引文格式：吴春,段春燕,胡文焯,等. 一种基于边缘约束的密集匹配优化方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(2): 7-10. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.02.002

一种基于边缘约束的密集匹配优化方法

吴　春[1]，段春燕[2*]，胡文焯[1]，张　旭[1]，龚　睿[1]，李璐含[3]
（1. 武汉市自然资源保护利用中心，湖北 武汉 430000；2. 武汉设计工程学院，湖北 武汉 430205；
3. 武汉英中高级中学，湖北 武汉 430030）

摘　要：密集匹配是三维重建中的重要步骤。提出了一种基于边缘约束的密集匹配优化方法，首先基于半全局立体匹配算法（SGM 算法）实现密集匹配并通过左右一致性检查识别错误匹配像素点；同时，采用混合水平集方法对立体影像对进行分割，以生成视差分布相对均匀的矢量图斑。以错误匹配点为中心设置半径逐步增大的搜索窗口，在搜索窗口与该错误匹配点所在矢量图斑的交集范围内搜索最近正确匹配点。若错误匹配点视差成功被最近正确匹配点重新赋值，则搜索过程终止。计算机视觉数据集、无人机航空影像数据集的对比实验结果表明算法具有精度高、稳定性好的优点。

关键词：航空影像；三维重建；密集匹配；影像分割；最近点搜索
中图分类号：P231　　**文献标志码**：B　　**文章编号**：1672-4623（2025）02-0007-04

Dense Matching Optimization Method Based on Edge Constraints

WU Chun[1], DUAN Chunyan[2], HU Wenzhuo[1], ZHANG Xu[1], GONG Rui[1], LI Luhan[3]
(1. Wuhan Natural Resources Conservation and Utilization Center, Wuhan 430000, China;
2. Wuhan Design and Engineering College, Wuhan 430205, China;
3. Wuhan Britain-China School, Wuhan 430030, China)

Abstract: Dense matching is an important step in 3D reconstruction. In this study, we proposed a dense matching optimization method based on edge constraints. We used the semi-global matching (SGM) algorithm to realize dense matching at first. Then, we used the left-right consistency checking process to identify mismatched pixels, used the hybrid level set method to segment stereo pair images and generated vector polygons with relatively uniform disparity distribution. Finally, we set the search window with the radius increasing gradually with the mismatched pixel as the center, and searched the nearest correct matching point within the intersection range of search window and vector spot where the mismatched point was located. If the disparity is successfully reassigned by the nearest valid pixel found, the searching process is terminated. Comparative results obtained using well-known computer vision benchmark datasets and UAV aerial image datasets demonstrate the algorithm has high accuracy and good robustness.

Key words: aerial image, 3D reconstruction, dense matching, image segmentation, nearest point search

影像密集匹配是在获得影像间的相对位置关系之后，于重叠区域内寻找每个像素同名像点的稠密影像匹配方法，是从二维影像自动重建三维模型的最有效手段之一[1]。根据所采用的优化理论影像密集匹配分为局部最优密集匹配、全局最优密集匹配两类。前者效率高，但精度较低；后者整体精度高，但计算效率低。由 Hirschmüller 提出的半全局立体匹配（semi-global matching，SGM）算法[2]具有精度高、速度快的优点，是目前使用最广泛的双目视觉立体匹配算法。地物边缘区域存在的遮挡、视差不连续等问题导致密集匹配结果存在精度不高的问题[3-7]。弱纹理区域的高精度匹配则是密集匹配中面临的另一大挑战[8-12]。

在高精度影像密集匹配过程中，往往需要同时处理由视差不连续、存在弱纹理区域造成的错误匹配像素点，因此本文提出一种改进的密集匹配错误匹配点后处理方法。首先基于SGM算法得到初始密集匹配结果，并通过左右一致性检查识别错误匹配像素点；同时，采用混合水平集方法对立体影像对进行分割以生成视差分布相对均匀的矢量图斑。以错误匹配点为中心设置半径逐步增大的搜索窗口，在搜索窗口与该错误匹配点所在矢量图斑的交集范围内搜索最近正确匹配点。若错误匹配点视差成功被最近正确匹配点重新赋值，则搜索过程终止。

项目来源：湖北省教育厅科研计划项目（B2019328）；湖北省自然资源科技项目（ZRZY2023KJ25）。
第一作者简介：吴春（1984—），博士，高级工程师，研究方向为倾斜摄影三维重建、遥感影像目标识别，E-mail：cugwhu@126.com。
通信作者：段春燕（1984—），硕士，副教授，研究方向为图像处理，E-mail：273894061@qq.com。

1 研究方法

在核线约束条件下，同名点在基准影像（I_b）、待匹配影像（I_m）中所在行数相同。密集匹配转化为搜索对应的视差值：$d=x_b-x_m$（x_b,x_m为同名点影像齐次坐标）。

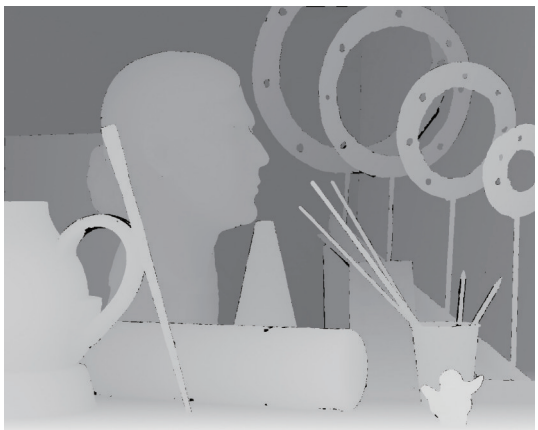


图1 Middlebury数据集视差图

注：黑色：未知、遮挡、无效像素

Middlebury数据集提供的标准视差图如1所示，视差剧烈变化区域与影像边缘高度重合，在影像目标范围内（近似平面场景），视差值分布均匀，相邻像素之间的视差值非常小。基于上述分析，本文算法包括3个关键步骤，算法流程图如图2所示。

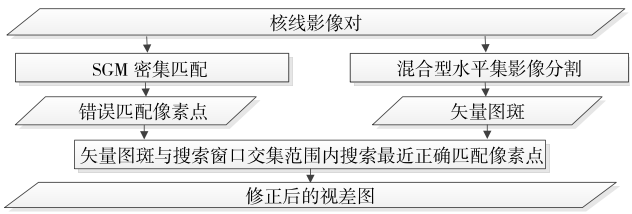


图2 算法流程图

1.1 SGM算法的密集匹配及错误匹配点筛选

SGM算法通常包括匹配代价计算、代价聚合、视差计算、视差优化4个步骤。SGM算法基于最优化能量函数的思想，通过最优化全局能量函数估算最佳视差值，采用的能量函数为：

$$E(D)=\sum_p C(p,D_p)+\sum_{q\in N_p} P_1T[|D_p-D_q|=1]+\sum_{q\in N_p} P_2T[|D_p-D_q|>1] \quad (1)$$

式中，p为像素点坐标；D_p为对应视差；$C(p,D_p)$为匹配代价；q为像素点p的领域点；D_q为q点视差；P_1为相邻像素视差等于1（$|D_p-D_q|=1$）时的惩罚因子；P_2为相邻像素视差大于1（$|D_p-D_q|>1$）时的惩罚因子。

密集匹配得到的视差图包含大量的遮挡区域像素点、错误匹配像素点，通常采用“左右一致性检查”加以区分：调换立体影像对中的基准影像，进行2次密集匹配，得到左、右两幅视差图。左视差图中的像素点r，其视差值为d_1，r在右视差图中的位置为$(r-d_1)$，$(r-d_1)$点的视差值为d_2，若$|d_1-d_2|$大于设定阈值，则像素点r被认定为遮挡点。

1.2 基于混合型水平集方法的影像分割

影像分割是计算机视觉领域的基础问题之一，近几十年来出现了大量的优秀算法，但是每一种算法都是基于某种假设，不存在一种适用于所有影像分割问题的模型和方法，必须根据影像的特点、应用场景选择合适的影像分割算法[13]。与自然影像相比，航空影像具有空间分辨率高、场景复杂、纹理信息丰富的特点，本文采用混合型水平集方法[14]对影像进行分割，该方法能够直接表示待分割影像目标的几何性质，分割精度可以达到亚像素级。

局部ChanVese（LCV）模型是一种经典的混合型水平集图像分割模型，该模型8将全局区域信息和局部统计信息组合到能量泛函中，总能量泛函如下：

$$E^{LCV}(c_1,c_2,d_1,d_2,\phi)=\int_\Omega(\alpha|I(x)-c_1|^2+\beta|g_k\times I(x)-I(x)-d_1|^2)H(\phi(x))\mathrm{d}x+\int_\Omega(\alpha|I(x)-c_2|^2+\beta|g_k\times I(x)-I(x)-d_2|^2)(1-H(\phi(x)))\mathrm{d}x+\mu\int_\Omega\delta(\phi(x))|\nabla\phi(x)|\mathrm{d}x+\eta\int_\Omega\frac{1}{2}(|\nabla\phi(x)-1|)^2\mathrm{d}x \quad (2)$$

式中，μ，η，α，β为非负常数；c_1,c_2为演化轮廓的灰度平均值；d_1,d_2为内部、外部演化轮廓$(g_k\times I(x)-I(x))$的灰度均值；$H(z),\delta(z)$分别为Heaviside函数、Dirac函数；g_k为大小$k\times k$的平均卷积，该能量泛函可以采用Euler-Lagrange方程并根据梯度下降法更新方程（3）来求解：

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=\delta(\phi)[-(\alpha(I(x)-c_1)^2+\beta(|g_k\times I(x)-I(x)-d_1|)^2)+(\alpha(I(x)-c_2)^2+\beta(g_k\times I(x)-I(x)-d_2)^2)]+[\mu\delta(\phi)\mathrm{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})+\eta(\nabla^2\phi-\mathrm{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}))] \quad (3)$$

在迭代计算过程中，c_1、c_2、d_1、d_2的计算公式为：

$$\begin{cases} c_1(\phi)=\dfrac{\int_\Omega I(x)H(\phi(x))\mathrm{d}x}{\int_\Omega H(\phi(x)\mathrm{d}x} \\ c_2(\phi)=\dfrac{\int_\Omega I(x)(1-H(\phi(x)))\mathrm{d}x}{\int_\Omega (1-H(\phi(x)))\mathrm{d}x} \end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases} d_1(\phi)=\dfrac{\int_\Omega (g_k\times I(x)-I(x))H(\phi(x))\mathrm{d}x}{\int_\Omega H(\phi(x)\mathrm{d}x} \\ d_2(\phi)=\dfrac{\int_\Omega (g_k\times I(x)-I(x))(1-H(\phi(x)))\mathrm{d}x}{\int_\Omega (1-H(\phi(x)))\mathrm{d}x} \end{cases} \tag{5}$$

混合型水平集方法的优点在于对初始轮廓的参数设置不太敏感，能够应用于灰度不均匀的纹理影像。

1.3　最近正确匹配像素点搜索

最近正确匹配像素点搜索过程如图3所示。影像分割后可生成矢量图斑对应最小外包矩形的长、宽分别为 a 、b 。以错误匹配像素点为中心，设置大小为 $(2n+1)\times(2n+1)$ 的搜索窗口，n 的取值范围为 $[1,\frac{1}{2}\max(a,b)]$ 。在搜索窗口与图斑交集的范围内搜索（像素距离）最近正确匹配像素并赋值视差。搜索窗口大小从 3×3 开始（$n=1$），若不存在最近匹配像素点，则增大搜索窗口半径以扩大搜索范围，若存在多个最近匹配像素点，视差取均值。

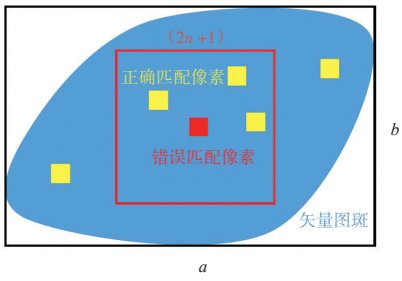


图3　最近正确匹配像素点搜索

2　实验与分析

2.1　实验数据与环境

为验证本文算法的有效性，分别采用近景计算机视觉影像、下视无人机航空影像进行对比实验。

实验数据1：计算机视觉领域Middlebury数据集[15]，该数据集包含基准影像、待匹配影像、基准影像视差图。影像对为经过室内检校场校正后的“核线影像”，错配点被定义为：匹配视差与基准影像视差之间的差值绝对值大于1个像素。

实验数据2：下视无人机影像数据集[16]，影像航向重叠度超过80%，立体影像对。影像尺寸为4 872×3 248，像元大小为7.4 μm，空间分辨率优于1.5 cm，该数据集还包含影像场景范围内大约30 m×40 m的密集点云数据用于衡量密集匹配精度

2.2　实验结果与分析

2.2.1　实验数据1

基准SGM算法密集匹配视差图如图4所示，正确匹配点主要分布在一个近似平面内，大量错误匹配点分布在弱纹理区域、视差断裂（影像边缘）区域。匹配影像场景变化越复杂，SGM算法的局限性就表现得越明显。本文算法密集匹配视差图如图5所示，与基准SGM算法视差图相比，本文算法得到的视差图更加“干净”，弱纹理区域、视差断裂区域的错配点都得到了大幅度减少。

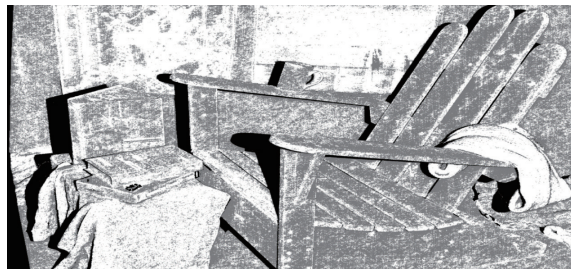


图4　基准SGM算法密集匹配视差图

注：白色：正确匹配像素；黑色：未知、遮挡、无效像素；灰色：错误匹配像素

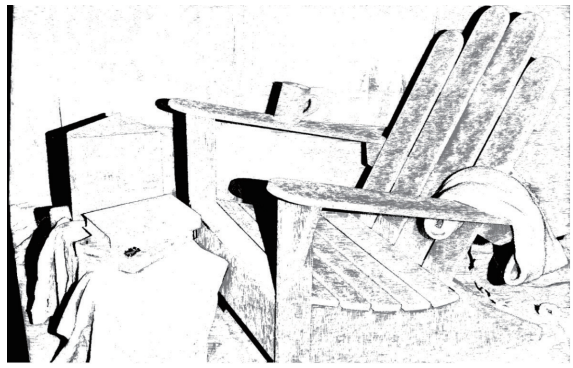


图5　本文算法密集匹配视差图

注：白色：正确匹配像素；黑色：未知、遮挡、无效像素；灰色：错误匹配像素

基准SGM算法在近景计算机视觉影像实验中的正确率如表1所示。算法正确率的波动幅度较大，最低为29.92%，最高为95.77%，正确率均值为66.44%。在40组实验立体影像对中，有13组（占比32.50%）的正确率低于60%，超过90%的只有4组。本文算法在近景计算机视觉影像实验中的正确率如表2所示。算法正确率的波动幅度较小，最低为86.65%，最高为99.71%，正确率均值为95.35%。在40组立体影像对中，有29组（占比72.50%）的正确率超过93%，低于90%的只有2组。

表1 基准SGM算法正确率/%（视差差值绝对值<1.0）

影像	正确率	影像	正确率	影像	正确率	影像	正确率
Cone	90.91	Teddy	88.31	Art	66.15	Books	54.57
Dolls	72.59	Laundry	55.52	Moebius	75.06	Reindeer	71.05
Aloe	80.87	Baby1	77.73	Baby2	61.28	Baby3	79.37
Bowling1	64.46	Bowling2	72.78	Cloth1	95.77	Cloth2	83.88
Cloth3	93.12	Cloth4	89.14	Flowerpots	64.79	Lampshade1	63.62
Lampshade2	64.38	Midd1	39.91	Midd2	45.42	Monopoly	54.68
Plastic	29.92	Rocks1	69.62	Rocks2	92.37	Wood1	80.87
Wood2	75.11	Adirondack	51.88	Backpack	66.84	Bicycle1	46.93
Classroom1	63.32	Motorcycle	67.13	Piano	55.08	Playroom	41.27
Playtable	59.23	Recycle	48.89	Shelves	37.07	Sticks	66.91

表2 本文算法正确率/%（视差差值绝对值<1.0）

影像	正确率	影像	正确率	影像	正确率	影像	正确率
Cone	93.55	Teddy	98.35	Art	94.49	Books	95.46
Dolls	95.74	Laundry	99.71	Moebius	87.77	Reindeer	90.93
Aloe	97.43	Baby1	97.78	Baby2	96.48	Baby3	93.31
Bowling1	95.71	Bowling2	93.92	Cloth1	97.31	Cloth2	97.10
Cloth3	95.92	Cloth4	96.06	Flowerpots	98.71	Lampshade1	92.49
Lampshade2	96.46	Midd1	90.46	Midd2	94.87	Monopoly	96.20
Plastic	91.50	Rocks1	97.94	Rocks2	98.96	Wood1	91.82
Wood2	98.56	Adirondack	91.45	Backpack	90.69	Bicycle1	86.65
Classroom1	97.81	Motorcycle	96.55	Piano	95.56	Playroom	92.89
Playtable	90.63	Recycle	95.89	Shelves	93.17	Sticks	95.21

2.2.2 实验数据2

在本组实验中，旋转矩阵以 X 轴为旋转主轴，相对定向元素数值较大，若以0为初始值会导致解算失败，必须通过其他非线性算法（如同伦法）获得较为理想的初始值。将数据集提供的点云与本文重建方法计算出的点云进行配准对齐，统计两者之间的误差绝对值。本文算法在精度方面有整体性的提升。在误差绝对值小于1 cm的高精度范围内，本文算法的比例高达30.60%，主要原因在于大量的错配点通过本文的赋值算法得到了消除。误差大于10 cm的比例从26.36%下降到3.56%。

3 结 语

本文提出了一种基于平面性约束的密集匹配优化方法。计算机视觉影像、无人机航空影像对比实验结果表明：作为一种易实现、效果好的错误匹配像素点后处理算法，本文算法能够与主流的密集匹配算法形成有效的互补。

本文算法重点在提高最终密集匹配成功率，并未考虑计算负荷。提高算法的计算效率是未来研究中要考虑的问题。

参考文献

[1] 袁修孝,袁巍,许殊,等. 航摄影像密集匹配的研究进展与展望[J]. 测绘学报,2019,48(12):1 542-1 550

[2] Hirschmvller H. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information[J]. IEEE Trans Pattern Analysis & Machine Intelligence,2008,30(2):328-341

[3] Chuang T Y, Ting H W, Jaw J. Dense Stereo Matching with Edge-constrained Penalty Tuning[J]. IEEE Trans, Geosci, Remote Sens,Lett,2018,15(5):664-668

[4] Yan T G,Gan Yg Z,Xia Z Y. Segment-based Disparity Refinement with Occlusion Handling for Stereo Matching[J]. IEEE Trans Image Processing,2019,28(8):3 885-3 897

[5] Yan T G,Gan Y Z,Xia Z Y. Post-filtering with Surface Orientation Constraints for Stereo Dense Image Matching[J]. The Photogrammetric Record,2020,35(171):375-401

[6] 巩丹超,韩轶龙,黄旭. 线特征约束的建筑物密集匹配边缘全局优化方法[J]. 测绘学报,2022,51(11):833-846

[7] 陈贺,郭增长,刘轩. 结合马氏距离与梯度描述符的稠密匹配[J]. 测绘通报,2022(8):149-154

[8] 张春森,葛英伟,郭丙轩. 无人机影像DSM自动生成随机传播COLVLL算法[J]. 测绘学报,2021,50(6):2 346-2 354

[9] Yang W H,Li X,Yang B. A Novel Stereo Matching Algorithm for Digital Surface Model (DSM) Generation in Water Areas[J]. Remote Sens,2020,12(5):870-490

[10] 倪标,王铮尧. 一种倾斜影像密集匹配算法的设计与实现[J]. 地理空间信息,2020,18(7):66-69

[11] 李志勇,官恺,牛泽璇,等. 深度学习密集匹配中样本精度与匹配精度的关系研究[J]. 地理空间信息,2022,20(9):1-7

[12] 季顺平,罗冲,刘瑾. 基于深度学习的立体影像密集匹配方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2021,46(2):193-202

[13] 邹乐. 基于显著性驱动区域型水平集模型的图像分割研究[D]. 北京:中国科学技术大学,2021

[14] Wang X F, Huang D H, Xu H. An Efficient Local Chan-vese Model for Image Segmentation [J]. Pattern Recognition,2010,43:603-618

[15] Scharstein D,Hirschmüller H,Kitajima Y. High-resolution Stereo Datasets with Subpixel-accurate Ground Truth[C]// German Conference on Pattern Recognition, 2014,1:1-12

[16] Shahbazi M,Menard P,Sohn G. Unmanned Aerial Image Dataset: Ready for 3d Reconstruction [J]. Data in Brief, 2019,(29):1-7