

【Café 速递】张强：旧瓶装新酒——科研 idea 进阶之路

& 朱宁宁：光学图像与 LiDAR 点云的配准

一、 核心提示

在科研过程中，大家是否因为找不到科研灵感而感到苦恼？是面对已有的科研问题，到底如何构建新的科研 idea？光学图像与 LiDAR 点云数据融合的需求愈加迫切，二者的配准难题应该如何进行有效解决？本期我们邀请到两位优秀的师兄为大家答疑，分享他们的科研之路。

(1) 张强，武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 2019 级博士研究生，报告题目：旧瓶装新酒：科研 idea 进阶之路。

(2) 朱宁宁，武汉大学重点资助博士后，报告题目：光学图像与 LiDAR 点云的配准。

主持：张文茜 录像：韩佳明 文字：韩佳明

二、 人物名片

张强，武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 2019 级博士研究生，师从张良培教授和袁强强教授。以第一作者/学生一作身份，在 ISPRS P&RS、IEEE TGRS 等遥感领域权威期刊上发表 SCI 论文 6 篇（1 区 Top 论文 5 篇），EI 会议论文 3 篇。谷歌学术总引用 170 余次，2 篇入选 ESI 高被引论文，担任 IEEE TCSVT、IEEE Access 等 SCI 期刊审稿人。先后荣获武汉大学研究生“十大励志之星”、研究生国家奖学金、光华奖学金、“乐群学术之星”等奖项荣誉。个人主页：qzhang95.github.io。

朱宁宁，武汉大学重点资助博士后，师从杨必胜教授。研究兴趣为 LiDAR 点云处理、摄影测量与计算机视觉，已发表 SCI 论文 3 篇（第一作者）、EI 论文 4 篇（其中 3 篇为第一或通讯作者）；荣获“2018 年河南省第四届自然科学学术奖--优秀学术论文壹等奖”、“2018 年度领跑者 5000—中国精品科技期刊顶尖论文（F5000）”等多项荣誉。

三、 报告现场

2020 年 5 月 15 日晚上 7 点，武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 2019 级博士生张强、武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士后朱宁宁做客 GeoScience Café 第 254 期线上分享活动。张强嘉宾从自己在光学影像厚云去除和高光谱影像噪声去除等方面的工作出发，通过对已有工作的总结和反思，向观众们展示了科研 idea 的进阶革新之路；朱宁宁嘉宾对全景图像与 LiDAR 点云配准的背景、几何配准模型和配准方法进行了生动而详细的介绍，使观众们受益匪浅。

四、 张强：旧瓶装新酒——科研 idea 进阶之路

张强从相关研究背景现状与思路出发，详细的介绍了自己在光学影像厚云去除、高光谱影像噪声去除方面的科研进阶之路，并与我们分享了 idea 构建的宝贵经验与建议。

01 研究背景现状与思路

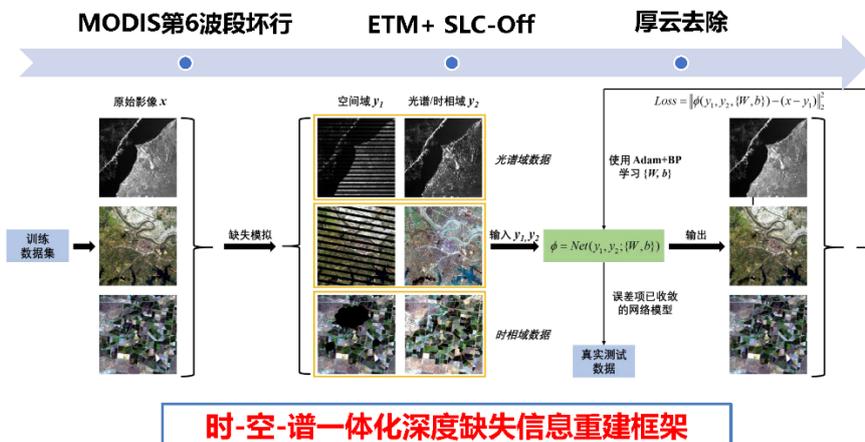
光学遥感影像数据普遍存在噪声污染和大面积厚云覆盖现象，进而导致光学影像的信息缺失和质量退化问题。因此，遥感影像的信息重建和质量提升十分重要。目前已有的方法有各自的优点，但存在适用范围窄、对大面积场景重建能力不足、参数敏感性强等局限性。如何针对这些“老问题”提出新的 idea? 张强指出考虑结合时相、空间、光谱等多维度特征联合信息，并利用面向低层视觉任务深度神经网络的高维复杂非线性模型，能够有效地对影像的噪声和厚云进行去除。

02 光学影像厚云去除

张强首先介绍了自己于 2017 年完成的关于厚云去除的工作 STS-CNN。STS-CNN 构建了一个时-空-谱一体化深度缺失信息重建框架，综合考虑了多源时-空-谱信息融合，并将多尺度特征提取加入到这个模型中，同时还引入了扩张卷积和时空谱信息的跳跃连接。在模拟实验中，STS-CNN 在放大区域有较好的空间连续性和纹理一致性，同时在重建评价的定量指标上也取得了相对比较好的结果。

2 基于时-空-谱深度网络模型的缺失信息重建

重建框架



Q. Zhang, Q. Yuan, C. Zeng, X. Li, and Y. Wei, "Missing Data Reconstruction in Remote Sensing Image with a Unified Spatial-Temporal-Spectral Deep Neural Network," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018. (ESI高被引论文, Code: <https://github.com/qzhang95/STS-CNN>)

图一：基于时-空-谱深度网络模型的缺失信息重建

接着张强对这个工作中存在的不足与局限性进行了回顾，提出了 3 个不足与局限性：

- 1) 大面积重建能力不足；
- 2) 必须确保时相信息的完整性；

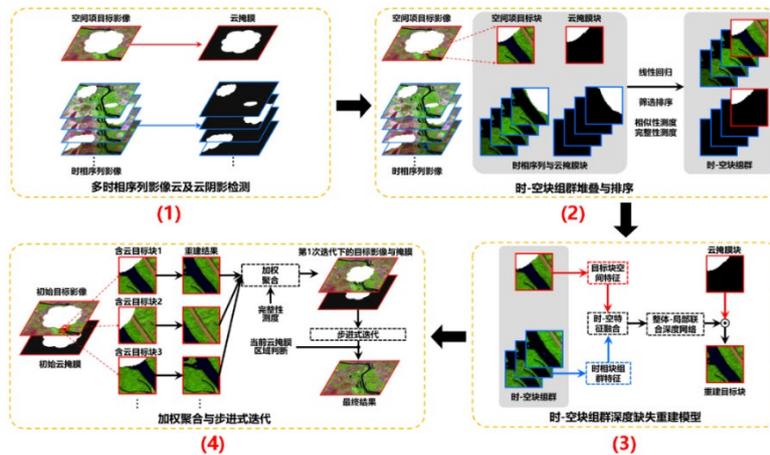
3) 没有考虑多时相序列数据联合处理。

从上述角度出发，在 2018 年完成了 V2.0 版本的升级：步进式时-空块组群学习的影像云及阴影去除。此方法主要分为 4 个步骤：1) 多时相序列影像云及云阴影检测。2) 时-空块组群堆叠与排序。3) 加权聚合与步进式迭代。4) 时-空组群深度缺失重建框架。

在模拟实验和真实实验中，本方法在 Sentinel-2 MSI/Landsat-8 OLI 及单时相/多时相场景数据上取得了较好的去云结果；在去云重建结果有效性验证中，本方法也在土地覆盖监督分类定量评价指标上取得了较高的结果。

2 步进式时-空块组群学习的影像云及阴影去除

整体流程



图二：步进式时-空块组群学习的影像云及阴影去除

2 步进式时-空块组群学习的影像云及阴影去除

真实实验

整景全幅宽 + 多时相含云影像 (Sentinel-2)



Sentinel-2 MSI影像(2018年9月15日)局部区域重建前后对比结果

图三：哨兵-2 全幅宽影像厚云及阴影去除

03 高光谱影像噪声去除

高光谱影像由于传感器以及大气传输等问题，噪声污染较为严重。我们希望得到去除噪声的结果，并保持原始的干净信息；同时要求模型保持高效快捷，具有较好的鲁棒性。因此在接下来的工作中张强考虑以下几个场景：

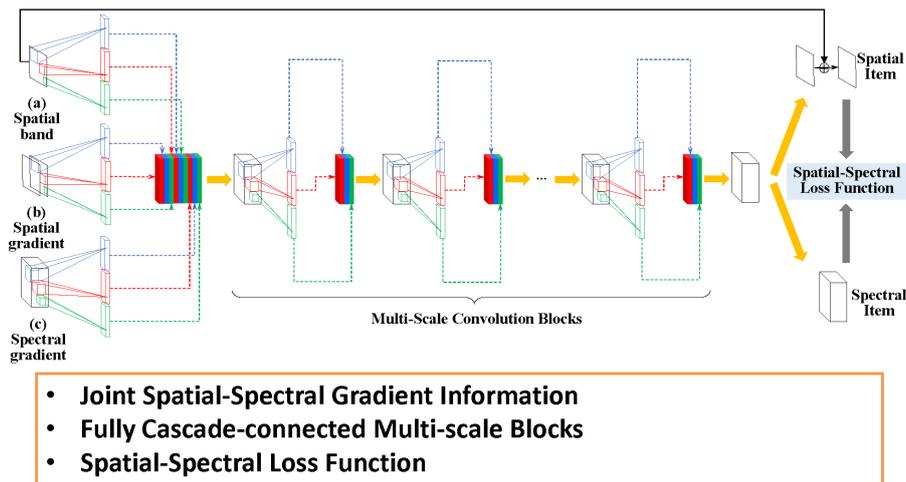
- (1) 混合噪声场景：同时考虑空间梯度和光谱梯度来进行混合噪声去除。
- (2) 光谱保持：设计了一个空间-光谱损失函数来保持空间结构和重建光谱分布。

在实验部分，通过与其他方法的对比分析，SSGN 在多种评价指标下都能够取得较好的效果。

3

Spatial-Spectral Gradient Network

>> Structure of SSGN

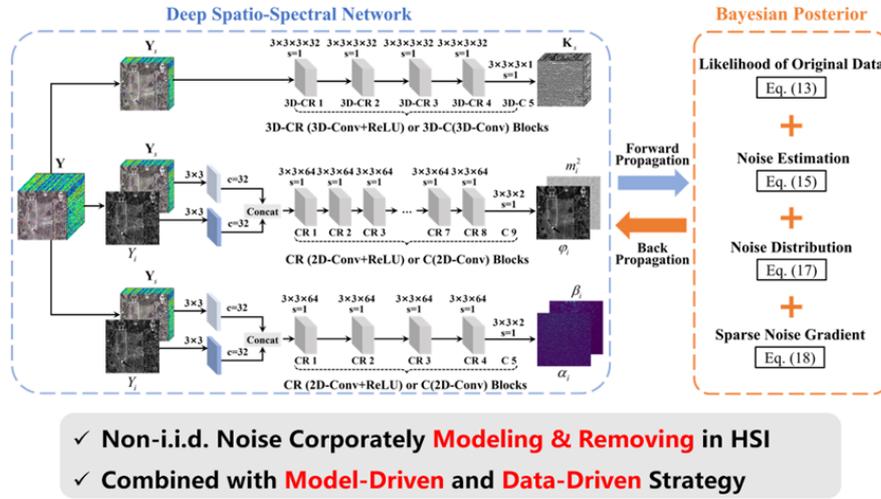


图四：空-谱梯度网络

接着张强分析了前面工作存在的不足，并进一步对 idea 进阶与革新，展开了新的工作：Deep Spatio-Spectral Bayesian Posterior。其同时考虑了非独立同分布盲噪声协同建模和去除问题，并把模型驱动和数据驱动的思路联合起来更好地完成该任务。

3 Deep Spatio-Spectral Bayesian Posterior

Integral Structure



图五：深度空-谱联合贝叶斯后验模型

最后张强总结分享了 idea 构建的经验，并给出了四点建议：“

- 1) 一击致命：选题前可以从前人工作的显性或隐性角度出发，剖析已有方法的弱点或局限，抓住不放。
- 2) 对症下药：分析研究数据，考虑数据特性做针对性操作。如数据尺度，地表类型，物理机制，成像过程，稀疏性低秩性等。
- 3) 入乡随俗：可以考虑结合现有算法或模型，迁移引入并做适应性改进。如时-空-谱联合，多源异质数据同化，数据驱动-模型驱动耦合机制等
- 4) 独树一帜：做科研最好是能够将个人的研究工作以点连线，构建一个完整的连续的体系系统。我看到很多人可能做的方向点比较多，但是我认为专注是科研的第一生产力。实际上我们未来的工作可以从已经完成的过程中得到启发，然后承接形成一个完整连续的体系系统。我觉得这样的科研是比较有特色的。”

经验总结

老板急索租，idea从何出？



- 1) 剖析已有方法的弱点或局限，抓住不放（**一击致命**）
 - 显性：作者已在conclusion中说明
 - 隐性：需根据方法描述和实验结果进行挖掘
- 2) 分析研究数据，考虑数据特性做针对性操作（**对症下药**）
 - 数据尺度，地表类型，物理机制，成像过程，稀疏性低秩性等
- 3) 结合现有算法或模型，迁移引入并做适应性改进（**入乡随俗**）
 - 时-空-谱联合，多源异质数据同化，数据驱动-模型驱动耦合机制等
- 4) 将研究工作以点连线，建立完整、连续的体系系统（**独树一帜**）
 - 专注是科研第一生产力，未来工作可从已完成的工作中得到启发和承接

图六：经验总结

五、 朱宁宁：光学图像与 LiDAR 点云的配准

朱宁宁从全景图像与 LiDAR 点云的几何配准模型出发，着重介绍了基于天际线特征、基于路灯分道线特征点、基于相对定向模型的配准方法。

01 背景

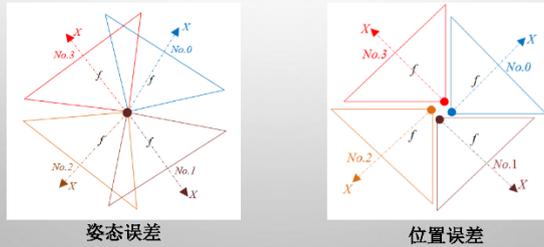
移动测量系统（Mobile Mapping System MMS）可同时获取光学图像和 LiDAR 点云数据，是一种新型的摄影测量与遥感手段，在街景地图，无人驾驶和虚拟现实等领域具有广泛的应用。而多源数据融合是 MMS 应用发展的趋势，数据配准则是融合应用需要解决的首要问题。

02 全景图像与 LiDAR 点云的配准模型

朱宁宁首先介绍了全景图像的概念、全景图像的拼接及其误差分析。全景相机在生产、组装等过程中，各镜头主光轴不会完全均匀分布，各镜头的成像中心也不会完全重合，由此分别导致姿态误差和位置误差。同时各镜头的成像时间不能严格同步，也会导致两类误差的产生。

全景图像拼接的误差分析

- 全景相机在生产、组装等过程中，各镜头主光轴不会完全均匀分布，各镜头的成像中心也不会完全重合，由此分别导致姿态误差和位置误差。
- 各镜头的成像时间不能严格同步，也会导致两类误差的产生。



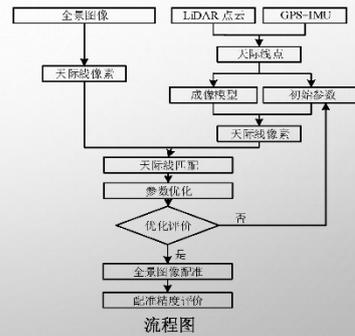
图七：全景图拼接误差分析

03 基于天际线特征的配准方法

朱宁宁接着介绍了基于天际线特征匹配方法的基本流程, 着重介绍了如何全景图像中提取天际线像素、如何从 LiDAR 点云中提取天际线点以及天际线匹配方法, 并通过详细的实验分析证明了天际线配准方法的效果。

内容二：基于天际线特征的配准方法

- 天际线是各种地物与天空的交界线，具有易于从图像和点云中自动提取的特征。
- 提出以天际线作为配准单元，实现车载LiDAR点云和全景图像序列的自动配准；
- 该方法通过优化姿态参数的方式提高配准的精度。



图八：基于天际线特征的配准方法

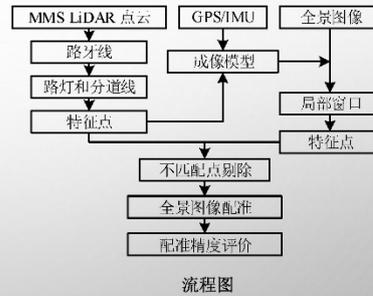
04 基于路灯和分道线特征点的配准方法

朱宁宁指出基于天际线的方法存在一定的缺点, 并提出基于路灯和分道线特征点的配准方法。其详细阐述了如何从 LiDAR 点云中提取特征点、投影窗口大小如何选取等问题, 并进

行了全景图像的配准实验。与天际线配准方法相比，路灯和分道线配准方法精度略低于天际线方法，但具有更广泛的适用性范围。

内容三：基于路灯和分道线特征点的配准方法

- 车载LiDAR可以提供高密度和高精度的点云数据，有利于路灯和分道线的提取。
- 路灯和分道线是道路常见的附属物，路灯一般具有以下两个特征：(1) 竖立于路牙线附近；(2) 垂直于地面且具有固定的高度。分道线在颜色和材料上与路面的不同，路灯和分道线易于从图像和点云中提取。
- 路灯和分道线是道路场景中分布比较规律且常见的两种地物，在全景图像中的分布较为均匀，基于路灯和天际线特征点的配准方法具有广泛的适用性和较高的精度。

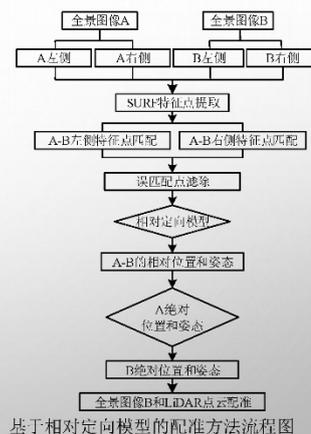


图九：基于路灯和分道线的配准方法

05 基于相对定向模型的配准方法

利用全景图像相对定向模型实现 LiDAR 点云和全景图像序列的配准方法可以适用于更多的道路场景。朱宁宁从基于相对定向模型配准方法的基本流程、基于位置/姿态、姿态的相对定向模型、全景图像特征点的提取与匹配、误匹配点的剔除与配准精度评价，配准精度对比分析等方面展开了详细的介绍与实验分析。

- 首先，研究全景图像序列的相对定向模型；
- 然后，利用控制点高精度求解起始全景图像的位移和姿态参数；
- 最后，使用全景图像的相对定向模型求解相邻图像间的相对位置和姿态参数；
- 该方法将图像与点云的配准转化为图像间特征点的匹配，避免了分别从图像和点云中提取同名特征的繁琐工作，适用于各种道路场景，可自动化地实现点云和全景图像序列的配准。



图十：基于相对定向模型的配准方法

六、 交流互动

问题一：为什么需要用前两种方法，看起来最后一种方法更加万能？

朱宁宁：相对定向方法可以充分利用序列图像的重叠特征，但它也有一个缺点。比如说 10 幅图像，我们第一幅为起始图像，1 配 2、2 配 3，这样一直配准下去，从理论上就存在一个误差累积的问题。配到第 10 幅可能还行，但是如果你配到 50 幅、100 幅的话，误差一直累计，最后可能就不能用了。所以在当误差累积到一定程度之后，就需要再重新选定一幅图像，给它提供一个绝对的位置和姿态参数，以它为起始图像再重新往后配。而怎么给它提供绝对位置参数，可能还是要结合前面的两种方法。尤其是基于路灯和分道线的方法，它没有利用序列特征，而是针对每个图像分别提取这些特征点进行求解，因此得到的是一个绝对值，也就不存在一个误差累积的问题。所以说有时候是需要把这些方法结合起来用。

问题二：最后一种相对定位方法求解的未知数与之前两种有何不同呢？

朱宁宁：不止最后一种方法，文中介绍的三种方法的求解值和求解方式都有所不同。我们知道配准最终是求解三个位置参数和三个姿态参数。第一种天际线方法是利用天际线特征，以初始的姿态参数为已知值，求解的是三个姿态角的改正值。第二个是路灯分道线的方法，它的求解方式是直接利用特征点求解位置和姿态参数，因此不需要参数的初始值，相当于是直接利用特征点求解。第三个相对定向模型求解方法，它需要已知一个起始图像的绝对位置和姿态，然后通过这个模型解算出第二幅图像相对于第一幅图像的相对位置和相对姿态，最后加到第一幅图像上就可以得到第二幅图像的绝对姿态，因此第三种方法求解的是一个相对值。

问题三：请问遥感方向发高影响论文比地质方向发论文容易吗？因为感觉遥感方向发的论文比较多，似乎更容易出成果。遥感博士毕业论文要求是什么？我们地质方向一篇二区即可，感觉要求更低，不知道是不是因为难度不一样的原因。

张强：地质学方面我不是很了解，因为我主要是偏做遥感数据处理的。相对而言可能的话，遥感方向因为目前还处于一个刚刚发展的阶段，确实是相对容易出成果一些。然后毕业要求的话，那得看你们学院和学校具体是什么要求，这个都不是一定的，可能不同学院、不同学校的要求也是不一样的。

问题四：第三个方法如果对 GPS 的定位进行了误差补偿，那么是否意味着点云的坐标也需要重新改正？

朱宁宁：对 GPS 定位坐标进行改正确实是个问题。因为我之前地研究没有对车载点云的点坐标进行改正，而是把它当成一个准确的坐标值，哪怕它可能存在系统误差，或者存在一些各种其他的偏差。但我看它这个点云，比如说地面或者线路，没有明显的错位，因此我就默认把它当成一个真值，对这个坐标值不做任何的改正了。现在通过跟别人交流，他们是专门做车载点云坐标的改正，他们说点云也是有一定误差，这个细节是没有考虑到。

问题五：相对定向模型可以用到无人机平台进行点云影像融合吗？

朱宁宁：其实相对定向模型是可以的，因为基于相对定向模型的配准不依赖于点云，它是完全利用图像。我刚才汇报中也提到了我是用了两个全景图像计算它的相对位置和姿态，即使是无人机平台的航空图像，通过两个有空间区域的图像，也可以计算出它的相对位置和相对姿态。因为我们用点云做图像配准求解的就是这个位置参数和姿态参数，我们通过相对位置

和姿态，结合着起始图像的绝对位置和姿态是可以得到的，可以用无人机平台上，基本上方法是很相似的。

问题六： 缺失重建去云模型是否可用于相关的遥感应用问题？

张强： 我本次报告主要做的影像反射率信息的重建，主要用分类来做验证。目前我本人也正在做土壤湿度和植被指数的时序重建问题。比如 AMSR2 的全球逐日 25 公里土壤湿度产品无缝重建等，未来也会考虑 SMAP、ESA CCI 等数据。