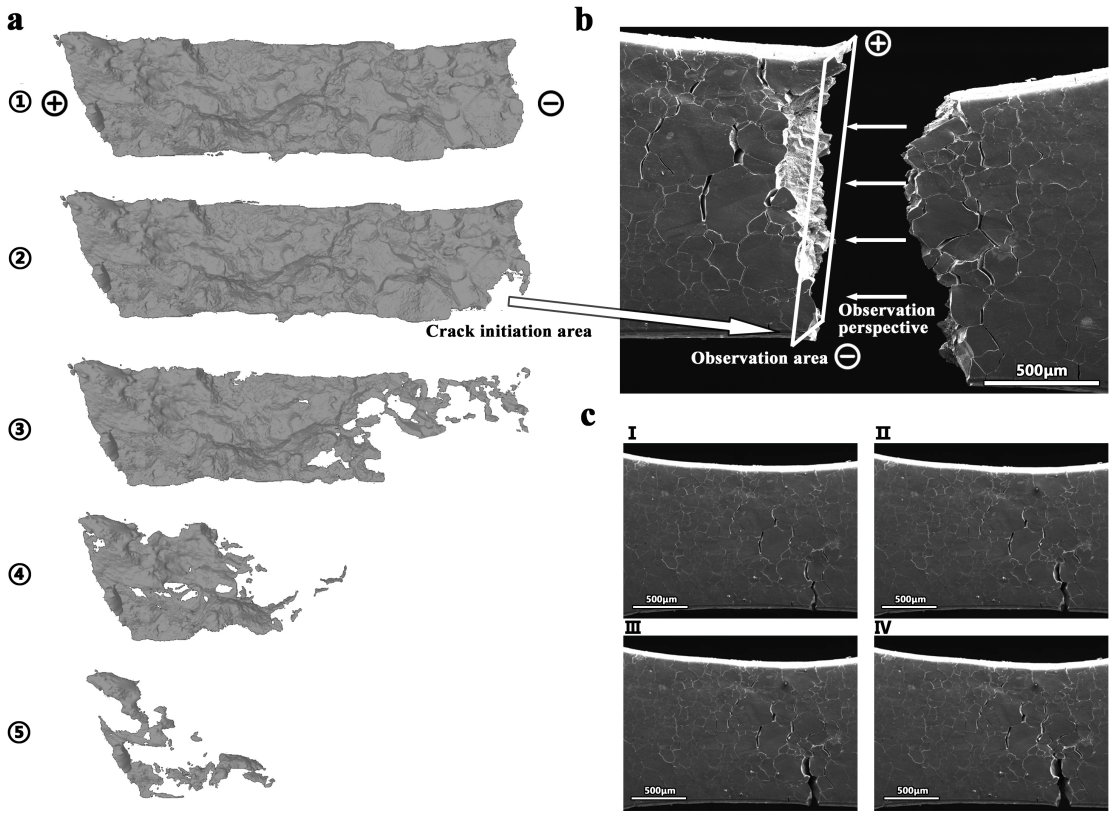


图 5.10 推演结果与原位观测一致性验证

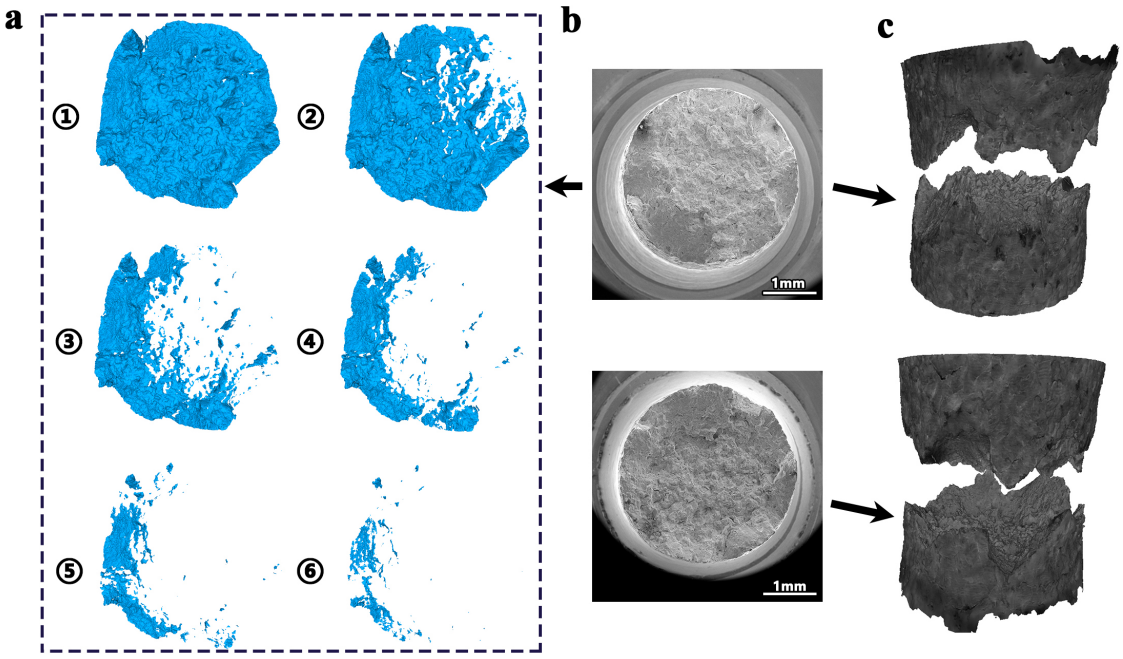


图 5.11 圆截面试样普适性验证

5.5 本章小结

针对传统断口观察通常依赖二维图像，缺乏三维信息，以及原位 SEM 测试手段只能观测样品可见表面，无法直接探究材料内部损伤演化过程的物理局限性，本章提出并实现了一种基于断口三维模型重叠分析的断裂过程逆向推演方法。该方法基于试样断裂后形成的一对互补断口，通过摄影测量技术以及尺度校准方法重建带有物理绝对尺度的三维形貌模型，进而将断裂后的空间几何特征反演为断裂过程的时序演化。归纳而言，本章的主要工作与创新结论包括：

1. **建立了基于清晰度评估的断口多视角三维重建与无损标定方法**：针对断口形貌复杂导致的重建困难，设计了大范围对称倾转样品台的多视角采集策略，显著提升了模型完整性。此外，提出了一种基于归一化方差评价图像清晰度的尺度标定技术。该技术仅依赖 SEM 硬件本身的聚焦与 Z 轴位移反馈，无需外部仪器即可赋予模型高精度的物理绝对量纲，有效克服了二维倾斜测量中超过 15° 倾角引发的投影缩短误差。
2. **提出了基于多表面立体观察与重叠分析的时序逆向推演技术**：突破了以往单侧断面二维平面观察的局限，将配准后的互补断口模型在空间精确对齐，实现了包含侧面在内的十个表面的全息立体观测。在此基础上，通过模拟拉伸过程，以固定步长将断口三维模型逐渐分离，利用区域断裂前延伸率的差异精准追踪投影“缺口”出现的顺序，成功实现了裂纹萌生与扩展路径的时序反演。
3. **揭示了高温合金内部缺陷主导开裂的空间演化机制及方法的普适性**：将上述推演技术应用于 Inconel 718 的原位拉伸断裂试样。分析发现，高温服役条件下材料更易发生多点离散的早期开裂，且这些区域高度对应于材料内部的夹杂或孔洞缺陷。推演结果结合原位表面观测进一步证实：由内部缺陷诱发的开裂在时间上显著先于表面晶界裂纹的萌生。该方法在新型镍基变形高温合金（NWS）原位试样及复杂圆截面离位棒状试样上的成功应用，充分证明了其高度的普适性与工程泛化能力。

6 总结与展望

本章对全文研究内容进行了总结，并对该领域未来可进一步探索的研究方向进行了展望。首先，回顾了本文的研究逻辑与主要创新点。随后，结合深度学习大模型与微观力学原位测试技术的发展趋势，对两者的融合前景进行了探讨。

6.1 全文总结

在航空航天等高端装备制造快速发展的背景下，充分利用原位 SEM 开展关键材料在极端服役环境下的损伤演化机理分析，是保障重大工程装备安全运行的基础。随着三维重建、数字图像相关等计算机视觉技术在过去十余年中的迅速发展，将其引入实验力学分析，具有全场测量、非接触、分辨率高等优势，已成为学术界与工业界的研究热点。

针对当前基于原位 SEM 研究复杂材料力学测试过程中所面临的微观三维形貌表征手段缺乏、动态成像伪影严重、大变形工况下测量易失效及内部损伤演化时序推演困难等问题，本文围绕提升微观真实变形与断裂行为定量分析准确性与可信性的目标，系统开展了形貌重建、抗噪复原、大变形全场测量与断裂时序反演的研究。研究流程由 4Q-BSE 静态形貌的物理复原出发，逐步推进至动态成像扫描伪影消除，随后攻克极端条件下的 3D-DIC 测量难题，最后延伸至微观断口的三维时序重叠分析，形成了一套较为完整的“三维形貌重建—三维变形测量—断裂过程推断”的全链条定量分析。

本文的主要成果与创新点如下：

（1）针对原位 SEM 测试中微观三维形貌表征受限的难题，提出了一种基于 4Q-BSE 信号的单视角光度立体重建方法。该架构深入剖析了梯度估计模型在高斜率与严重遮挡条件下的非线性偏差，创新性地引入了阈值触发的三次多项式补偿机制。为了引导多尺度特征提取，设计了融合抗噪金字塔积分策略的 MSR 算法，使不同频段的形貌特征有效融合，从而显著抑制了低频漂移误差。此外，本文还自主开发了集处理与可视化于一体的工程化软件系统。在高温合金原位拉伸数据集上的实验表明，该方法成功实现了从亚微米级滑移迹线到百微米级宏观起伏的跨尺度高精度形貌观测，适用于原位动态时序场景。

（2）针对原位动态成像中低频环境振动与高频电子束扫描耦合产生的非线性水平条纹伪影问题，本文提出了一种融合物理先验的轻量化图像复原网络（SwinIR-KD）。首先，通过受控真空泵与地面冲击激振实验，构建了真实振动数据集，为下游特征学习提供数据支撑。随后，利用 Swin Transformer 建立全局特征感知，并引入水平条纹抑制损失（HSS Loss）约束垂直梯度的连续性。在训练阶段，采用知识蒸馏与通道剪枝策略，在降低模型参数量的同时提升了推理速度。试验结果表明，该模型在抑制非线性振动干扰的同时，有效恢复了图像的灰度分布与几何连续性，具备良好的原位部署潜力。

（3）针对原位大变形测试中初始种子点选取困难以及非连续形貌导致 DIC 计算发散问题，本文提出并实现了一套融合物理驱动深度学习与传统优化算法的 E-DIC 二维及三维全场变形测量方法。首先构建了兼具真实纹理与物理形变约束的混合数据集，在特征空间上开展全自动稀疏种子点提取任务，有效减少了对人工选点的依赖。同时，设计了包含 CPU 多核拓扑扩散与 GPU 动态批处理的亚像素 IC-GN 优化引擎，并结合 Tukey 双权重与高阶 B 样条插值，改善了局部发散问题。通过拉格朗日映射将二维位移与三维高度场解耦，实现了原位 SEM 下全场离面位移（W 场）的定量计算。实验结果显示，本文方法在保持与现有商业软件及开源算法相当的极限测量精度的同时，在自动化处理、复杂工况泛化性以及极端变形下的鲁棒性方面具有较好的适用性，为极端服役场景下的高保真全场测量提供了有效手段。

（4）针对传统原位 SEM 仅能观测表面、难以探究材料内部损伤演化的物理局限，本文以高温合金断裂机理反演场景为例，揭示了内部缺陷诱发开裂的演化时序。通过大范围对称倾转采集与基于归一化方差的无损尺度标定，重建了具有绝对物理尺度的互补断口 3D 模型。在此基础上，提出了一种基于多表面立体观察与重叠分析的时序逆向推演技术。通过模拟拉伸过程，以固定步长将一对重合的断口模型逐渐分离，精准追踪模型投影中“缺口”出现的顺序。该研究证明，在高温服役条件下，材料内部由夹杂或孔洞诱发的开裂显著先于表面晶界裂纹萌生。该研究有助于提升业内对微观内部损伤真实起始时刻的重视，为断裂机理分析提供了全新的三维定量判据。

6.2 研究展望

近年来，随着大语言模型等技术的迅速发展，实验力学智能化有望在多个工程领域实现从概念验证向实际应用的转变。本文对计算机视觉与传统力学测量算法在原位SEM 实验中的应用进行了探索。鉴于服役环境的极端性与算法部署的实时性，未来仍有如下研究方向值得探讨：

（1）超高温动态环境下的实时畸变补偿。在极端服役环境模拟中，当温度逼近 1000°C 时，强烈的热辐射会导致 SEM 图像信噪比急剧下降。未来需研发更先进的耐超高温物理散斑制备工艺，并结合时序抗噪模型，开发针对试样剧烈热膨胀引起的非线性时空畸变实时校正算法。该研究将为航空发动机等关键应用场景提供坚实支撑。

（2）多物理场（形貌-晶体学-应力）的原位同步耦合观测。未来研究可重点关注将 4Q-BSE 形貌信号、EBSD 晶体学取向与 EDS 化学成分信号进行多模态时空对齐。同时，可在关键局部区域引入原子力显微镜等离线高精度形貌表征作为基准，对 SEM 三维重建高度场与离面位移场进行交叉验证，进一步提升微纳尺度测量结果的可信度。通过建立“成分-取向-微观力学行为”的跨尺度融合平台，有望更深刻地揭示材料各向异性及多相界面协调变形机制。在部署层面，还需研究多源异构信号的在线更新机制，以提升损伤机制分析的可信度。

（3）端到端人工智能驱动的微观损伤预测大模型。针对当前视觉模型在复杂力学任务中物理约束不足的问题，未来可围绕“物理知识注入”和“小样本高效适配”展开研究。借助隐式神经表示（如 3DGS）技术，构建物理启发神经网络，从输入序列中直接隐式表征材料的三维全场变形。同时，基于原位损伤演化数据训练失效大模型，实现对微观裂纹扩展路径与剩余寿命的前瞻性预测。

参考文献

[1] REED R C. The superalloys: fundamentals and applications[M]. 2008.

[2] 周济. 智能制造——“中国制造 2025”的主攻方向[J]. 中国机械工程, 2015, 26(17): 2273-2284.

[3] 王喜文. 中国制造 2025 解读：从工业大国到工业强国[J]. 物联网技术, 2015, 5(05): 3-4.

[4] 董凯. “十四五”智能制造发展规划解读及趋势研判[J]. 中国工业和信息化, 2022(1): 26-29.

[5] 谢曼, 干勇, 王慧. 制造业强国新材料发展战略[J]. 中国工程科学, 2020, 22(5): 1-9.

[6] POLLOCK T M, TIN S. Nickel-based superalloys for advanced turbine engines: Chemistry, microstructure and properties[J]. Journal of Propulsion and Power, 2006, 22(2): 361-374.

[7] 宫声凯, 刘原, 耿粒伦, 等. 涂层/高温合金界面行为及调控研究进展[J]. 金属学报, 2023, 59(9): 1097-1108.

[8] 张健, 王莉, 谢光, 等. 镍基单晶高温合金的研发进展[J]. 金属学报, 2023, 59(9): 1109-1124.

[9] 张海燕, 张士宏, 程明, 等. GH4169 合金 Delta 工艺中的变形行为和微观组织演变[J]. 材料研究学报, 2014, 28(3): 211-219.

[10] 孙传文, 孙锐, 李伟. 增材制造及固溶时效处理 Inconel 718 疲劳性能与寿命预测[J]. 航空动力学报, 2025, 40(11): 20240570.

[11] STINVILLE J C, CHARPAGNE M A, CERVELLON A, et al. On the origins of fatigue strength in crystalline metallic materials[J]. Science, 2022, 377(6610): 1065-1071.

[12] ZHAO P, SHEN Y, ZHU Y, et al. Very-high-cycle fatigue behavior of Inconel 718 alloy fabricated by selective laser melting at elevated temperature[J]. Metals, 2021, 14(2): 257.

[13] 金涛, 周亦胄, 王新广, 等. 先进镍基单晶高温合金组织稳定性及力学行为的研究进展[J]. 金属学报, 2015, 51(10): 1153-1162.

[14] YI S, ZHANG S, WANG D, et al. Study of fatigue crack initiation and the propagation mechanism induced by pores in a powder metallurgy nickel-based FGH96 superalloy[J]. Materials, 2024, 17(6): 1356.

[15] ZHAO Z, HU X, GUO Z. Fatigue crack initiation and small crack propagation behaviors of simulated specimens in a ni-based superalloy[J]. Metals, 2025, 15(9): 933.

[16] WU H, ZHOU J, HUANG L, et al. Advances in crack formation mechanisms, evaluation models, and compositional strategies for additively manufactured nickel-based superalloys[J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2025, 143(3): 2675-2709.

[17] HÉMERY S, STINVILLE J, WANG F, et al. Strain localization and fatigue crack formation at (0001) twist boundaries in titanium alloys[J]. Acta Materialia, 2021, 219: 117227.

[18] CHARPAGNE M, HESTROFFER J, POLONSKY A, et al. Slip localization in Inconel 718: A three-

dimensional and statistical perspective[J]. Acta Materialia, 2021, 215: 117037.

[19] SANG L, LU J, CHENG X, et al. In Situ EBSD study of deformation behavior at grain scale of inconel 718 alloy during tensile test at 650 °C[J]. Materials, 2025, 18(9): 1934.

[20] SANG L, LU J, WANG J, et al. In-situ SEM study of temperature-dependent tensile behavior of Inconel 718 superalloy[J]. Journal of Materials Science, 2021, 56(28): 16097-16112.

[21] CHEN J, LU J, ZHANG X, et al. In-situ study of adjacent grains slip transfer of Inconel 718 during tensile process at high temperature[J]. International Journal of Plasticity, 2023, 163: 103554.

[22] ANDERSSON H, PERSSON C. In-situ SEM study of fatigue crack growth behavior in IN718[J]. International Journal of Fatigue, 2004, 26(3): 211-219.

[23] 张雪成, 张跃飞, 孟文超, 等. 基于扫描电子显微镜的三维表面重建研究进展[J]. 电子显微学报, 2025, 44(6): 714-725.

[24] WANG Z, WU W, QIAN G, et al. In-situ SEM investigation on fatigue behaviors of additive manufactured Al-Si10-Mg alloy at elevated temperature[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2019, 214: 149-163.

[25] LU J, CHEN B, LIU X, et al. 3D microstructure reconstruction of casting aluminum alloy based on serial block-face scanning electron microscopy[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2019, 778: 721-730.

[26] JUNG J M, YOO J H, JEONG H J, et al. Three-dimensional characterization of SiC particle-reinforced Al composites using serial sectioning tomography and thermo-mechanical finite element simulation[J]. Metallurgical and Materials Transactions A, 2014, 45(12): 5679-5690.

[27] YUAN H, VAN DE MOORTELE B, EPICIER T. Accurate post-mortem alignment for focused ion beam and scanning electron microscopy (FIB-SEM) tomography[J]. Ultramicroscopy, 2021, 228: 113265.

[28] TAFTI A P, KIRKPATRICK A B, ALAVI Z, et al. Recent advances in 3D SEM surface reconstruction [J]. Micron, 2015, 78: 54-66.

[29] TAFTI A P, HOLZ J D, BAGHAIE A, et al. 3DSEM++: Adaptive and intelligent 3D SEM surface reconstruction[J]. Micron, 2016, 87: 33-45.

[30] GONTARD L C, SCHIERHOLZ R, YU S, et al. Photogrammetry of the three-dimensional shape and texture of a nanoscale particle using scanning electron microscopy and free software[J]. Ultramicroscopy, 2016, 169: 80-88.

[31] WOODHAM R J. Photometric method for determining surface orientation from multiple images[J]. Optical engineering, 1980, 19(1): 139-144.

[32] PINTUS R, PODDA S, VANZI M. An automatic alignment procedure for a four-source photometric stereo technique applied to scanning electron microscopy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008, 57(5): 989-996.

[33] IKEHATA S, AIZAWA K. Photometric stereo using constrained bivariate regression for general isotropic surfaces[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 2179-2186.

[34] BASRI R, JACOBS D W. Lambertian reflectance and linear subspaces[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2003, 25(2): 218-233.

[35] GONTARD L, LÓPEZ-CASTRO J, GONZÁLEZ-ROVIRA L, et al. Assessment of engineered surfaces roughness by high-resolution 3D SEM photogrammetry[J]. Ultramicroscopy, 2017, 177: 106-114.

[36] BARBIERI G, SILVA F P. Acquisition of 3D models with submillimeter-sized features from SEM images by use of photogrammetry: a dimensional comparison to microtomography[J]. Micron, 2019, 121: 26-32.

[37] HORN B K, BROOKS M J. Shape from shading[M]. MIT press, 1989.

[38] WANG Y. Enhancing scanning electron microscopy imaging quality of weakly conductive samples through unsupervised learning[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 7056.

[39] BASRI R, JACOBS D W, KEMELMACHER I. Photometric stereo with general, unknown lighting [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 72(3): 239-257.

[40] IKEHATA S, WIPF D, MATSUSHITA Y, et al. Robust photometric stereo using sparse regression[J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 318-325.

[41] DRZAZGA W, PALUSZYNSKI J, SLOWKO W. Three-dimensional characterization of microstructures in a SEM[J]. Measurement Science and Technology, 2006, 17(1): 28-31.

[42] VERNON-PARRY K D. Scanning electron microscopy: an introduction[J]. III-Vs Review, 2000, 13: 40-44.

[43] KARAMI A, MENNA F, REMONDINO F. Combining photogrammetry and photometric stereo to achieve precise and complete 3D reconstruction[J]. Sensors, 2022, 22(21): 8172.

[44] MIYAMOTO A, CHEN D, KANEKO S. Bootstrapping de-shadowing and self-calibration for scanning electron microscope photometric stereo[J]. Measurement Science and Technology, 2014, 25(10): 105402.

[45] MIYAMOTO A, MATSUSE H, KOUTAKI G. Robust surface reconstruction by design-guided SEM photometric stereo[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(4): 045405.

[46] BORZUNOV A A, KARAULOV V Y, KOSHEV N A, et al. 3D surface topography imaging in SEM with improved backscattered electron detector: arrangement and reconstruction algorithm[J]. Ultramicroscopy, 2019, 207: 112830.

[47] NEGGERS J, HÉRIPRÉ E, BONNET M, et al. Principal image decomposition for multi-detector backscatter electron topography reconstruction[J]. Ultramicroscopy, 2021, 227: 113200.

[48] GIARDINO M, MENON D N, JANNER D L. Regularization techniques for 3D surface reconstruction from four quadrant backscattered electron detector images[J]. Ultramicroscopy, 2023, 250: 113746.

[49] SIHVONEN T, REINIKAINEN S P. Image based evaluation of textured 3DSEM models[J]. Ultramicroscopy, 2022, 238: 113518.

[50] 赵以恒, 张宜旭, 刘陵恩, 等. 扫描电镜多角度图像采集系统研究[J]. 电子显微学报, 2024, 43(06): 701-710.

[51] PŁUSKA M, CZERWINSKI A, RATAJCZAK J, et al. Separation of image-distortion sources and magnetic-field measurement in scanning electron microscope (SEM)[J]. Micron, 2009, 40(1): 46-50.

[52] SLÓWKO W, WIATROWSKI A, KRYSZTOF M. Detection of secondary and backscattered electrons for 3D imaging with multi-detector method in VP/ESEM[J]. Micron, 2018, 104: 45-60.

[53] BEIL W, CARLSEN I C. Surface reconstruction from stereoscopy and “shape from shading” in SEM images[J]. Machine Vision and Applications, 1991, 4(4): 271-285.

[54] VYNNYK T, SCHULTHEIS T, FAHLBUSCH T, et al. 3D-measurement with the stereo scanning electron microscope on sub-micrometer structures[J]. Journal of the European Optical Society - Rapid Publications, 2010, 5: 10038s.

[55] BAYAZID S M, BRODUSCH N, GAUVIN R. Investigation of the effect of magnification, accelerating voltage, and working distance on the 3D digital reconstruction techniques[J]. Scanning, 2020, 2020: e3743267.

[56] WOODWARD J D, WEPF R A. Macromolecular 3D SEM reconstruction strategies: Signal to noise ratio and resolution[J]. Ultramicroscopy, 2014, 144: 43-49.

[57] EULITZ M, REISS G. 3D reconstruction of SEM images by use of optical photogrammetry software [J]. Journal of Structural Biology, 2015, 191: 190-196.

[58] KOZIKOWSKI P. Extracting three-dimensional information from SEM images by means of photogrammetry[J]. Micron, 2020, 134: 102873.

[59] KURODA T, IKEUCHI K, KITAGAWA Y. Three-dimensional reconstruction of cleavage fracture surface for duplex stainless steel[J]. Vacuum, 2002, 65(3-4): 541-546.

[60] VERHOEVEN G. Taking computer vision aloft—archaeological three-dimensional reconstructions from aerial photographs with PhotoScan[J]. Archaeological Prospection, 2011, 18(1): 67-73.

[61] BAGHAIE A, TAFTI A P, OWEN H A, et al. SD-SEM: sparse-dense correspondence for 3D reconstruction of microscopic samples[J]. Micron, 2017, 97: 41-55.

[62] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.

[63] DING W, ZHANG Y, LU H, et al. Automatic 3D reconstruction of SEM images based on nanorobotic manipulation and epipolar plane images[J]. Ultramicroscopy, 2019, 200: 149-159.

[64] STAMPANONI M, GROSO A, ISENEGGER A, et al. Trends in synchrotron-based tomographic imaging: the SLS experience[J]. Developments in X-Ray Tomography V, 2006, 6318: 63180M.

[65] OHO E, YAMAZAKI S, SUZUKI K. PM-17 Noise removal for SEM images using a convolutional neural network[J]. Microscopy, 2019, 68: i43-i43.

[66] DE HAAN K, BALLARD Z S, RIVENSON Y, et al. Resolution enhancement in scanning electron microscopy using deep learning[J]. Scientific reports, 2019, 9(1): 12050.

[67] GAO X, HUANG T, TANG P, et al. Enhancing scanning electron microscopy imaging quality of weakly conductive samples through unsupervised learning[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 6439.

[68] WANG Z, FENG R, MAO J, et al. SRFS: Super resolution in fast-slow scanning mode of SEM based on denoising diffusion probability model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-9.

[69] FAN L, WANG Z, LU Y, et al. An adversarial learning approach for super-resolution enhancement based on AgCl@Ag nanoparticles in scanning electron microscopy images[J]. Nanomaterials, 2021, 11(12): 3305.

[70] TONDARE V N. A concept for three-dimensional particle metrology based on scanning electron microscopy and structure-from-motion photogrammetry[J]. Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology, 2020, 125.

[71] TOBERG S, REITHMEIER E. Quantitative 3D reconstruction from scanning electron microscope images based on affine camera models[J]. Sensors, 2020, 20(12): 3598.

[72] OMRANI E, TAFTI A P, FATHI M F, et al. Tribological study in microscale using 3D SEM surface reconstruction[J]. Tribology International, 2016, 103: 309-315.

[73] GONTARD L C, BATISTA M, SALGUERO J, et al. Three-dimensional chemical mapping using non-destructive SEM and photogrammetry[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 11000.

[74] SUTTON M A, ORTEU J J, SCHREIER H. Image correlation for shape, motion and deformation measurements: basic concepts, theory and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2009.

[75] PAN B, QIAN K, XIE H, et al. Two-dimensional digital image correlation for in-plane displacement and strain measurement: a review[J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(6): 062001.

[76] PAN B, YU L, ZHANG Q. Review of single-camera stereo-digital image correlation techniques for full-field 3D shape and deformation measurement[J]. Science China Technological Sciences, 2018, 61(1): 2-20.

[77] 邵新星, 陈振宁, 戴云彤, 等. 数字图像相关方法若干关键问题研究进展[J]. 实验力学, 2017, 32(3): 305-325.

[78] KAMMERS A D, DALY S. Digital image correlation under scanning electron microscopy: methodology and validation[J]. Experimental Mechanics, 2013, 53(9): 1743-1761.

[79] PETERS W, RANSON W. Digital imaging techniques in experimental stress analysis[J]. Optical Engineering, 1982, 21(3): 427-431.

[80] CHU T, RANSON W, SUTTON M, et al. Applications of digital-image-correlation techniques to experimental mechanics[J]. Experimental Mechanics, 1985, 25(3): 232-244.

[81] PAN B, ASUNDI A, XIE H, et al. Digital image correlation using iterative least squares and pointwise least squares for displacement field and strain field measurements[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2009, 47(7-8): 865-874.

[82] TONG W, YAO H, XUAN Y. An improved error evaluation in one-dimensional deformation measurements by linear digital image correlation[J]. Experimental Mechanics, 2011, 51(7): 1019-1031.

[83] BRUCK H, MCNEILL S, SUTTON M, et al. Digital image correlation using Newton-Raphson method of partial differential correction[J]. Experimental Mechanics, 1989, 29(3): 261-267.

[84] BAKER S, MATTHEWS I. Lucas-Kanade 20 years on: A unifying framework[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3): 221-255.

[85] PAN B, LI K, TONG W. Fast, robust and accurate digital image correlation calculation without redundant computations[J]. Experimental Mechanics, 2013, 53(7): 1277-1289.

[86] VENDROUX G, KNAUSS W. Submicron deformation field measurements: Part 2. Improved digital image correlation[J]. Experimental Mechanics, 1998, 38(2): 86-92.

[87] KAMMERS A, DALY S. Small-scale patterning methods for digital image correlation under scanning electron microscopy[J]. Measurement Science and Technology, 2011, 22(12): 125501.

[88] CARTER J L W, UCHIC M D, MILLS M J. Impact of speckle pattern parameters on DIC strain

resolution calculated from in-situ SEM experiments[J]. Measurement Science and Technology, 2014, 25(10): 107001.

[89] SCRIVENS W A, LUO Y, SUTTON M A, et al. Development of patterns for digital image correlation measurements at reduced length scales[J]. Experimental Mechanics, 2007, 47(1): 63-77.

[90] DI GIOACCHINO F, QUINTA DA FONSECA J. Plastic strain mapping with sub-micron resolution using digital image correlation[J]. Experimental Mechanics, 2013, 53: 743-754.

[91] STINVILLE J C, VANDERESSE N, BRIDIER F, et al. High resolution mapping of strain localization near twin boundaries in a nickel-based superalloy[J]. Acta Materialia, 2015, 98: 29-42.

[92] VERSCHATSE O, VAN PAEPEGEM W, DE CLERCK K, et al. Development of a versatile speckle pattern of nano-sized polymer particles for high-resolution SEM-DIC[J]. Polymer testing, 2023, 125: 108134.

[93] PAN B, WU D, WANG Z, et al. High-temperature digital image correlation method for full-field deformation measurement at 1200 °C[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 22(1): 015701.

[94] LU N, YU L, WANG Q, et al. Fabrication of ultra-stable and customized high-temperature speckle patterns using air plasma spraying and flexible speckle templates[J]. Sensors, 2023, 23(17): 7656.

[95] WALLEY J L, WHEELER R, UCHIC M D, et al. In-situ mechanical testing for characterizing strain localization during deformation at elevated temperatures[J]. Experimental Mechanics, 2012, 52(4): 405-416.

[96] GUO G, ZHANG W, ZHANG B, et al. Effect of precipitate phase on the plastic deformation behavior of Alloy 718: In-situ tensile experiment and crystal plasticity simulation[J]. International Journal of Plasticity, 2025, 187: 104286.

[97] GAO W, LU J, ZHOU J, et al. Effect of grain size on deformation and fracture of Inconel718: An in-situ SEM-EBSD-DIC investigation[J]. Materials Science and Engineering: A, 2022, 861: 144361.

[98] GUO G, JIANG W, LIU X, et al. In-situ SEM-EBSD investigation of the low-cycle fatigue deformation behavior of Inconel 718 at grain-scale[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2023, 24: 5007-5023.

[99] ZHAO Y, JIANG R, HARTE A, et al. Characterisation of strain localisation under cyclic loading at 450 °C by SEM-DIC in a PM Ni-based superalloy[J]. Materials Science and Engineering: A, 2022, 849: 143464.

[100] TEXIER D, MILANESE J, JULLIEN M, et al. Strain localization in the Alloy 718 Ni-based superalloy: from room temperature to 650°C[J]. Acta Materialia, 2024, 268: 119759.

[101] CARROLL J D, ABUZAID W, LAMBROS J, et al. High resolution digital image correlation mea-

surements of strain accumulation in fatigue crack growth[J]. International Journal of Fatigue, 2013, 57: 140-150.

[102] KANG J, OSOSKOV Y, EMBURY J, et al. Digital image correlation studies for microscopic strain distribution and damage in dual phase steels[J]. Scripta Materialia, 2007, 56(11): 999-1002.

[103] ZHANG B, LI L, ZHANG X, et al. In situ SEM fatigue testing technology for metallic materials: a review[J]. Nanoscale, 2024, 16(28): 13300-13330.

[104] MARAGHECHI S, HOEFNAGELS J, PEERLINGS R, et al. Correction of scanning electron microscope imaging artifacts in a novel digital image correlation framework[J]. Experimental mechanics, 2019, 59(4): 489-516.

[105] SU Y, ZHANG Q, FANG Z, et al. Elimination of systematic error in digital image correlation caused by intensity interpolation by introducing position randomness to subset points[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2019, 114: 60-75.

[106] YU L, PAN B. Overview of high-temperature deformation measurement using digital image correlation[J]. Experimental Mechanics, 2021, 61(7): 1121-1142.

[107] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[108] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: Speeded up robust features[C]//European conference on computer vision. 2006: 404-417.

[109] YANG R, LI Y, ZENG D, et al. Deep DIC: Deep learning-based digital image correlation for end-to-end displacement and strain measurement[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2022, 302: 117474.

[110] WANG Y, ZHAO J. DIC-Net: Upgrade the performance of traditional DIC with Hermite dataset and convolution neural network[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 160: 107278.

[111] LI Y, WEI L, ZHANG X. Measurement of nonuniform strain distribution in CORC cable due to bending process by a segmentation-aided stereo digital image correlation[J]. Experimental Mechanics, 2023, 63: 813-822.

[112] CHENG X, MA Q, ZHOU S, et al. Using unsupervised learning based convolutional neural networks to solve Digital Image Correlation[J]. Optics & Laser Technology, 2025, 180: 111414.

[113] BOUKHTACHE S, ABDELOUAHAB K, BAHOU A, et al. A lightweight convolutional neural network as an alternative to DIC to measure in-plane displacement fields[J]. Experimental Mechanics, 2023, 63: 1-18.

[114] WANG Z, ZHU P, GUAN J, et al. ECI-Net: A modular and lightweight Deep DIC network for real-

time robust 2D displacement measurement[J]. Optics & Laser Technology, 2025, 183: 112376.

[115] ZHOU Y, ZUO Q, CHEN N, et al. Transformer based deep learning for digital image correlation[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2025, 184: 108568.

[116] LI B, ZHOU S, MA Q, et al. Physics-Informed Neural Network Based Digital Image Correlation Method[J]. arXiv preprint arXiv:2409.00956, 2024.

[117] BOUKHTACHE S, ABDELOUAHAB K, BERRY F, et al. When deep learning meets digital image correlation[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 136: 106308.

[118] CHEN B, LEI Z, ZHANG Y, et al. Bayes-DIC Net: Estimating digital image correlation uncertainty with bayesian neural networks[J]. arXiv preprint arXiv:2512.04323, 2025.

[119] WANG G, ZHOU Y, WANG Z, et al. StrainNet-LD: Large displacement digital image correlation based on deep learning and displacement-field decomposition[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2024, 183: 108502.

[120] ARCHANA R, JEEVARAJ P E. Deep learning models for digital image processing: a review[J]. Artificial intelligence review, 2024, 57(1): 11.

[121] ZHANG Y, XU Z, LI G, et al. KAN-DIC: Interpretable, lightweight and self-supervised digital image correlation method based on Kolmogorov-Arnold network[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2026, 196: 109489.

[122] NIU G, ZHU R, QU Z, et al. A robust deep learning-assisted digital image correlation for deformation measurement at 1600 °C in Air[J]. Experimental Mechanics, 2025, 65(6): 955-968.

[123] ZHANG L, WANG T, JIANG Z, et al. High accuracy digital image correlation powered by GPU-based parallel computing[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 69: 7-12.

[124] HAQUE M A, SAIF M A. In-situ tensile testing of nano-scale specimens in SEM and TEM[J]. Experimental Mechanics, 2002, 42: 123-128.

[125] LIU X, LIU Y, JIN B, et al. Microstructure evolution and mechanical properties of a SMATed Mg alloy under in situ SEM tensile testing[J]. Journal of Materials Science & Technology, 2017, 33(3): 224-230.

[126] WANG W, LIU T G, CAO X Y, et al. In-situ SEM study of crack initiation and propagation behavior in a dissimilar metal welded joint[J]. Materials Science and Engineering: A, 2018, 729: 331-339.

[127] LINDEBERG T. Scale-space theory in computer vision: vol. 256[M]. Springer, 2013.

[128] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. Academic Press, 1999.

[129] ZHANG Y, TANG L, WANG Y, et al. Development and application of a high-temperature imaging system for in-situ scanning electron microscope[J]. Materials Today Communications, 2024, 38:

107782.

[130] ZHAO Z, LI L, YANG W, et al. A comprehensive study of the anisotropic tensile properties of laser additive manufactured Ni-based superalloy after heat treatment[J]. International Journal of Plasticity, 2022, 148: 103147.

[131] SHAHWAZ M, NATH P, SEN I. A critical review on the microstructure and mechanical properties correlation of additively manufactured nickel-based superalloys[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2022, 907: 164530.

[132] JUNG K O, KIM S J, KIM D H. An approach to reducing the distortion caused by vibration in scanning electron microscope images[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2012, 676: 5-17.

[133] ROTTMAYER N, REDENBACH C, FAHRBACH F. Effective stripe artefact removal by a variational method: application to light-sheet microscopy, FIB-SEM and remote sensing images[J]. arXiv preprint arXiv:2401.14220, 2024.

[134] TAWFIK M S, ADISHESHA A S, HSI Y, et al. Comparative study of traditional and deep-learning denoising approaches for image-based petrophysical characterization of porous media[J]. Frontiers in Water, 2022, 3: 800369.

[135] WEIGERT M, SCHMIDT U, BOOTHE T, et al. Content-aware image restoration: pushing the limits of fluorescence microscopy[J]. Nature Methods, 2018, 15(12): 1090-1097.

[136] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2021: 10012-10022.

[137] LIANG J, CAO J, SUN G, et al. Swinir: Image restoration using swin transformer[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. 2021: 1833-1844.

[138] JIANG J, ZUO Z, WU G, et al. A survey on all-in-one image restoration: Taxonomy, evaluation and future trends[J]. arXiv preprint arXiv:2410.15067, 2024.

[139] HINTON G, VINYALS O, DEAN J. Distilling the knowledge in a neural network[J]. arXiv preprint arXiv:1503.02531, 2015.

[140] TEED Z, DENG J. Raft: Recurrent all-pairs field transforms for optical flow[C]//European conference on computer vision. 2020: 402-419.

[141] JIANG S, LU Y, LI H, et al. Learning optical flow from a few matches[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021: 16592-16600.

[142] HUANG Y. A user-material subroutine incorporating single crystal plasticity in the ABAQUS finite

element program[M]. Harvard Univ. Cambridge, UK, 1991.

[143] 郭广浩. IN718 合金拉伸和疲劳变形行为的原位 SEM 研究[D]. 浙江大学, 2025.

[144] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2018: 224-236.

[145] LINDENBERGER P, SARLIN P E, POLLEFEYS M. Lightglue: Local feature matching at light speed[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2023: 17627-17638.

[146] SHYAM A, MILLIGAN W. Effects of deformation behavior on fatigue fracture surface morphology in a nickel-base superalloy[J]. Acta Materialia, 2004, 52(6): 1503-1513.

[147] MANDELBROT B B, PASSOJA D E, PAULLAY A J. Fractal character of fracture surfaces of metals [J]. Nature, 1984, 308(5961): 721-722.

[148] NARAGANI D P, SHADE P A, KENESEI P, et al. X-ray characterization of the micromechanical response ahead of a propagating small fatigue crack in a Ni-based superalloy[J]. Acta Materialia, 2019, 179: 342-359.

[149] ZHU Q, CHEN G, WANG C, et al. Tensile deformation and fracture behaviors of a nickel-based superalloy via in situ digital image correlation and synchrotron radiation x-ray tomography[J]. Materials, 2019, 12: 2461.

[150] JACOBS S D. Manipulating mechanics and chemistry in precision optics finishing[J]. Science and Technology of Advanced Materials, 2007, 8(3): 153-157.

[151] YAN L, RONG Y, JIANG F, et al. Three-dimension surface characterization of grinding wheel using white light interferometer[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 55(1): 133-141.

[152] DARAFON A, WARKENTIN A, BAUER R. Characterization of grinding wheel topography using a white chromatic sensor[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2013, 70: 22-31.

[153] TIAN X, HE X, SONG D, et al. AFM characterization of surface mechanical and electrical properties of some common rocks[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2022, 32(2): 435-445.

[154] MARTURI N, TAMADAZTE B, DEMBÉLÉ S, et al. Visual servoing-based approach for efficient autofocusing in scanning electron microscope[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2013: 2677-2682.

[155] MARTURI N, TAMADAZTE B, DEMBELE S, et al. Visual servoing-based depth-estimation tech-

nique for manipulation inside SEM[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(8): 1847-1855.

[156] LIU K, WANG J, WANG B, et al. In-situ X-ray tomography investigation of pore damage effects during a tensile test of a Ni-based single crystal superalloy[J]. Materials Characterization, 2021, 177: 111180.

[157] ZHU Q, WANG C, QIN H, et al. Effect of the grain size on the microtensile deformation and fracture behaviors of a nickel-based superalloy via ebsd and in-situ synchrotron radiation x-ray tomography [J]. Materials Characterization, 2019, 156: 109875.

[158] LIU H, ZHAO X, YUAN Y, et al. Influence of thermal exposure on microstructural stability and tensile properties of a new Ni-base superalloy[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2022, 21: 4462-4472.

作者简历及在学期间主要研究成果

作者简介

张雪成（1999-），男，浙江杭州人。2021 年 6 月于中南大学自动化学院自动化专业获得工学学士学位。2021 年 9 月起在浙江大学工程师学院先进材料与高端制造项目电子信息（控制工程）专业攻读博士学位（硕博连读），主要研究方向为原位扫描电镜技术与 AI 驱动的材料微观三维变形表征。

在学期间主要研究成果

期刊论文

1. **Xuecheng Zhang**, G. Guo, Z. Li, W. Meng*, Y. Zhang*, Q. Ye, J. Wang, S. He, X. Zhao, J. Chen, Z. Zhang. Superalloys fracture process inference based on overlap analysis of 3D models[J]. *Communications Engineering*, 2024, 3(1): 108.
2. **Xuecheng Zhang**, B. Zhang, G. Guo, W. Meng*, X. Ye, Y. Zhang*, Z. Zhang, J. Chen. In Situ 3-D Surface Reconstruction for Metal Deformation Evolution via SEM[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 1-12.
3. **Xuecheng Zhang**[1], Z. Li[1], B. Zhang, W. Meng, Y. Zhang*, C. Gu, X. Ye, Z. Zhang. ET-DMS: Efficient two-stage diffusion model for accelerated SEM image super-resolution[J]. *Ultramicroscopy*, 2025, 278: 114226.
4. **Xuecheng Zhang**, B. Zhang, W. Meng, Y. Zhang*, X. Ye, Z. Zhang. Knowledge-Distilled Swin Transformer for Efficient Vibration Artifact Removal in SEM Imaging[J]. *Micron*, 2025, 199: 103897.
5. **张雪成**, 张跃飞 *, 孟文超, 张泽. 基于扫描电子显微镜的三维表面重建研究进展 [J]. *电子显微学报*，2025, 44(06): 714-725.
6. **Xuecheng Zhang**, B. Zhang, W. Meng*, Y. Zhang*, Z. Zhang. Physics-guided electron DIC for three-dimensional microscale deformation mapping. Manuscript in preparation.
7. B. Zhang[1], L. Li[1], **Xuecheng Zhang**, X. Sun, X. Zhao*, Y. Zhang*, Z. Zhang. In situ SEM fatigue testing technology for metallic materials: a review[J]. *Nanoscale*, 2024, 16(28):

13300-13330.

8. B. Zhang, **Xuecheng Zhang**, X. Ye, G. Guo, W. Jiang, Y. Zhang*, Z. Zhang. In-situ multi-scale deformation behaviors of Portevin-Le Chatelier bands in Al-Mg-Sc-Zr alloys[J]. *Materials Research Letters*, 2026, 14(1): 74-84.

会议论文

1. **Xuecheng Zhang**, X. Qiu, W. Meng, Y. Li, L. Zhang*. An event-triggered predictive control for weight control system[C]. *2022 12th International Conference on Information Science and Technology (ICIST)*. IEEE, 2022: 171-177.
2. Z. Li, **Xuecheng Zhang**, B. Zhang, W. Meng, S. He, C. Gu*. AR-assisted In-situ Thermomechanical Testing System for Superalloys[C]. *2024 IEEE International Conference on Data Science and Systems (DSS)*. IEEE, 2024: 44-49.
3. R. Tian, **Xuecheng Zhang**, S. Liu, Y. Wang, C. Gu*, Y. Zhang, L. Jiang. GrainSegNet: Towards Effective and Efficient Material Microstructure Segmentation[C]. *2025 IEEE 23rd International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*. IEEE, 2025: 1-6.

专利

1. **张雪成**，孟文超，贺诗波，王晋，顾超杰，陈积明，陈爽. 一种合金断口三维重建与尺度校准方法，中国发明专利，专利号：ZL 202311344109.2，授权公告日：2025 年 08 月 01 日.
2. **张雪成**，张跃飞，孟文超，张斌，郭广浩，叶显爵. 一种基于扫描电镜的原位三维表面重建方法，中国发明专利，专利号：ZL 202510283025.5，授权公告日：2025 年 11 月 25 日.
3. 李子欣，顾超杰，贺诗波，孟文超，**张雪成**，张斌，王晋. 一种基于扩散模型的轻量化扫描电镜图像超分辨率方法，中国发明专利，专利号：ZL 202411308117.6，授权公告日：2025 年 10 月 03 日.
4. 张斌，王晋，叶显爵，**张雪成**，张文强，郭广浩. 一种用于 SEM-DIC 应变场分析的多尺度微纳米散斑制备方法，中国发明专利，受理号：202410285782.1.
5. 刘傲，张跃飞，李嘉豪，**张雪成**，张斌，叶显爵，张泽. 一种锆合金 EBSD 电解抛光方法，中国发明专利，受理号：202510086215.8.

6. 赵泽栋，张跃飞，叶琦，**张雪成**，张斌，杨火金，陈积明. 一种基于扫描电镜成像原理的微观物体三维重建方法，中国发明专利，受理号：202510815178.X.
7. 李泽萱，孟文超，张跃飞，**张雪成**. 一种基于深度学习的晶粒生长图像序列预测方法及装置，中国发明专利，受理号：202511587538.1.
8. 叶安琪，孟文超，张跃飞，陈积明，**张雪成**，成芷萱. 一种基于参数高效微调的高温合金微观结构分割方法，中国发明专利，受理号：202512004434.X.

重要学术会议

1. 2023 使役条件材料结构与性能学术研讨会，浙江杭州，墙报：高温合金断口形貌的三维重建和分析方法，**“优秀墙报”奖**。
2. 2023 年全国电子显微学学术年会，广东东莞，墙报：基于断口三维模型重叠分析的合金断裂过程推断。
3. 2024 年全国电子显微学学术年会，广东东莞，墙报：Superalloys fracture process inference based on overlap analysis of 3D models，**优秀 POSTER 奖**。
4. 2025 材料研发与 AI 技术应用研讨会，浙江杭州，口头报告：基于原位 SEM 的材料变形行为三维表征方法研究。

获奖与荣誉称号

1. 2025-2026 学年：浙江大学优秀毕业生。
2. 2024-2025 学年：国家奖学金（博），浙江大学五好研究生、优秀研究生。
3. 2023-2024 学年：浙江大学研究生单项荣誉—体育。
4. 2022-2023 学年：浙江大学优秀团干部，浙江大学工程师学院优秀共产党员、优秀团干部，“祺跃奖学金”二等奖。
5. 2021-2022 学年：浙江大学三好研究生、优秀研究生，浙江大学工程师学院优秀团干部。