



北京林业大学



北京市农林科学院
Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences

厘米级分辨率无人机定量遥感植被生理变量估算

李林源

2023.04.18

内容

第一部分

厘米级分辨率无人机数据特点

第二部分

冠层尺度生理参数估算

第三部分

单株尺度结构与生理参数估算



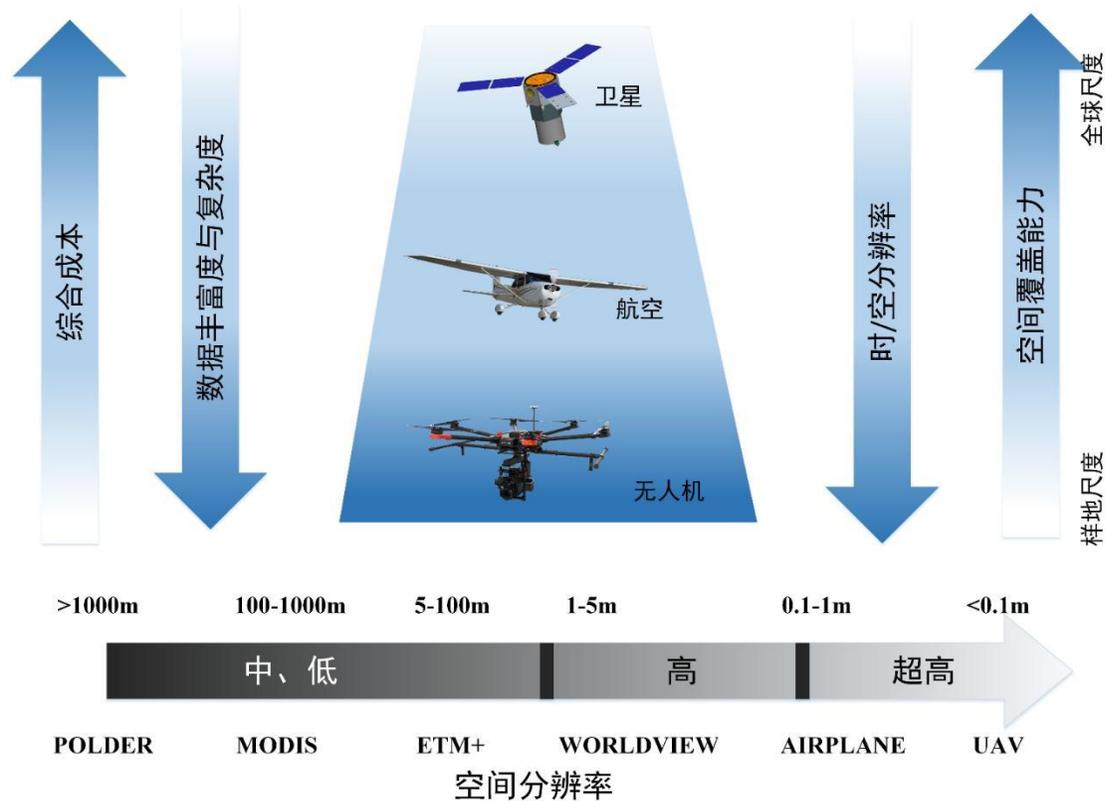
无人机遥感的特色

- 植被遥感逐步向精细空间尺度和连续时间尺度发展，空间尺度：单株-种群-群落，时间尺度：日内-日际。



- 无人机遥感可为精细尺度灵活观测带来机遇！

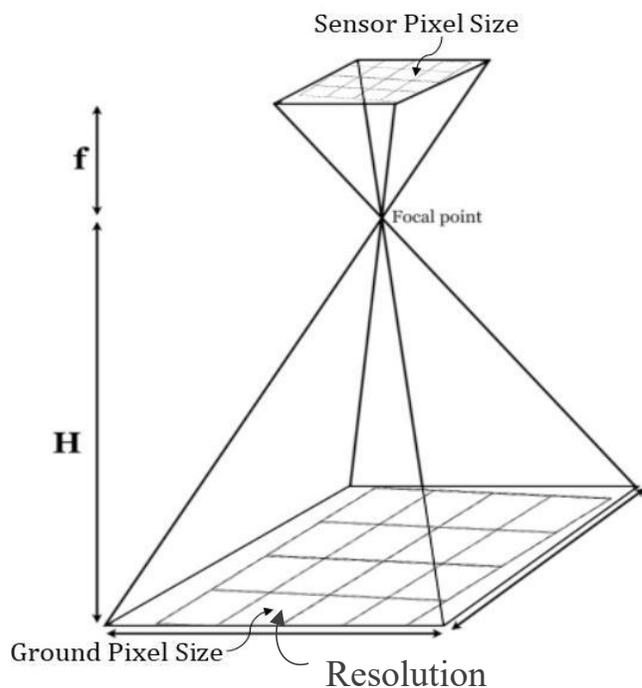
- ✓ 空间分辨率高
- ✓ 重复获取能力强
- ✓ 搭载仪器多样
- ✓ 观测模式灵活
- ✓ 运营成本较低



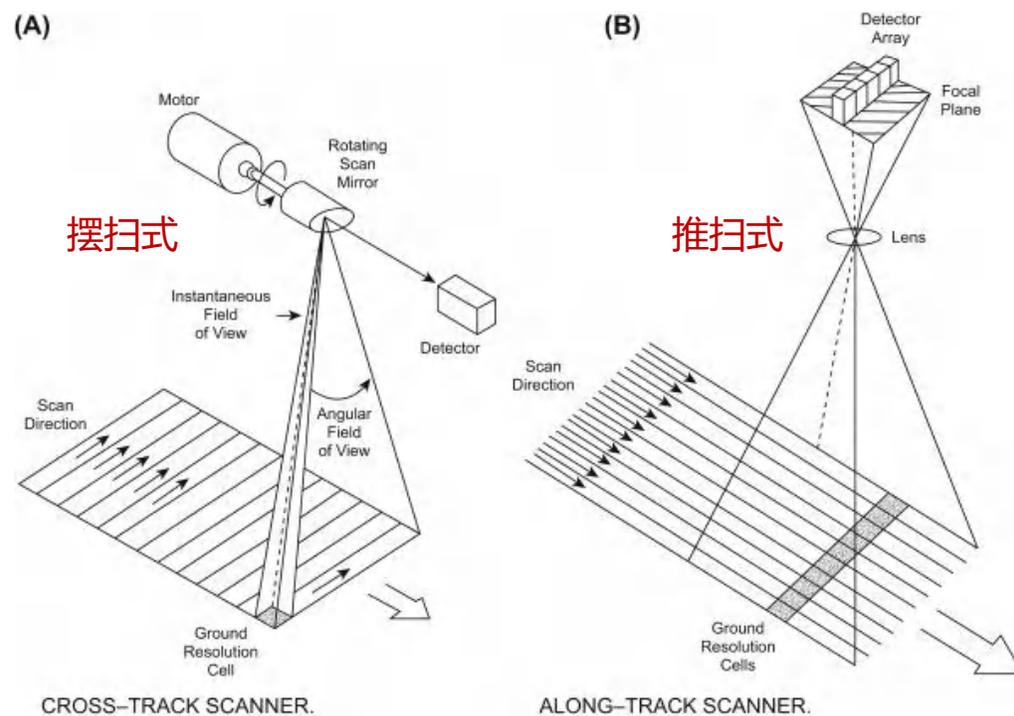
厘米级分辨率

无人机 vs 卫星 被动光学成像几何

- 无人机成像：相对较大视场角，仅中心附近像元为天底观测，像元观测角异质性较大。
- 极轨卫星成像：较小视场角，所有像元可视为天底或近天底观测。



面阵CMOS传感器 - 中心投影

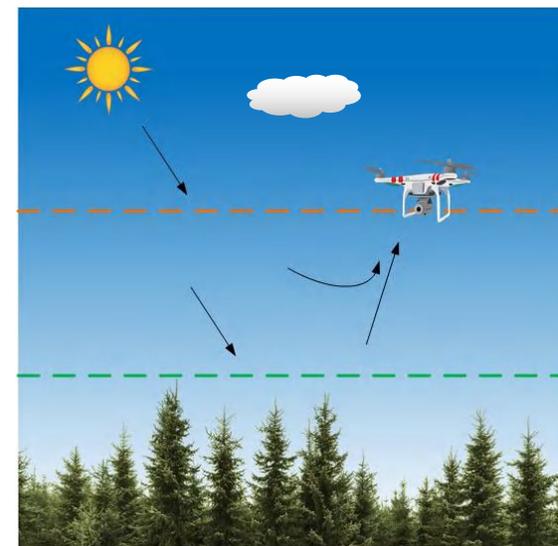
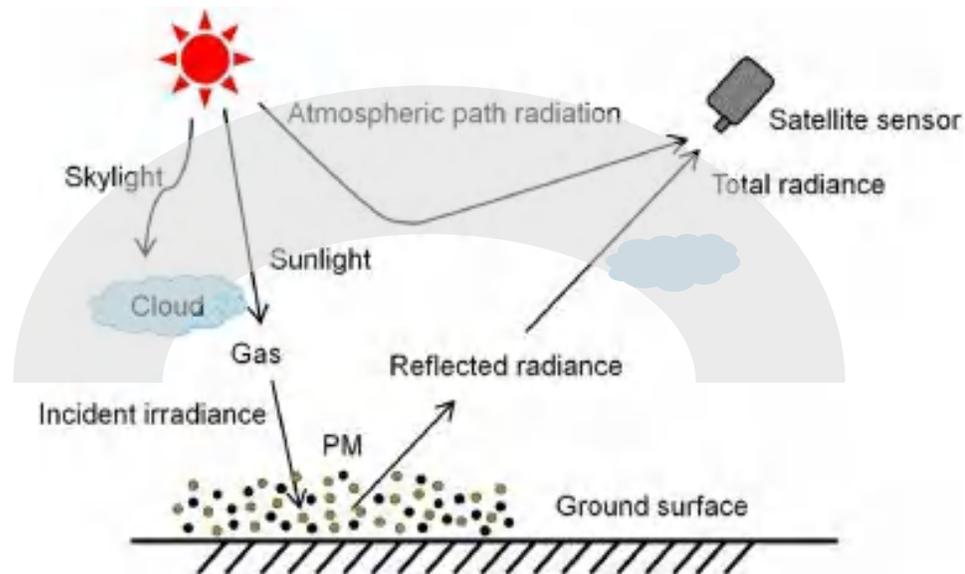
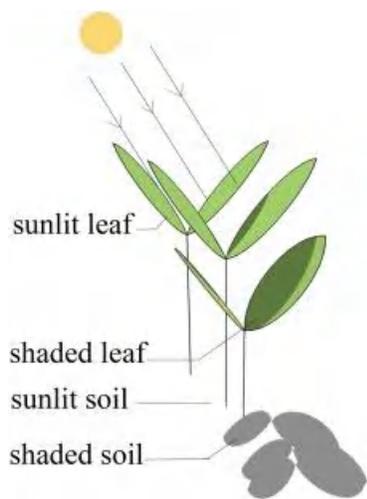


点/线阵CMOS传感器 - 超小角度中心投影



无人机 vs 卫星 被动光学影像辐射信号对比

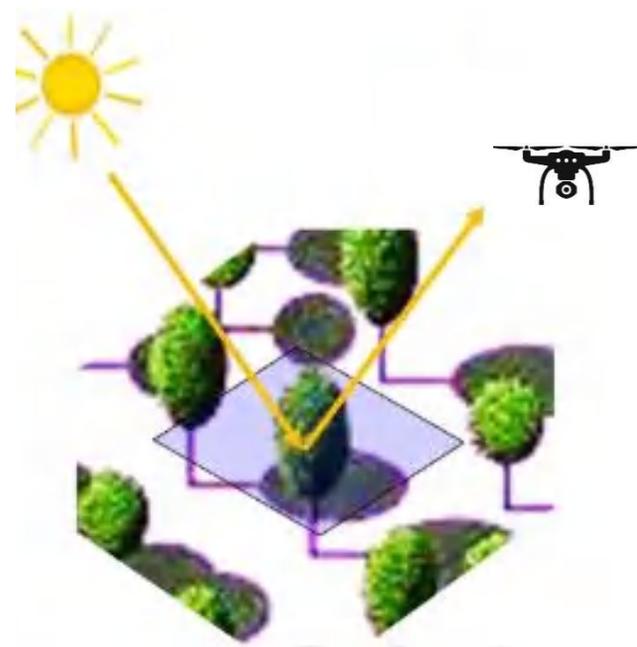
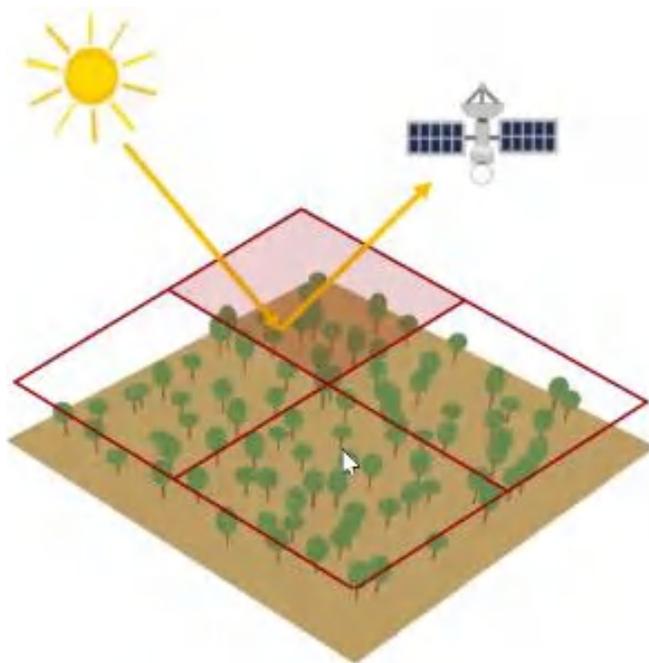
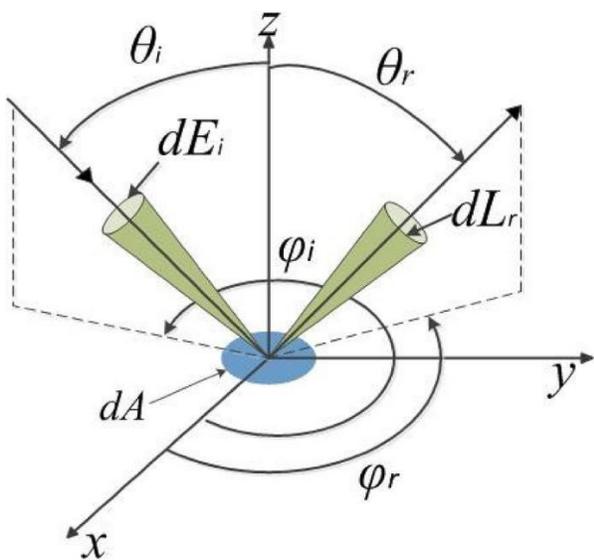
- **入射辐照度**：太阳入射辐射均经过整层大气，卫星通常可获取大气层外太阳辐照度，无人机可获取航高处总入射辐照度。
- **大气效应**：卫星传感器：反射辐射受整层大气以及云层影响；无人机：反射辐射仅受小部分大气影响。
- **像元辐射信号**：卫星像元通常获取冠层尺度的总辐射，而无人机像元通常为子冠层甚至叶片尺度的表观辐射。





无人机 vs 卫星 被动光学影像辐射信号对比

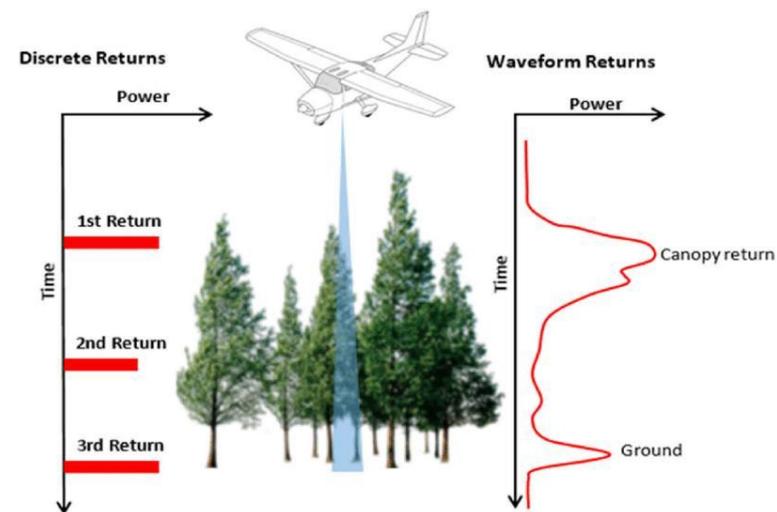
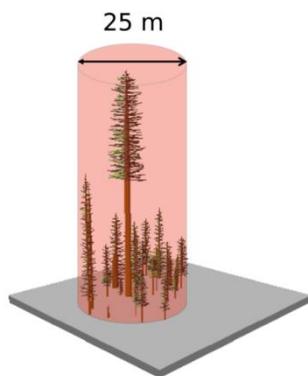
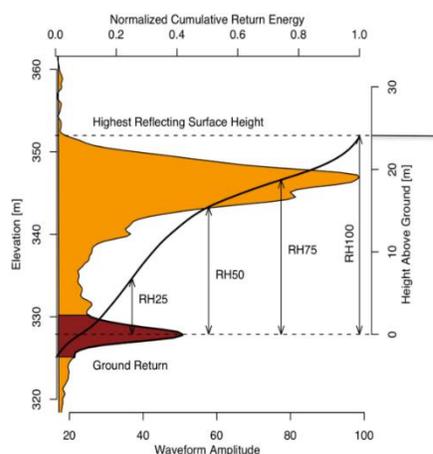
- **BRDF定义的适用性**：卫星像元尺度较大，像元可近似假设为微小面元；无人机像元尺度极小，像元内部的三维结构导致难以假设为微小面元。
- **像元尺度邻近效应**：中低分辨率卫星像元受到邻近像元地物影响较小；无人机像元受到邻近像元地物影响很大。



(源自范闻捷老师报告PPT)

无人机 vs 卫星 主动激光雷达数据对比

- 光斑尺寸：卫星的光斑直径通常为几十米甚至更大，机载或无人机光斑直径通常为几十厘米或更小，更适合单株观测。
- 发射脉冲能量：卫星的发射脉冲能量高，更容易穿透冠层到达地表；机载或无人机脉冲能量低，但因为光束窄，也可以穿透冠层到达地表。
- 激光雷达类型：卫星携带全波形或光子技术LiDAR，航空飞机携带全波形或离散回波LiDAR，无人机携带离散回波LiDAR。



内容

第一部分

厘米级分辨率无人机数据特点

第二部分

冠层尺度生理参数估算

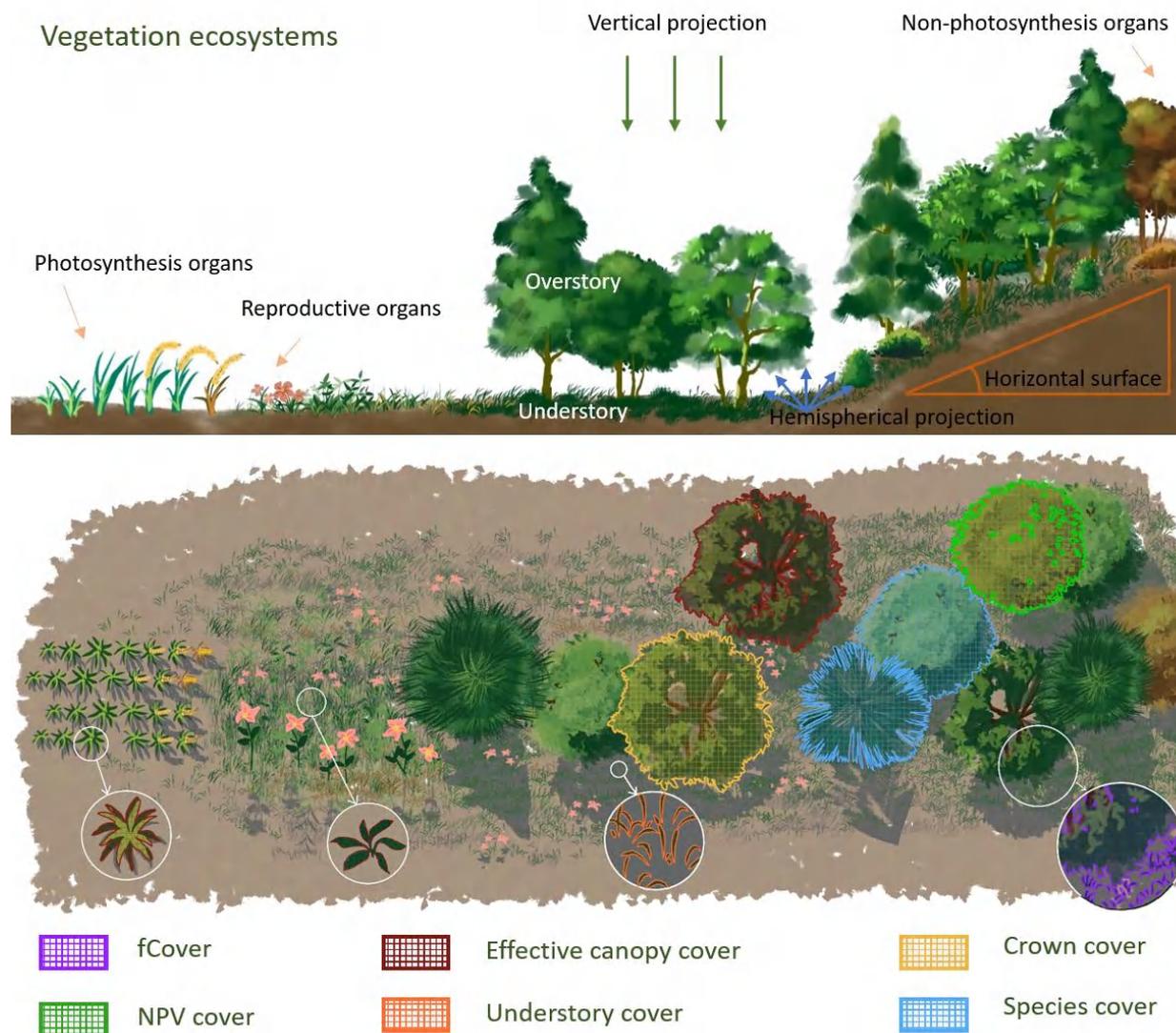
第三部分

单株尺度结构生理参数估算

fCover及其相关量的术语与定义标准化

■ 植被覆盖度的定义：单位水平地表面积上所有（绿色）植被地上器官的**垂直投影**面积。

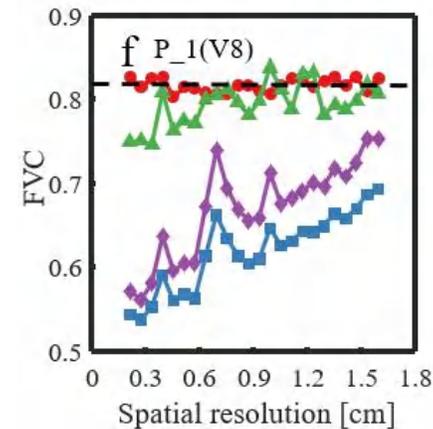
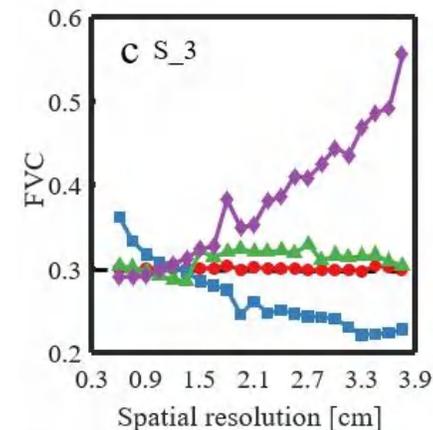
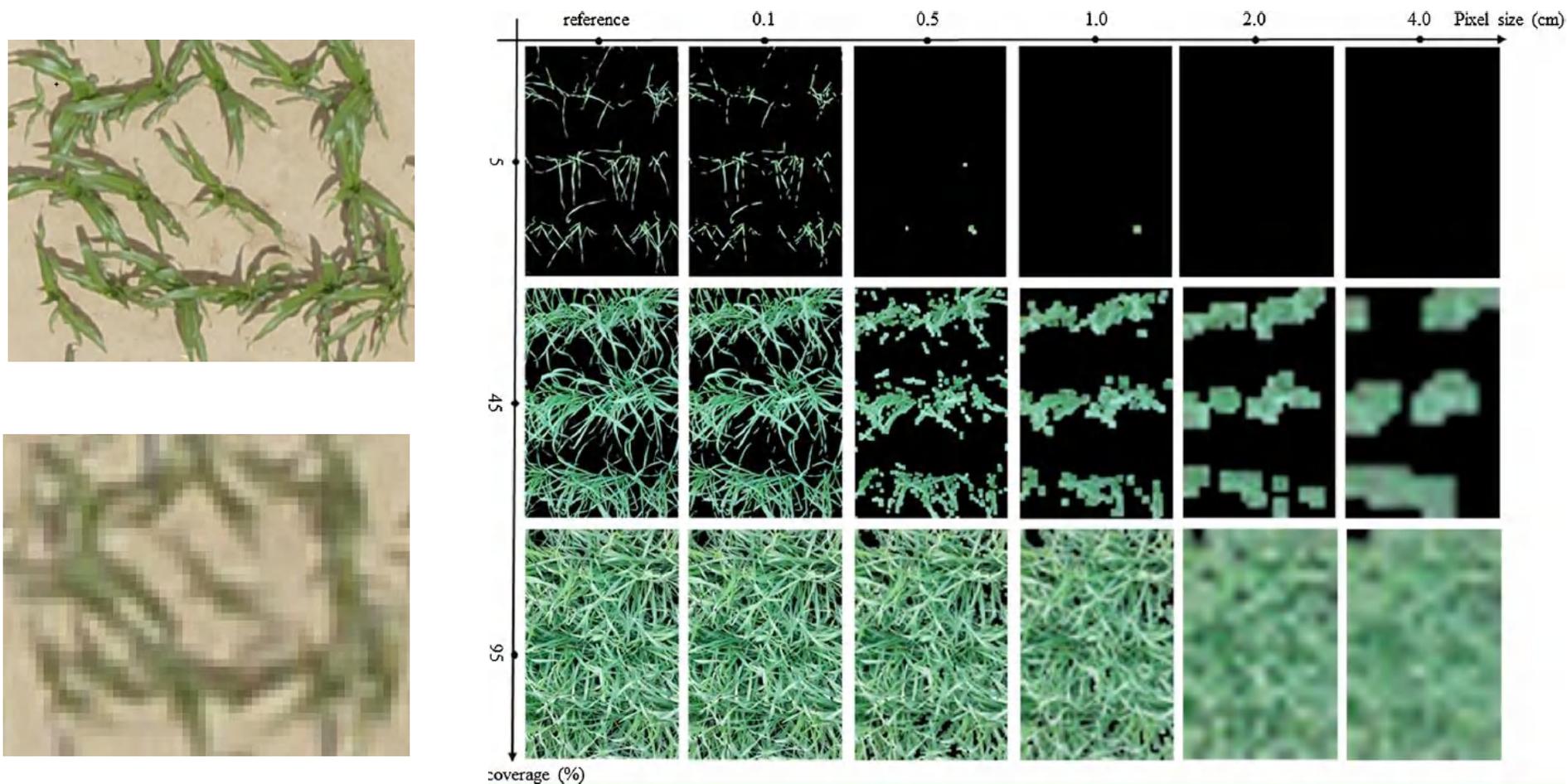
- ✓ fCover (or FVC)
- ✓ Effective canopy cover
- ✓ Crown cover
- ✓ NPV cover
- ✓ Understory cover
- ✓ Species cover





混合像元是影响农田fCover估算精度的主要因素

- 厘米级分辨率无人机影像中依然存在大量的混合像元



Hu et al., 2019, ISPRS

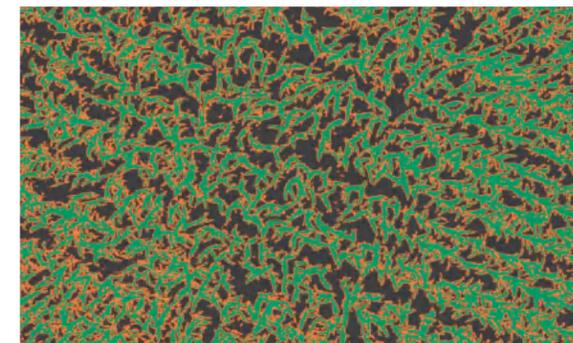
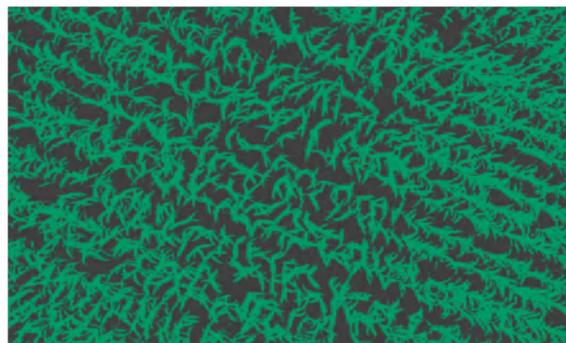
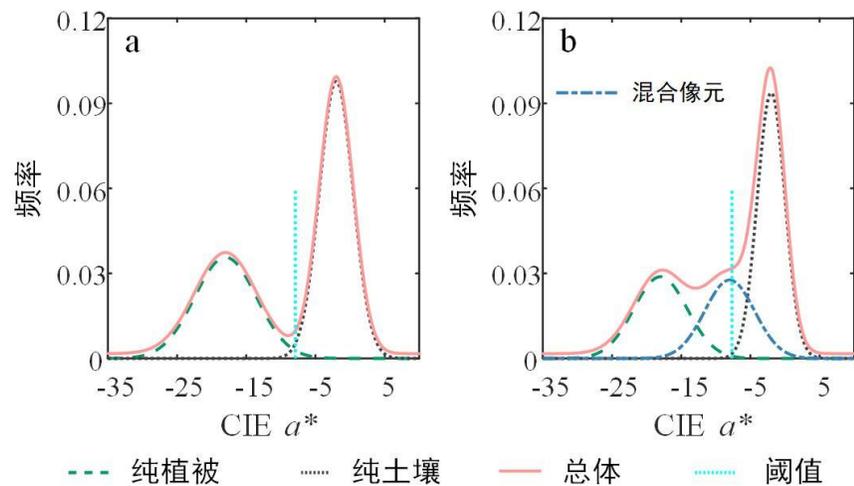
Yan, Li, et al., 2019, ISPRS



基于混合像元无偏分割的fCover估算

- 理想情况下（无混合像元），绿色植被与土壤在统计上均遵从高斯分布，形成高斯混合模型，其双峰分布具有良好的可分性。
- 当分辨率降低（混合像元产生），根据概率理论，混合像元遵从高斯分布，形成三组分的高斯混合模型，其伪双峰分布的可分性较差。
- 混合像元无偏分割：即混合像元中误分为植被的比例与误分为土壤的比例相等。

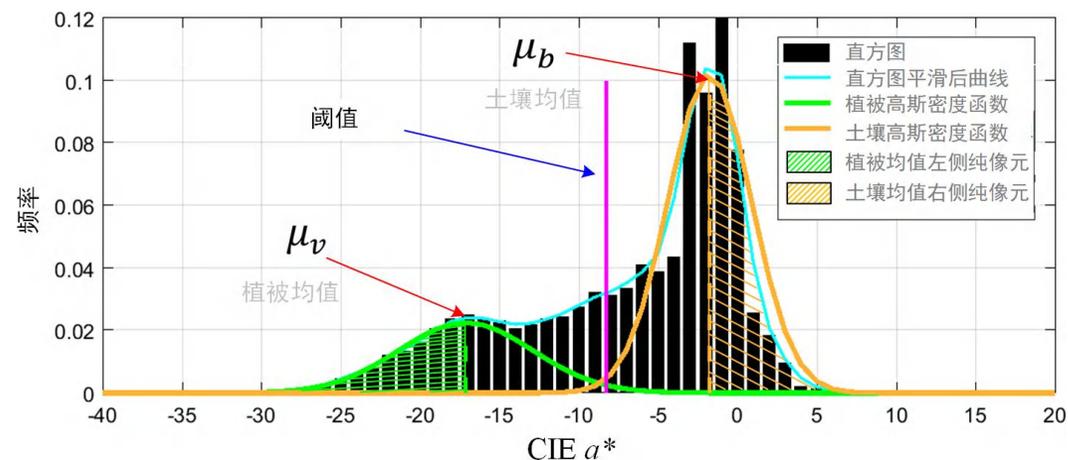
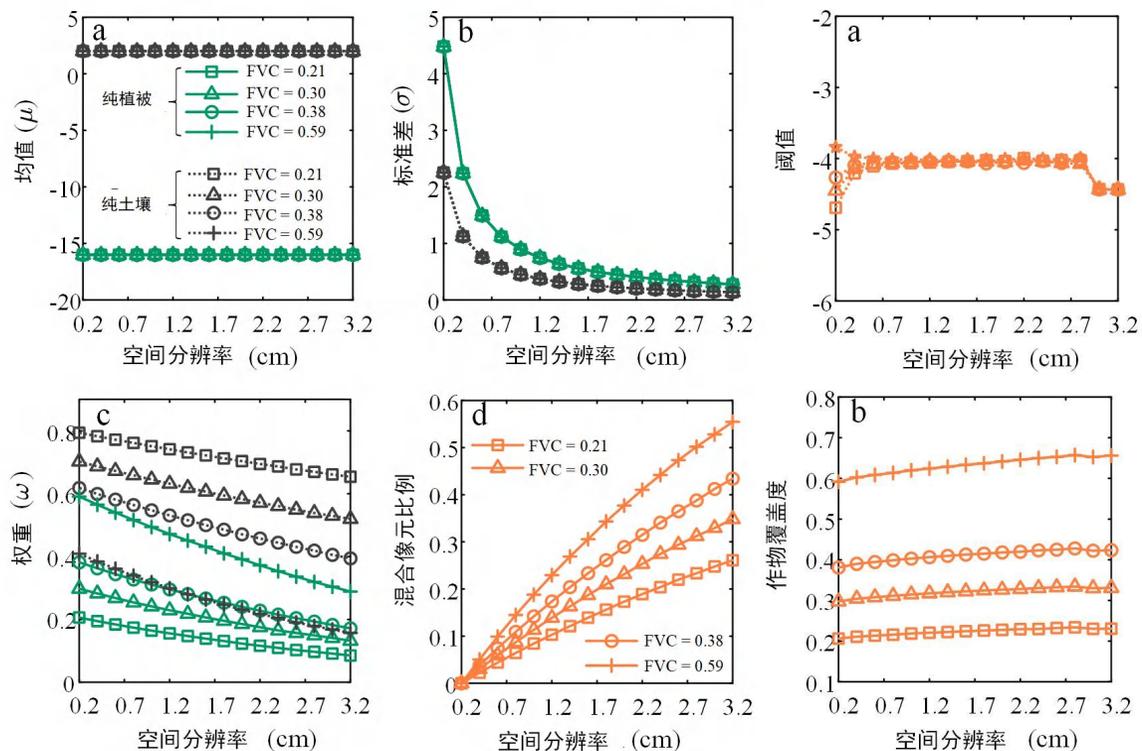
$$G(x) = w_v \cdot N(\mu_v, \sigma_v^2) + w_s \cdot N(\mu_s, \sigma_s^2) \quad \Rightarrow \quad G_n(x) = w_{vn} \cdot N(\mu_{vn}, \sigma_{vn}^2) + w_{sn} \cdot N(\mu_{sn}, \sigma_{sn}^2) + w_m \cdot N(\mu_m, \sigma_{sm}^2)$$





基于混合像元无偏分割的fCover估算 (续)

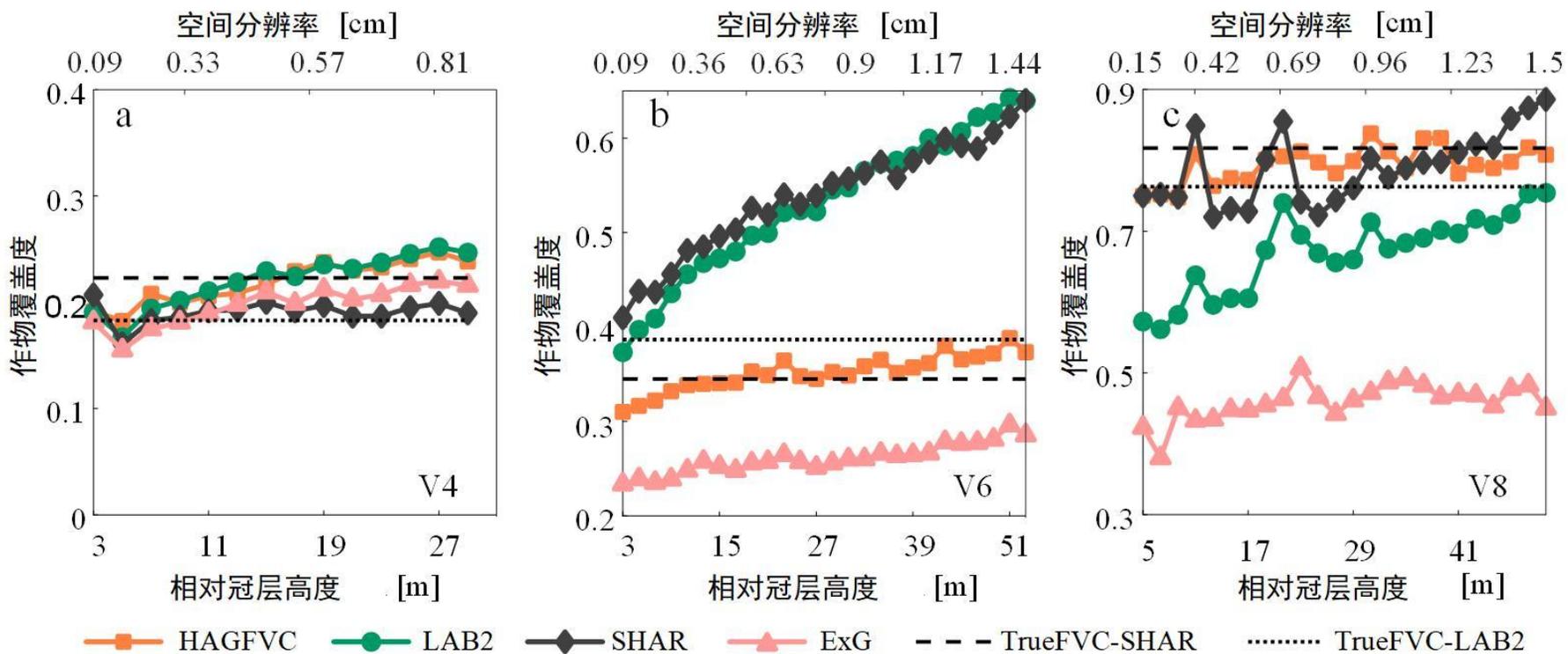
- 我们发现**高斯混合模型的尺度变化规律**：均值随尺度不变、标准差随尺度上升逐渐减小、权重则等比例降低。根据错分误差相等原则，影像的无偏分割阈值并不会随尺度变化而变化。
- 由于均值的一侧始终为纯像元，因此可采用半高斯拟合方法进行无偏阈值求解。





基于混合像元无偏分割的fCover估算 (续)

■ 混合像元无偏分割方法对不同尺度和混合像元比例均不敏感



HAGFVC 代码: <https://yunpan.bjfu.edu.cn/#/link/92E1709E51296461C2D7222480CE7D52>

基于色彩混合分析的fCover估算

- 线性混合像元模型最为简单有效，其端元的获取为像元分解关键，但端元常常并非单一光谱值，而是存在端元变异性。

$$S_m = fCover \cdot S_v + (1 - fCover) \cdot S_b$$



- 假定植被与土壤端元光谱为符合高斯分布的随机变量，根据概率知识可知，线性混合像元的光谱仍符合高斯分布。

$$\begin{cases} p(S_v) = N(S_v; \mu_v, \sigma_v) \\ p(S_b) = N(S_b; \mu_b, \sigma_b) \end{cases} \quad \rightarrow \quad p(S_m|f) = N(f\mu_v + (1-f)\mu_b, f^2\sigma_v^2 + (1-f)^2\sigma_b^2)$$

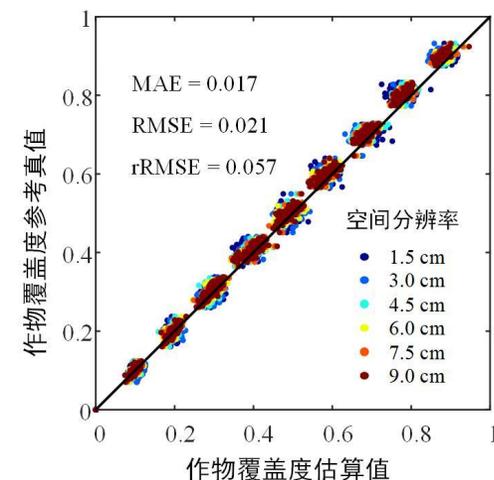
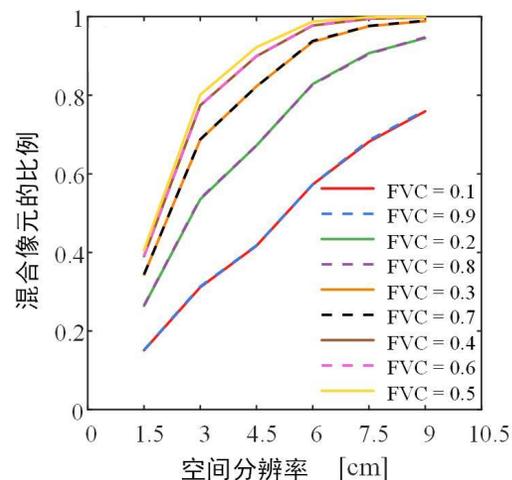
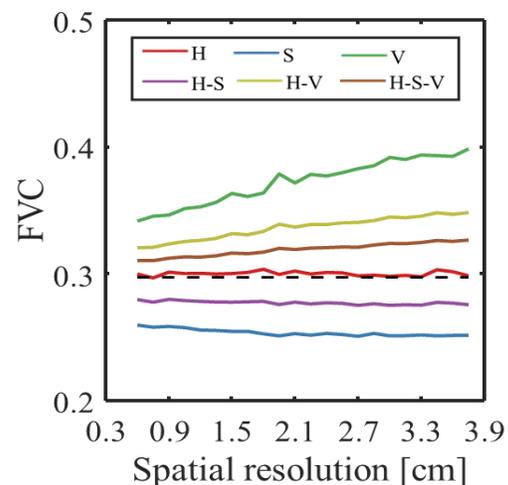
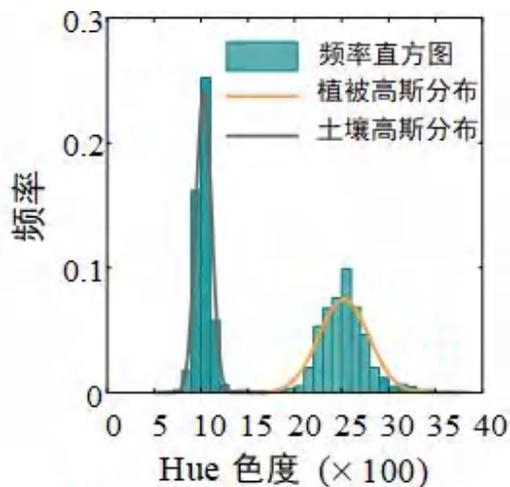
- 根据贝叶斯理论，植被覆盖度 (f) 的求解可通过最大后验概率估计实现。

$$f = \operatorname{argmax} p(f|S_m) = \operatorname{argmax} \frac{p(S_m|f)p(f)}{p(S_m)} = \operatorname{argmax} p(S_m|f)$$



基于色彩混合分析的fCover估算 (续)

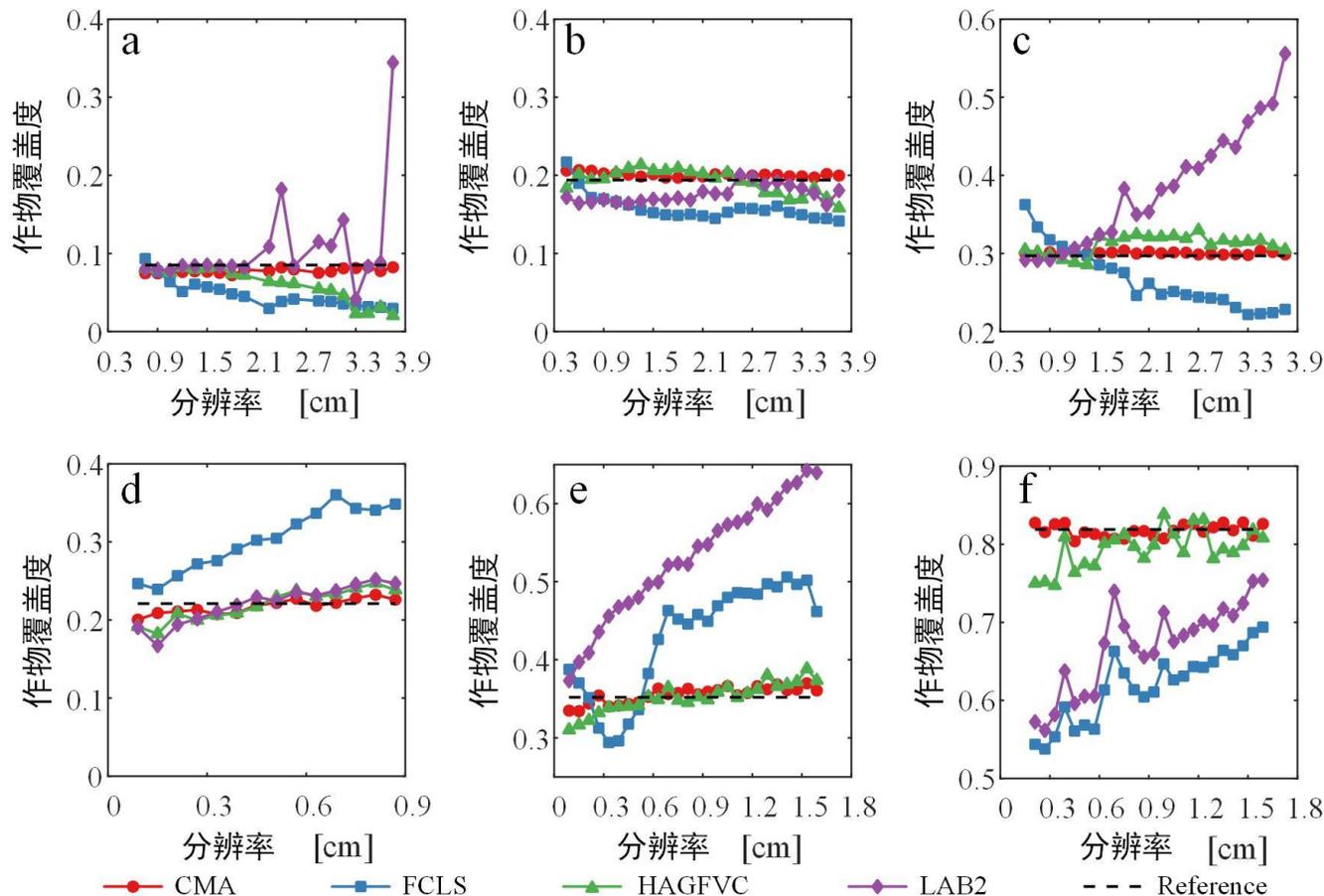
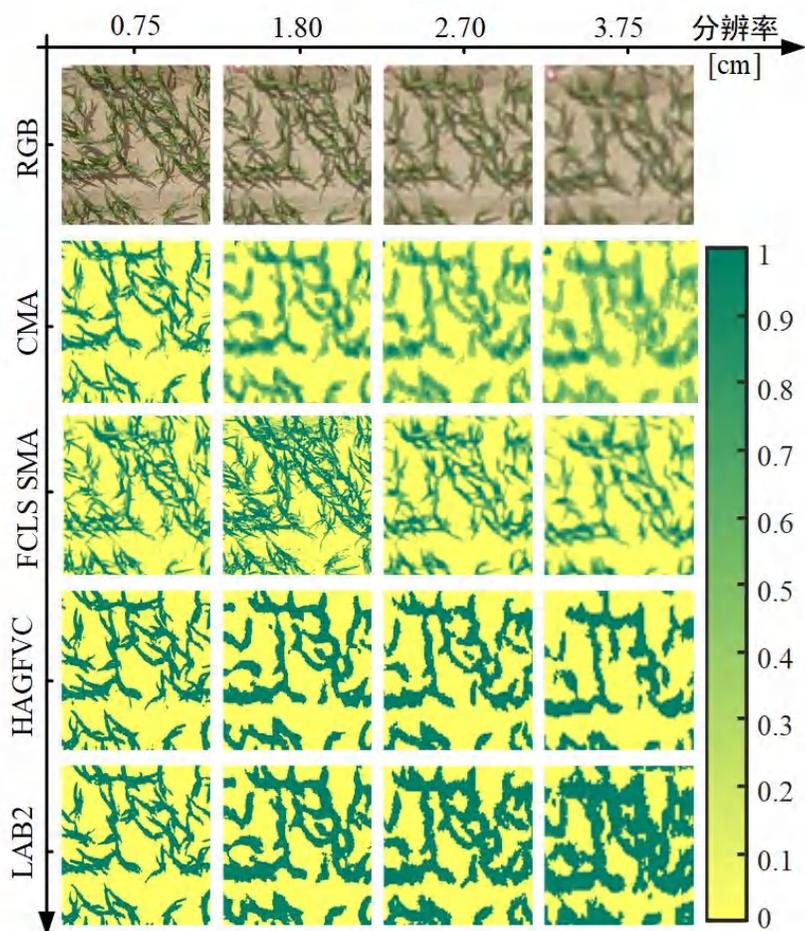
- 端元的获取可由无人机超低空飞行获取研究区多个位置的采样影像，此时假定无混合像元，可由图像分割获取端元，并通过高斯函数拟合。
- 将RGB影像的RGB色彩空间转换为HSV色彩空间，选用Hue作为特征通道（尺度不变性），建议采用RAW格式的影像，如无RAW格式则可将JPG影像进行Gamma校正。
- 像元分解方法不受直方图形状的限制，因而比图像分割的方法更为稳定。





基于色彩混合分析的fCover估算 (续)

- 通过比较色彩混合分析，全约束最小二乘混合像元分析、无偏图像分割、传统图像分割，色彩混合分析方法展示出优良的**尺度不变估计**。

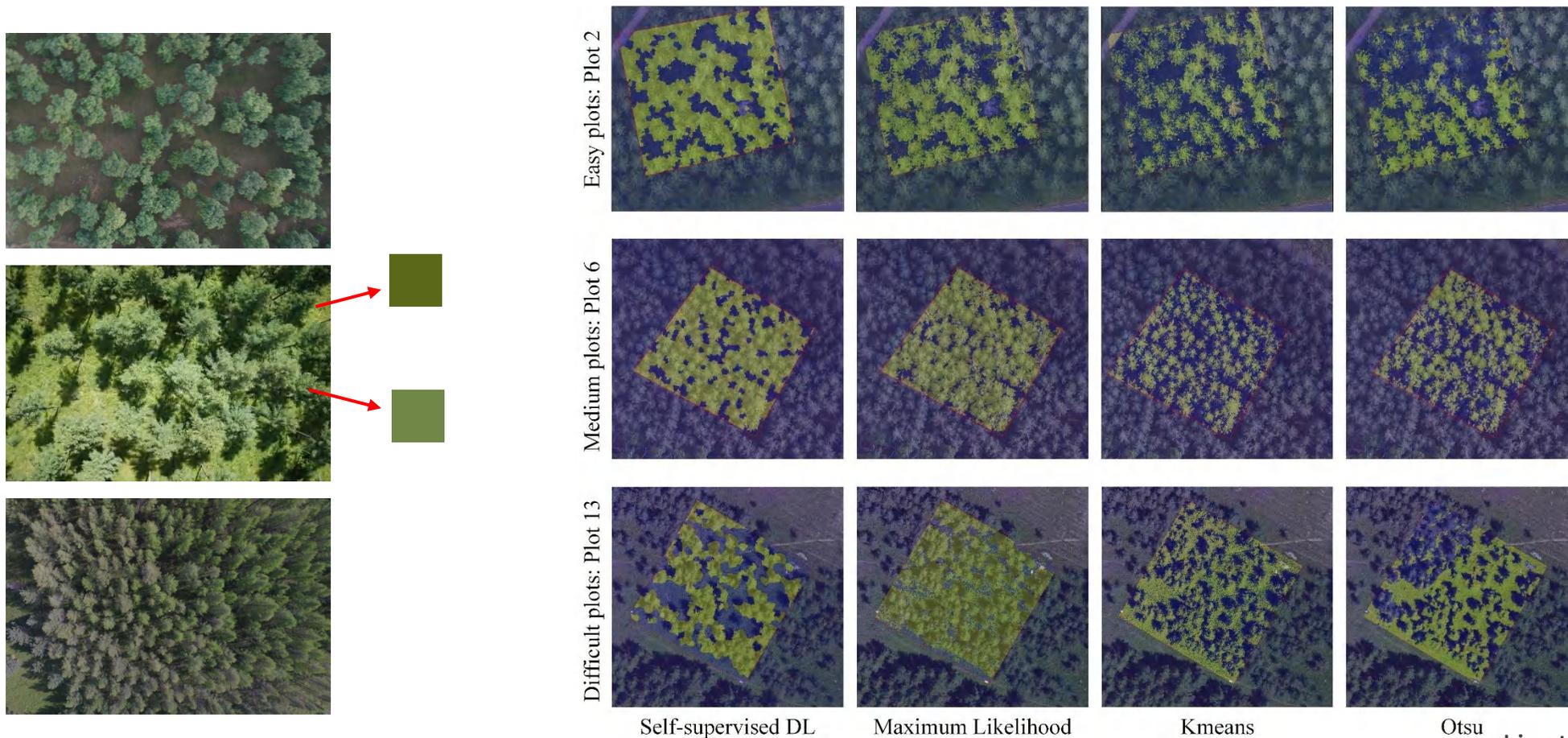


CMA 代码: <https://yunpan.bjfu.edu.cn/#/link/A17051C5DE0B58758B56DCF9A43DC232>



异物同谱是影响森林crown cover估算的主要因素

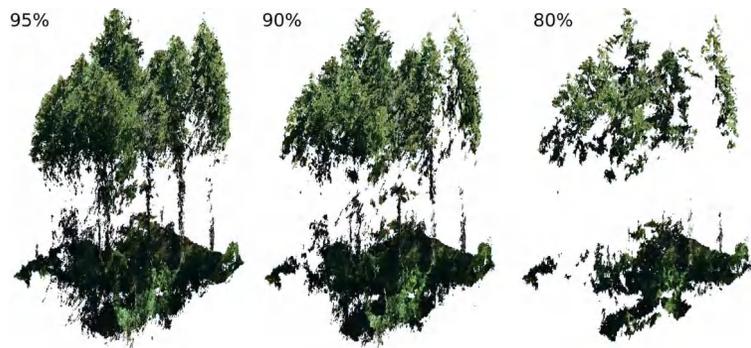
- 林间光照条件复杂（光照-阴影）、林冠与林下色彩近似，均造成冠层与背景的“异物同谱”效应
- 传统逐像元阈值分割算法与聚类算法估算crown cover的绝对误差可达50%以上



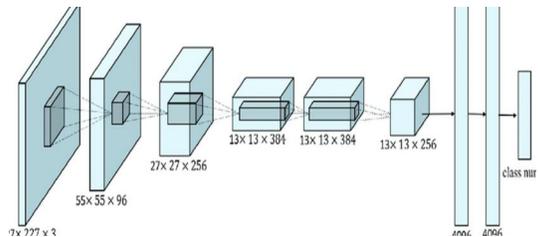
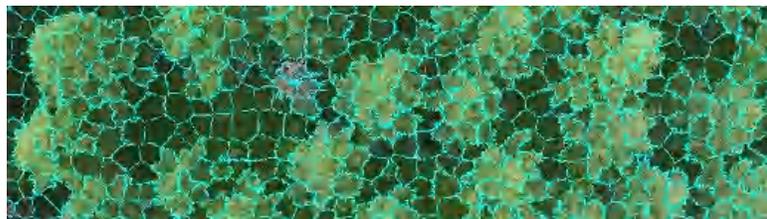


联合影像与摄影测量点云深度学习的森林crown cover估算

- 由序列重叠影像经运动恢复结构算法重建出的摄影测量点云能够一定程度描述地物的三维信息，但其**完整性**取决于飞行参数、地表条件、光照环境等，且在山区制图时需要精确的林下地形。



- 深度学习图像语义分割要求人工标注的精准的训练数据，而深度学习图像分类的训练数据标注则简单很多。因而可借鉴面向对象分类思路，即先进行超像元划分，进而针对每个超像元进行分类。

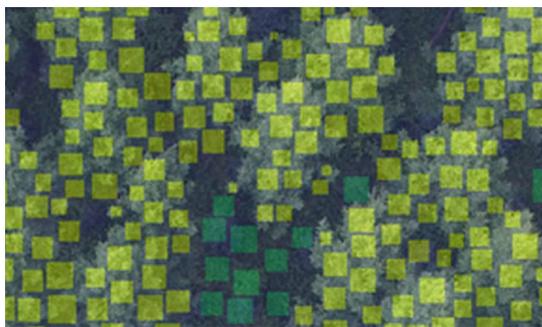




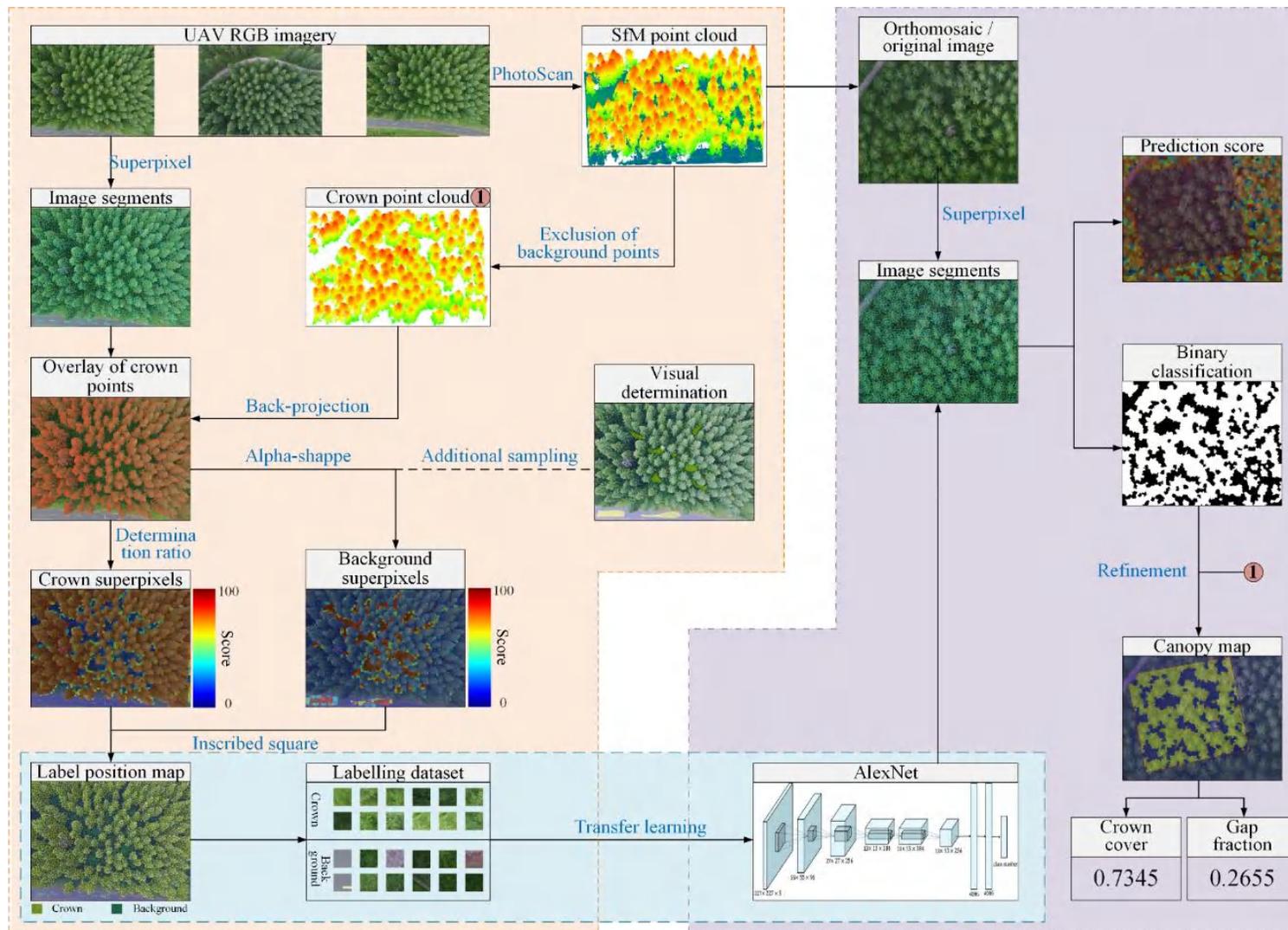
联合影像与摄影测量点云深度学习的森林crown cover估算 (续)

- 基于摄影测量点云与影像的映射关系，可将点云（可存在较多确实）的高度信息用于判定超像元类别，以自动化构建树冠与背景超像元的训练数据集

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ -f \end{pmatrix} = R \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} + T = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{pmatrix}$$



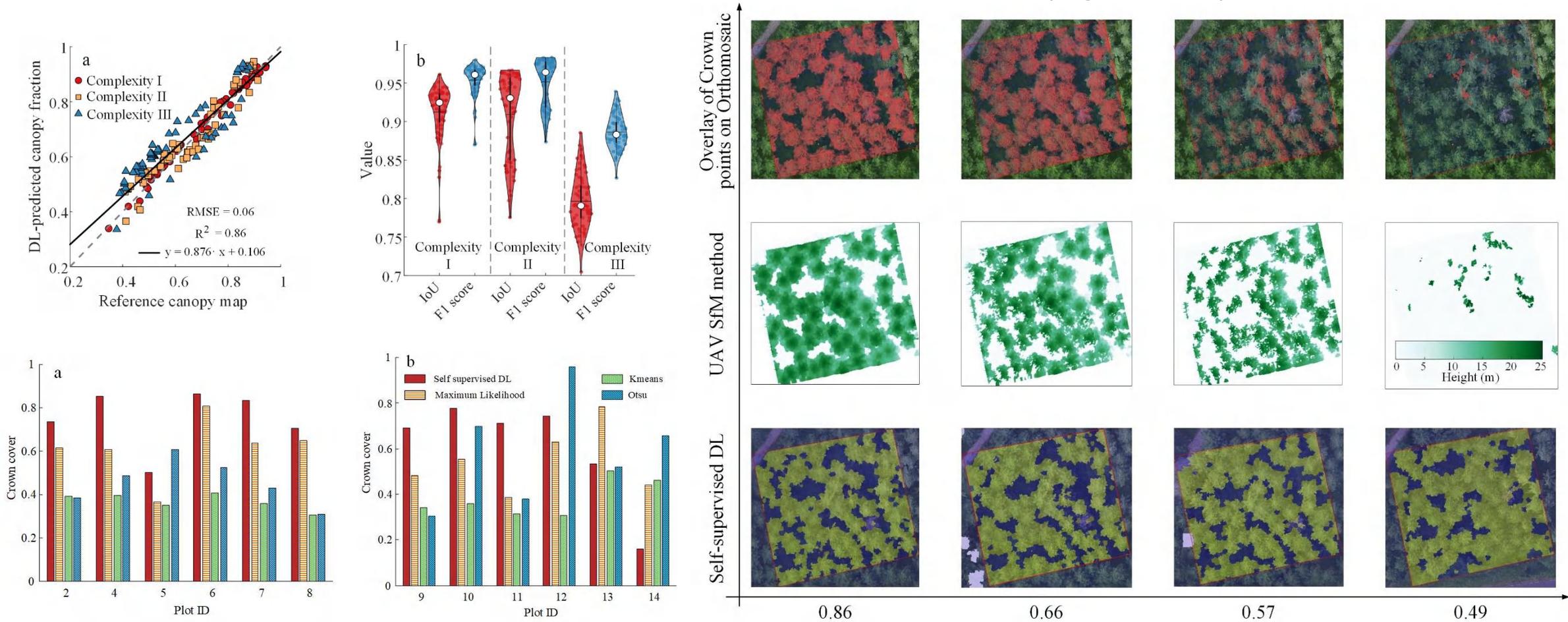
Legend ■ Crown ■ Background





联合影像与摄影测量点云深度学习的森林crown cover估算 (续)

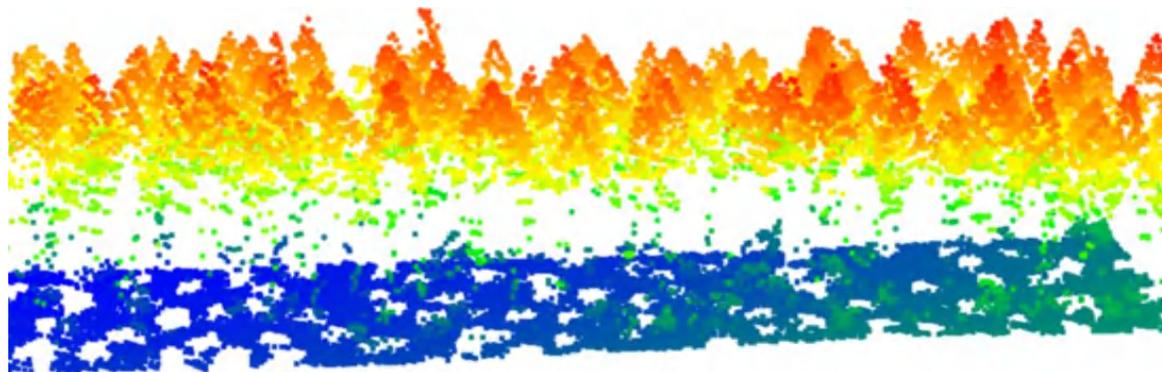
- 算法在影像尺度与样方尺度均展现出良好的估算精度，RMSE ≈ 0.05 。
- 相较于传统基于摄影测量点云冠层高度模型的方法，本算法对飞行参数(e.g., 重叠度)的敏感性大大降低。



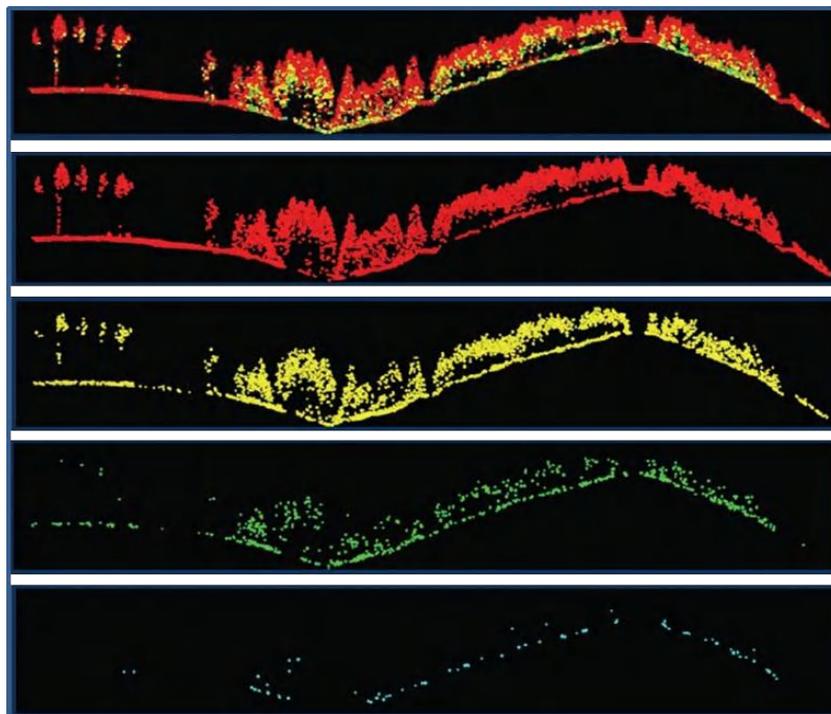


冠层遮挡与点云不连续是影响森林下层植被fCover 估算的主要因素

- 森林生态系统中植被群落在垂直尺度上通常具有较强的异质性，表现为多层或多层子系统。
- 影像：乔木层植被对下层灌草存在较为严重的遮挡。
- 离散回波激光雷达点云：林下点云稀疏且垂直尺度不连续，难以表征林下植被结构信息。



Li, et al., 2020, RS



(源自王成老师PPT)

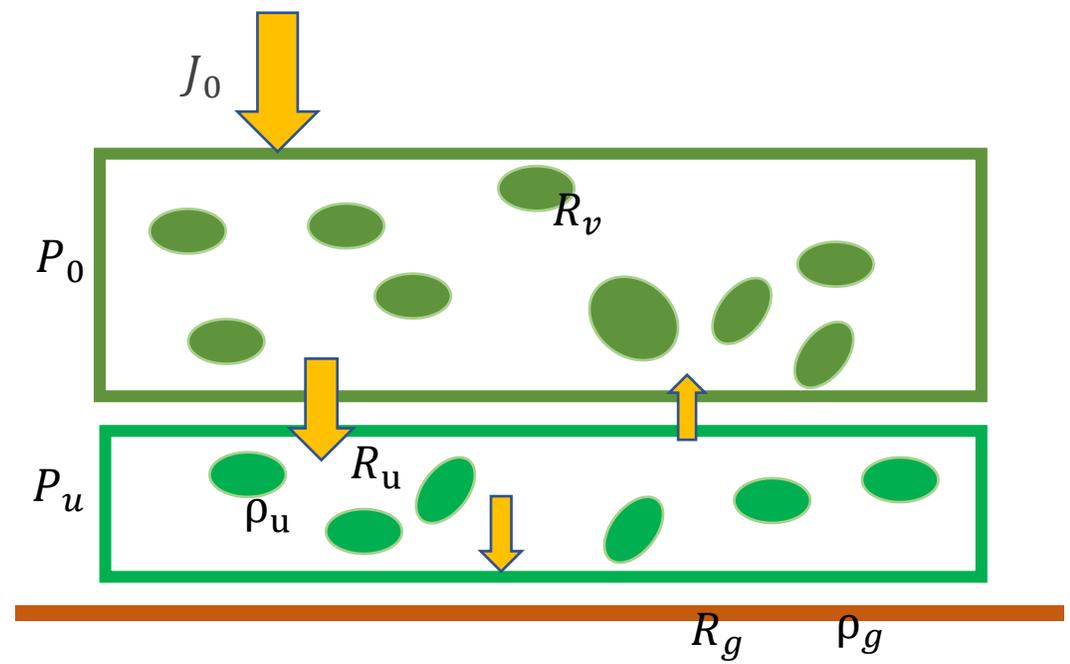


基于能量二分模型的全波形激光雷达林下fCover估算

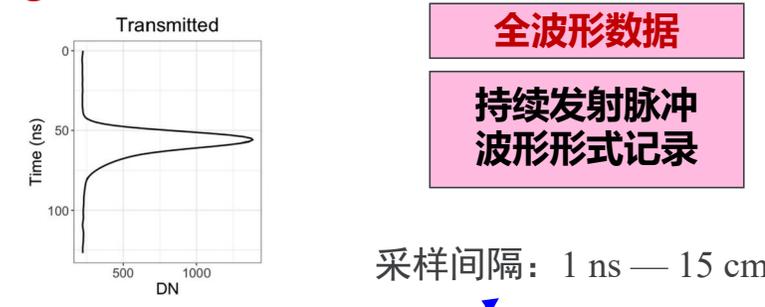
■ 全波形LiDAR光斑总回波能量为: $R = R_v + R_m = R_v + R_u + R_g$

■ 能量二分模型

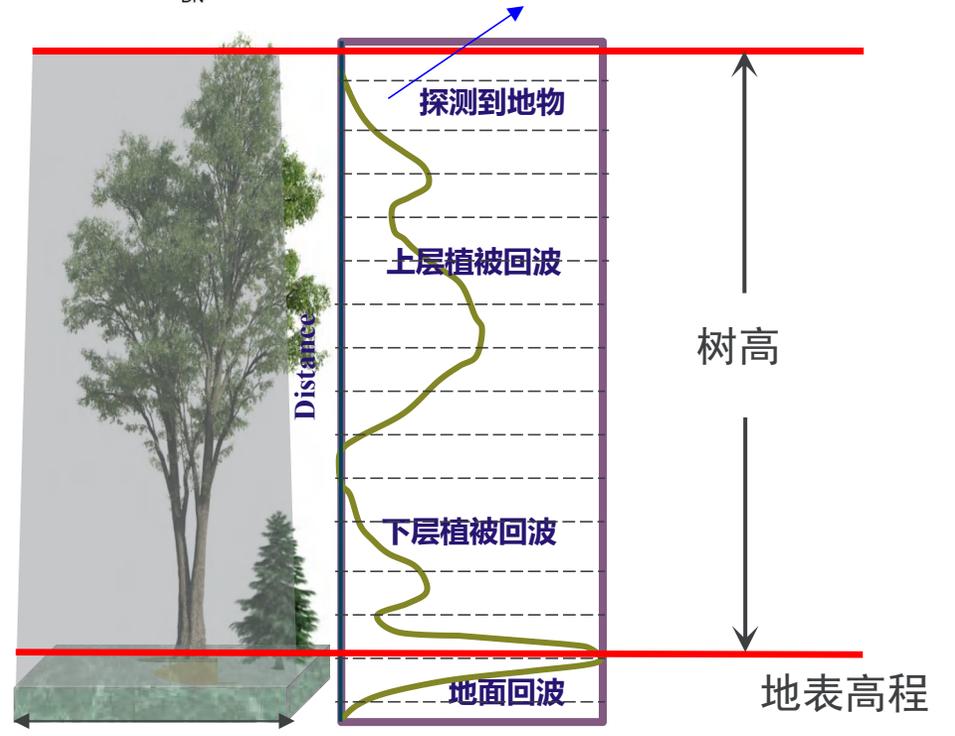
$$R_m = R_u + R_g = J_0 \rho_u P_0 (1 - P_u) + R_g$$



Li, et al., in preparation



采样间隔: 1 ns — 15 cm



(源自王成老师PPT)

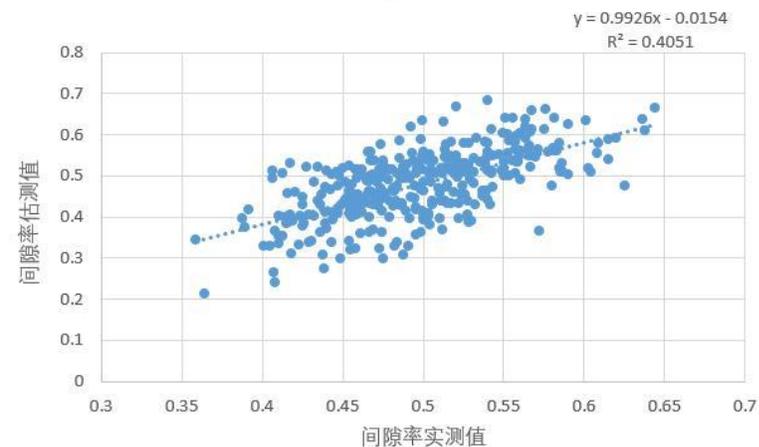
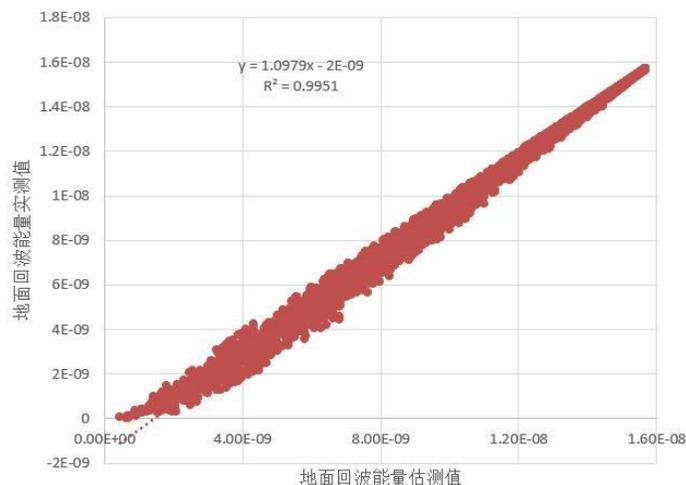
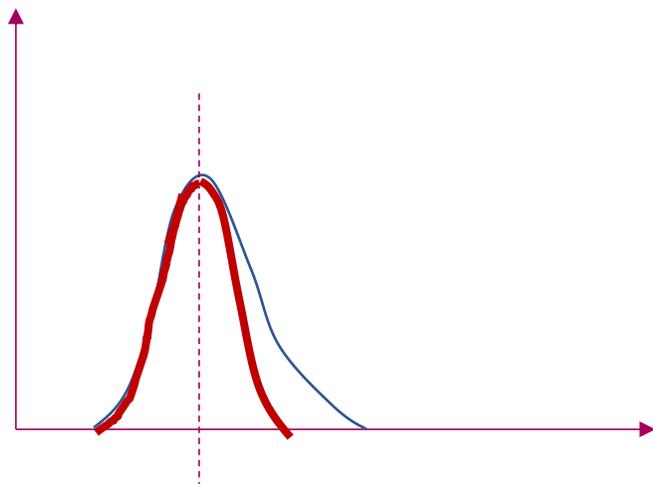


基于能量二分模型的全波形激光雷达林下fCover估算 (续)

- 由于波形高斯分解存在较大不确定性，我们采用半高斯拟合方法获取土壤回波能量 R_g 。
- 对激光雷达辐射传输方程变形后发现， $J_0\rho_u$ 可由邻域内多个光斑经线性回归可得。

$$R_u = -\frac{\rho_u}{\rho_g} R_g + J_0\rho_u = kR_g + b$$

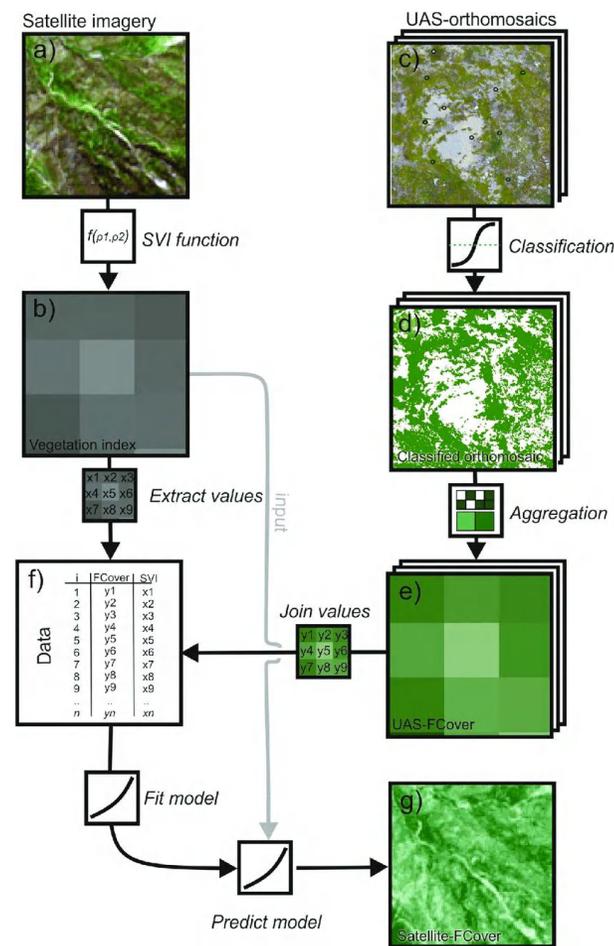
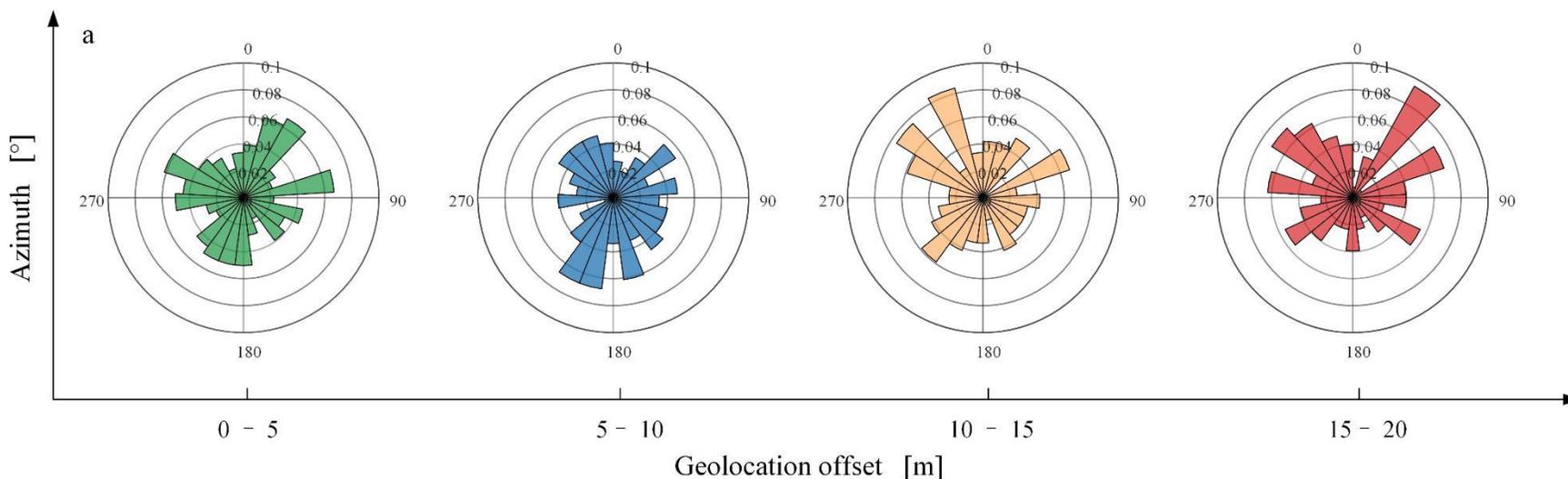
- 构建全域内 $J_0\rho_u$ 的概率密度函数并假设为随机变量，基于贝叶斯理论求解林下fCover 即： $1 - P_u$





航空-卫星数据几何偏移是卫星产品航空验证的重要影响因素

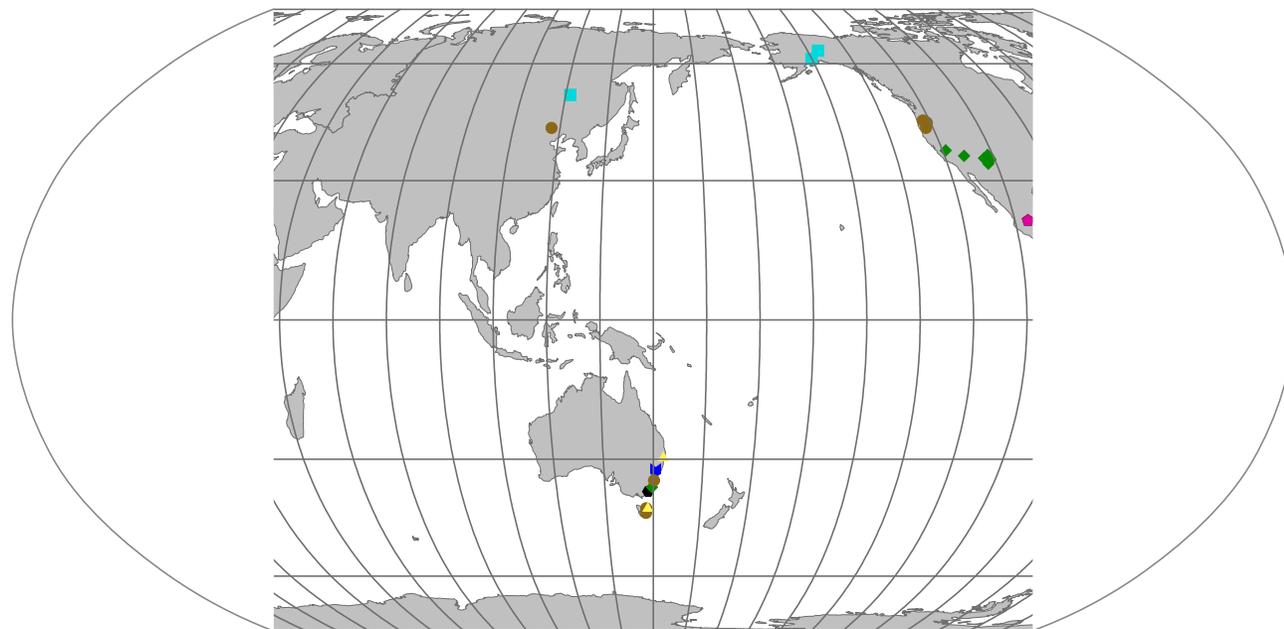
- 卫星像元/光斑的位置精度受位姿精度、地形精度、解算精度等多方面影响，通常存在一定程度的位置偏移，导致卫星产品与地面/航空参考测量存在几何偏移。
- 地面测量点离散，测量对象主要为均质地表，存在明显尺度问题，缺乏对异质地表的连续准确表征，而无人机与机载数据可实现空间连续制图，可实现多尺度的卫星产品验证。



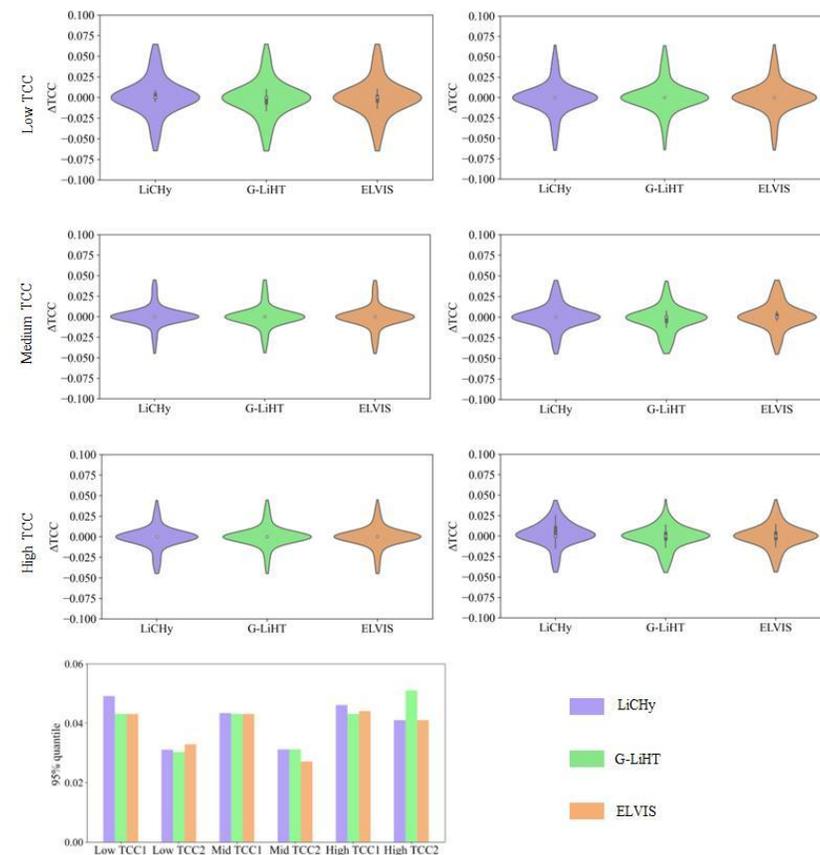


基于航空配准数据的卫星森林冠层覆盖度产品验证

- 公开的机载激光雷达数据项目 (e.g., G-LiHT、ELVIS、GlobALS) 可用于GEDI森林冠层覆盖度产品的验证
- 尽管不同项目所采用的激光雷达配置与扫描参数不同, 但对森林冠层覆盖度的估算具有很高的一致性。



▲ *Man.* ● *Mix.* ◆ *Eve.* ■ *Con.* ◆ *Bor.* ▼ *Rai.* • *Urb.*

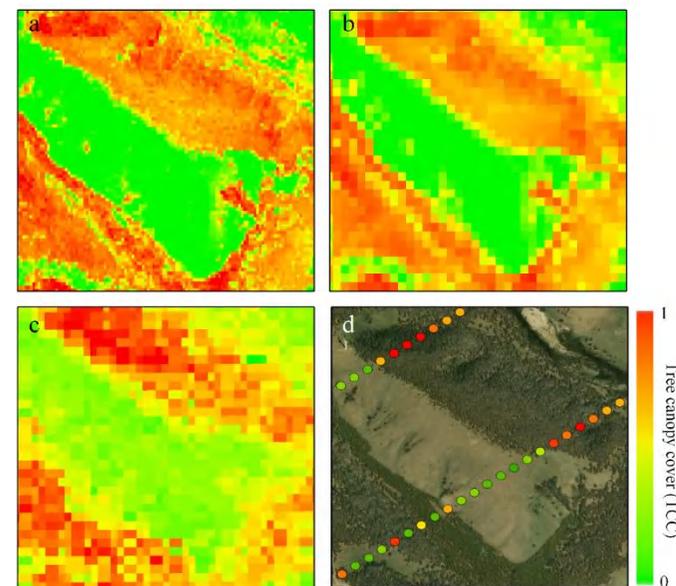
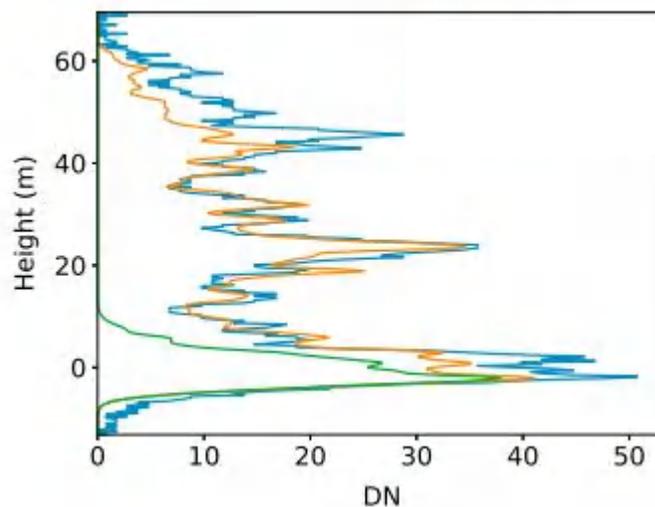
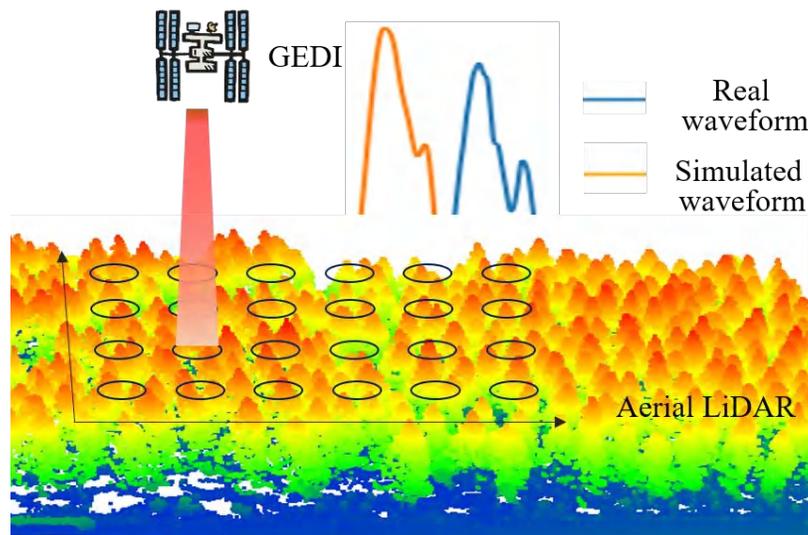




基于航空配准数据的卫星森林冠层覆盖度产品验证 (续)

■ 机载离散回波LiDAR – 卫星全波形LiDAR” 地理配准

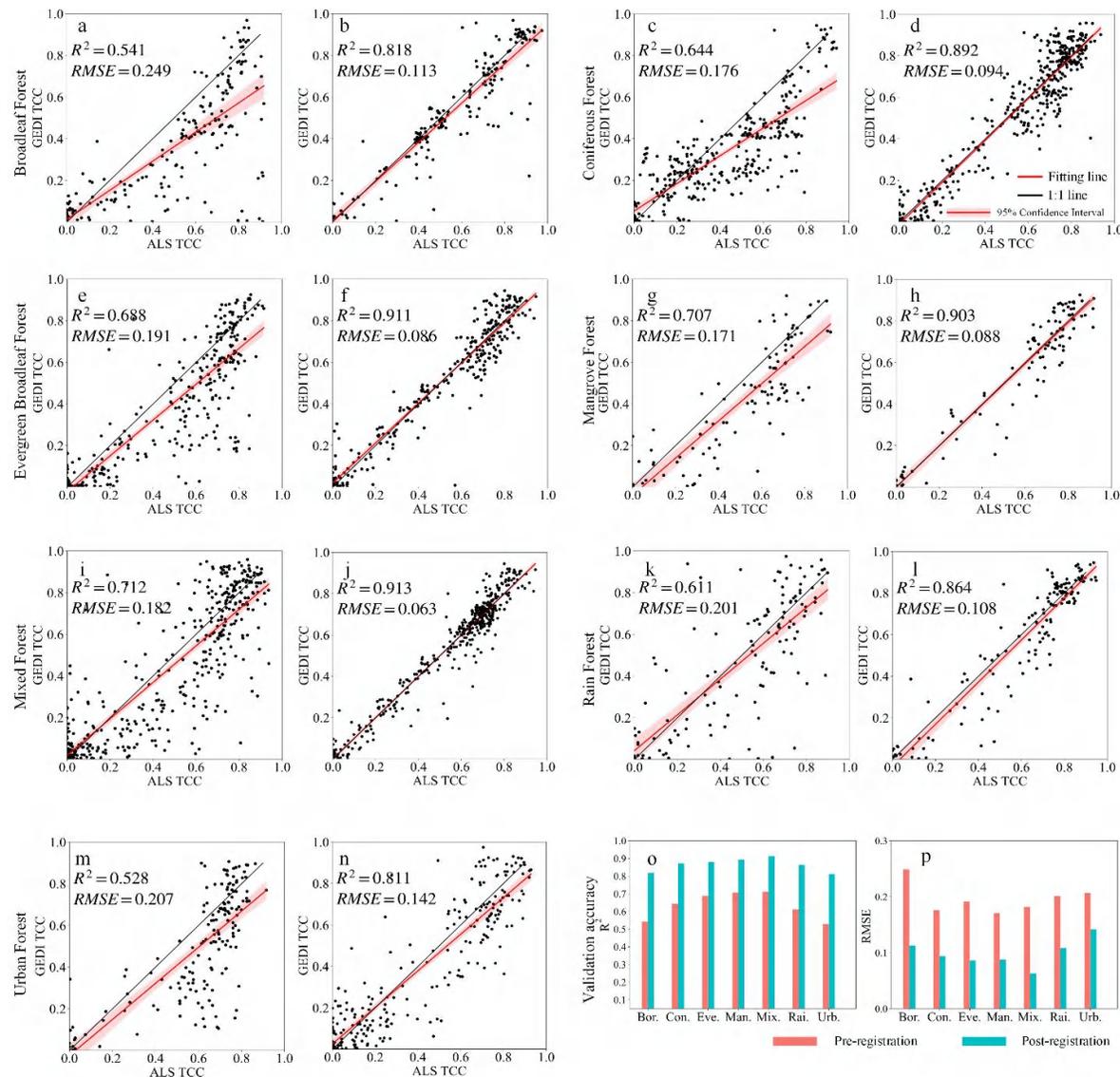
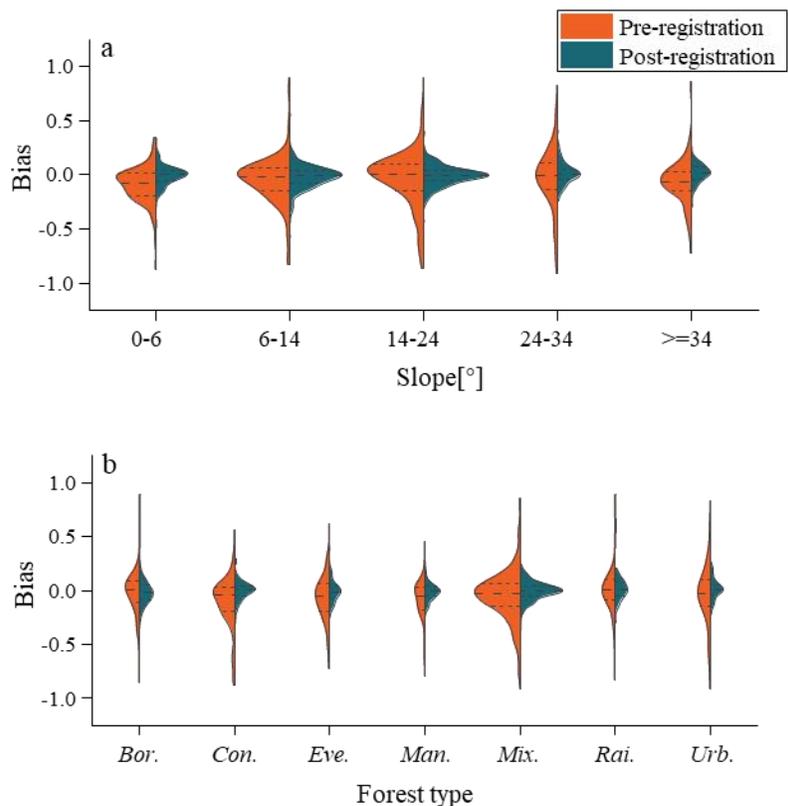
- ✓ 配准策略：以全波形LiDAR的某一足迹坐标为中心，基于机载LiDAR数据构建窗口，移动构建模拟波形，使得模拟波形与实际波形相关性最高
- ✓ 大光斑全波形LiDAR的波形模拟可由三维点云高斯信号卷积实现，且精度较高





基于航空配准数据的卫星森林冠层覆盖度产品验证 (续)

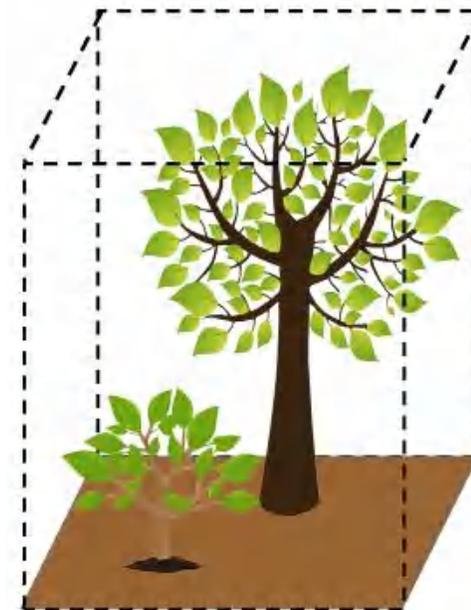
- 航空-卫星配准后的验证精度在不同森林类型下均有显著提升。
- 验证表明：GEDI产品对地形与森林类型不敏感。





LAI与相关量的术语与定义的标准化

- 叶面积指数定义：单位水平地表面积上叶片总面积的一半。
 - ✓ 水平地表：平地和坡地
 - ✓ 叶片：有气孔，木质组分不算
 - ✓ 总面积的一半：叶片形状(阔叶和针叶)
 - ✓ 量纲： m^2/m^2 ,无量纲
- 一些常见物理量的解释：LAI, GLAI, GAI, WAI, PAI, LAI_{eff}
 - ✓ 绿色叶面积指数GLAI
 - ✓ 绿色面积指数GAI
 - ✓ 植物总面积指数PAI
 - ✓ 木质面积指数WAI
 - ✓ 有效叶面积指数LAI_{eff}



基于间隙率模型的叶面积指数估算

- 基于间隙率模型的LAI估算通常采用图像分割/像元分解后的间隙率图像，利用比尔朗伯定律，假设叶倾角分布为球形分布（或通过前期测量），投影比函数 $G(\theta) = 0.5$ ，同时计算聚集指数，最终推算LAI。

$$LAI = \frac{\cos\theta \cdot \ln P(\theta)}{G(\theta) \cdot \Omega(\theta)}$$

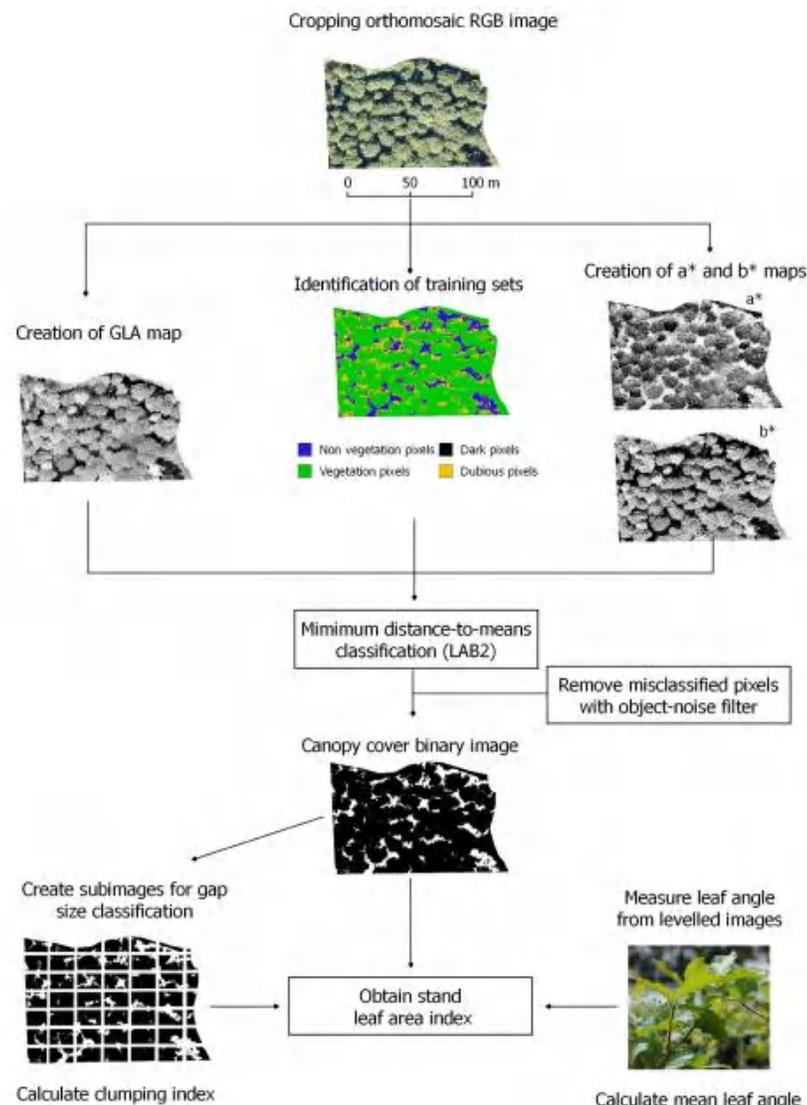
- 基于Miller公式的LAI估算假设叶片为泊松分布（子样线内无聚集效应），能够通过多角度观测消除投影比函数 $G(\theta)$ 的影响，利用多角度获取的方向间隙率，最终推算LAI。

$$LAI = 2 \int_0^{\frac{\pi}{2}} -[\ln P(\theta)] \cdot \cos\theta \cdot \sin\theta d\theta$$

$$LAI_e = 2 \sum_{i=1}^n -\ln \overline{P(\theta_i)} \cos \theta_i w_i$$

$$LAI = 2 \sum_{i=1}^n -\overline{\ln P(\theta_i)} \cos \theta_i w_i$$

w_i 是 $\sin\theta d\theta$ 的归一化



内容

第一部分

厘米级分辨率无人机数据特点

第二部分

冠层尺度生理参数估算

第三部分

单株尺度结构与生理参数估算



单木尺度结构与生理参数估算的价值

■ 结构与生理参数

- ✓ 结构参数/性状：树干、胸径、干曲线、材积、生物量
- ✓ 生理参数/性状：叶面积体密度、平均叶倾角、色素含量、水分含量

■ 单木研究的重要应用价值

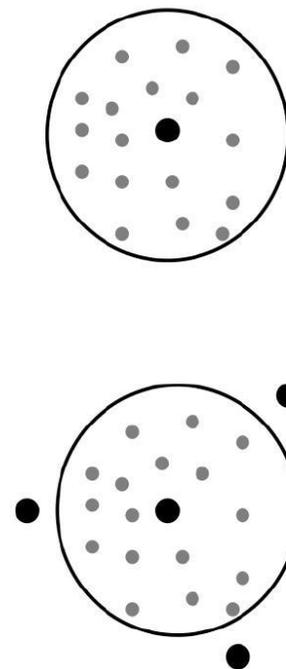
- ✓ 生态学方面：精细化研究个体生理过程、生态适应与发育机制等具有重要价值；
- ✓ 农林业方面：指示植株个体的生长状态、胁迫水平、光合蒸散潜力、产量预测；



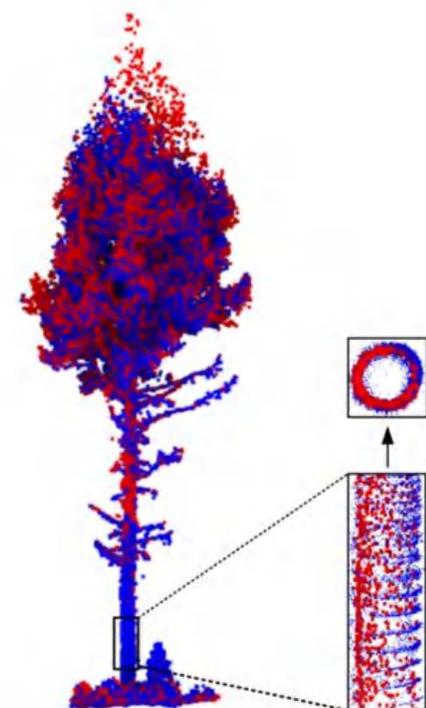


遮挡效应是地基LiDAR估算单木结构参数的主要影响因素

- 复杂的森林结构导致树木之间的相互遮挡，TLS不得不设置多个测站方能涵盖全区。
- 测站的布设具有一定程度的任意性，不考虑样地尺度的树木生长分布模式，经验性的设置多个测站以保证涵盖绝大部分树木。
- 为便于数据后处理，多个测站的数据需要进行配准拼接。



Liang, et al., 2018, ISPRS



Shao, et al., 2020, ISPRS



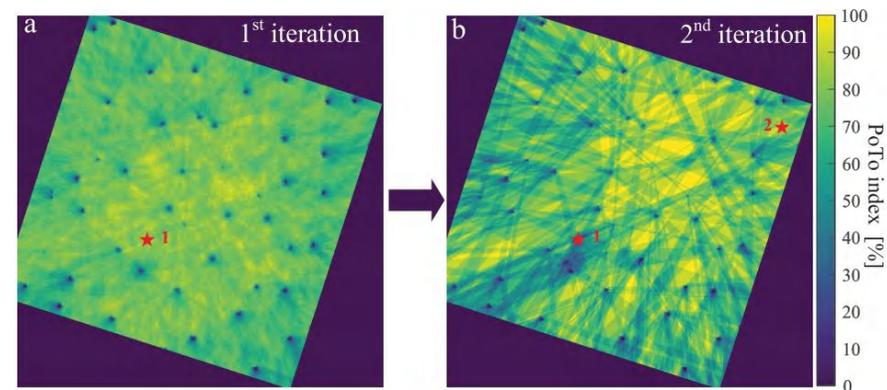
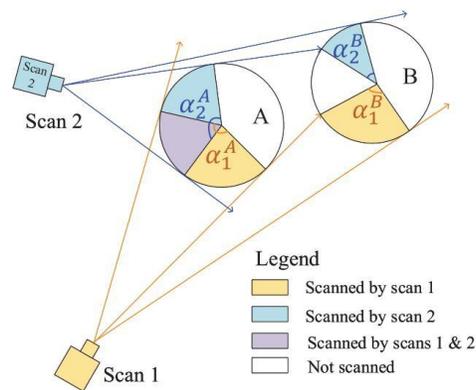
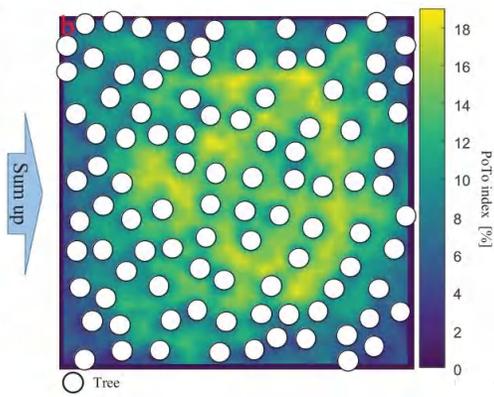
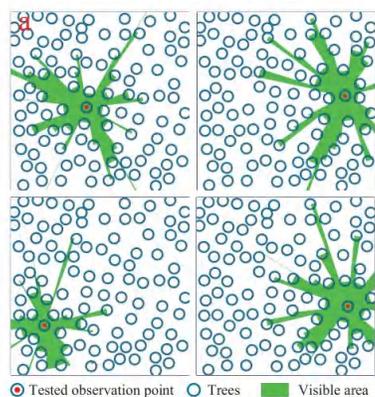
迭代式地基LiDAR布站策略下的单木结构参数估算

- 样地内单木位置图可由无人机遥感单木检测获取。
- 基于“树 - 树”通视分析计算PoTo index图，作为最优测站的选择依据。

$$\emptyset_i(x, y) = V_i(x, y) / N_i \cdot 100\%$$

- 计算所有待测单木的累积环闭度（CDRC）是否达到设定阈值，以确定是否需要进一步布设测站。

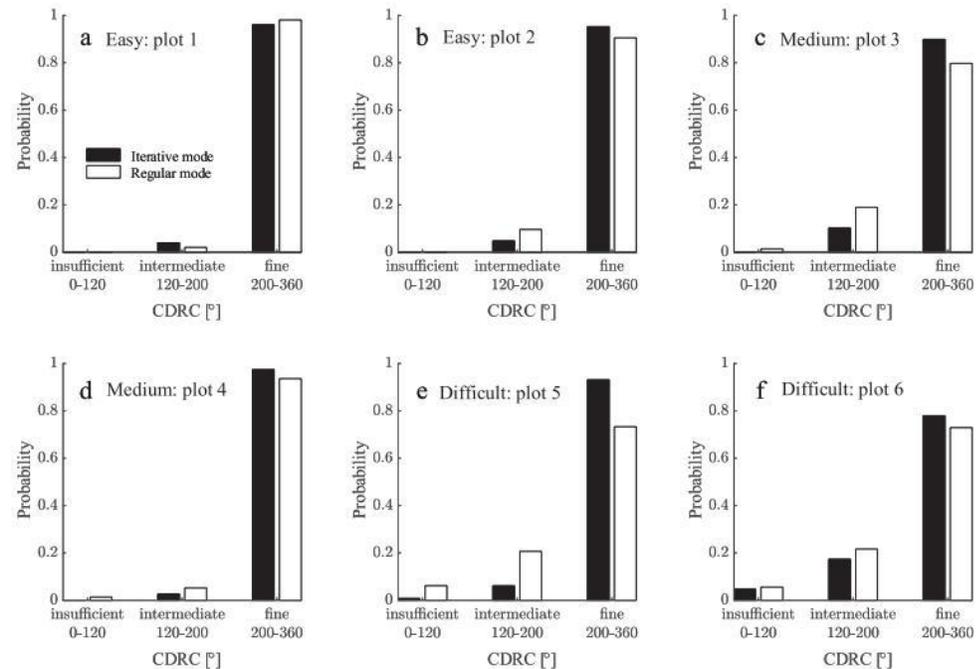
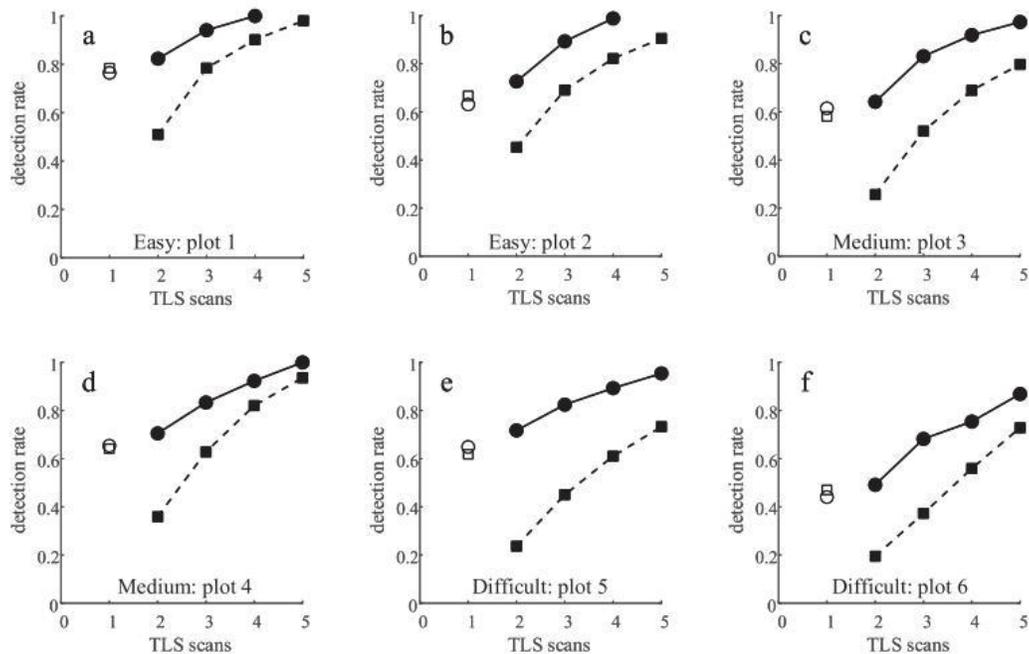
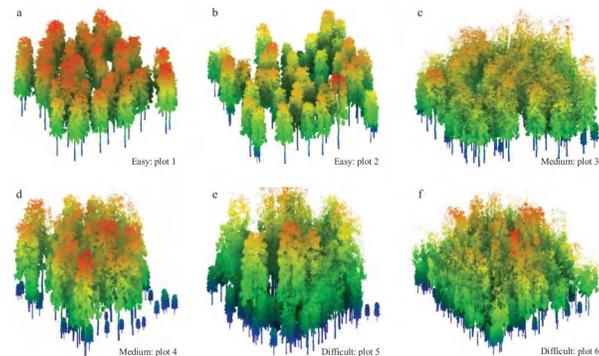
$$(x_{os}^i, y_{os}^i) = \operatorname{argmax} \sum_{j=1}^{N_i} \alpha_j(x_{ec}^i, y_{ec}^i)$$





迭代式地基LiDAR布站策略下的单木结构参数估算 (续)

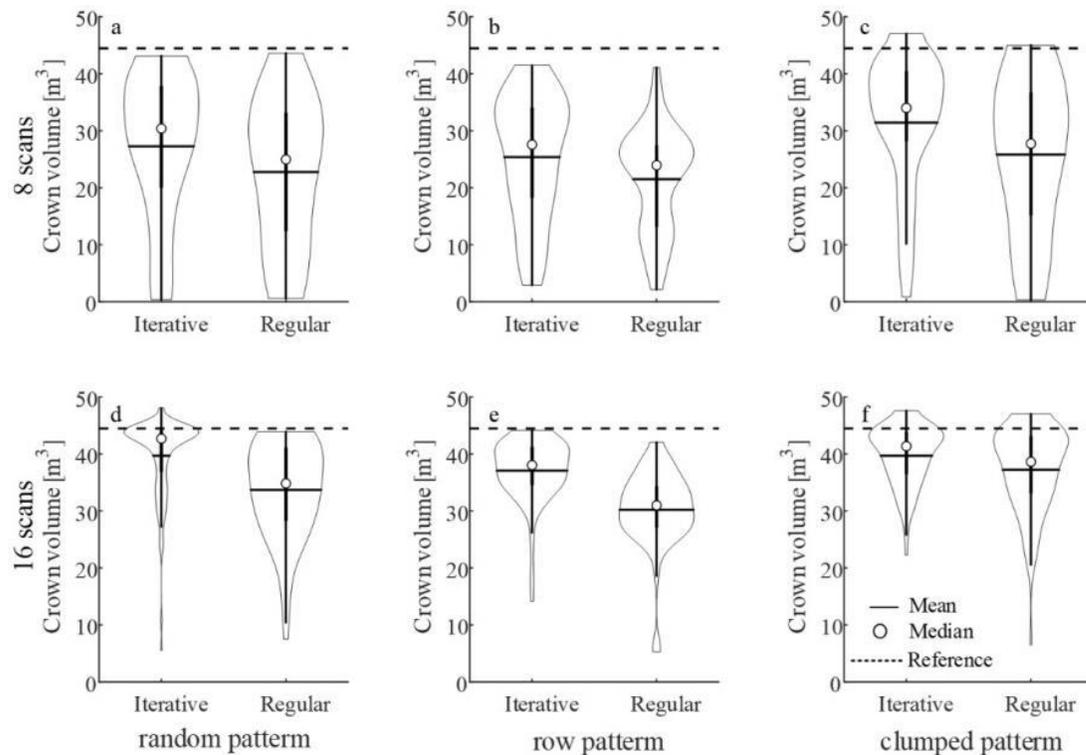
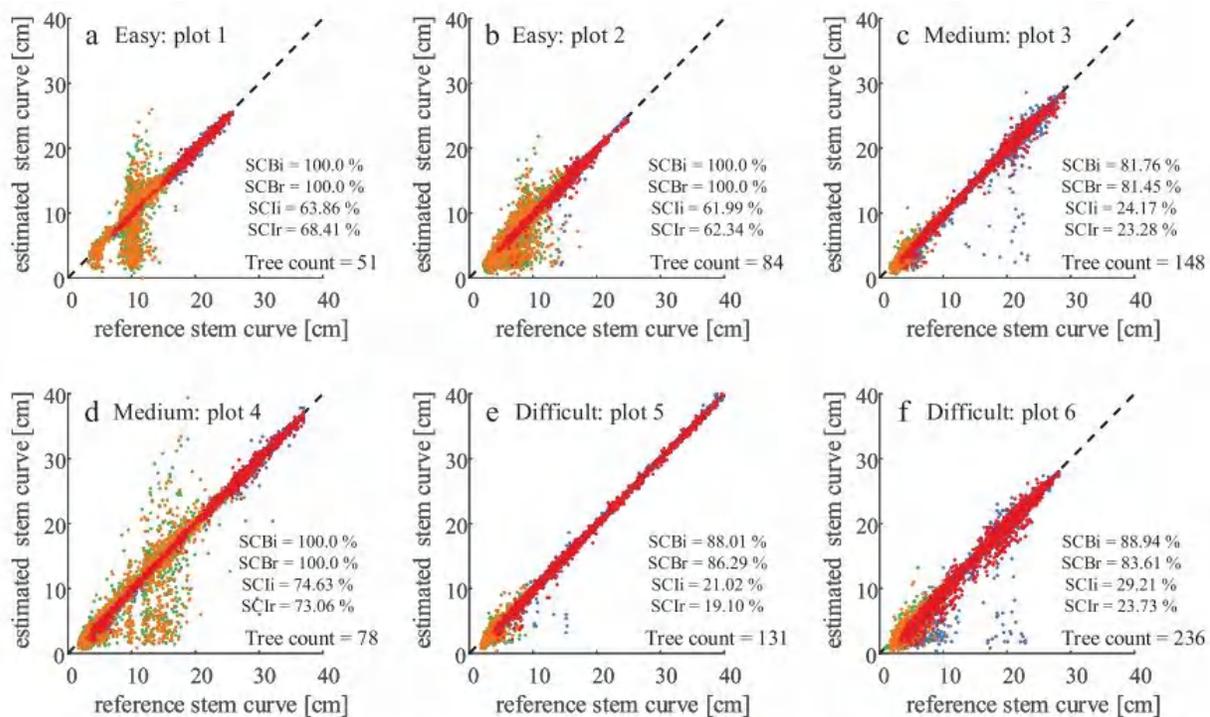
- 针对不同株密度与林内复杂度的场景（源自国际基准数据），开展模拟实验测试。
- 相对于传统规则布站（中心 + 四周），迭代式布站策略具有更高的单木检测率以及更高的累积环闭度。





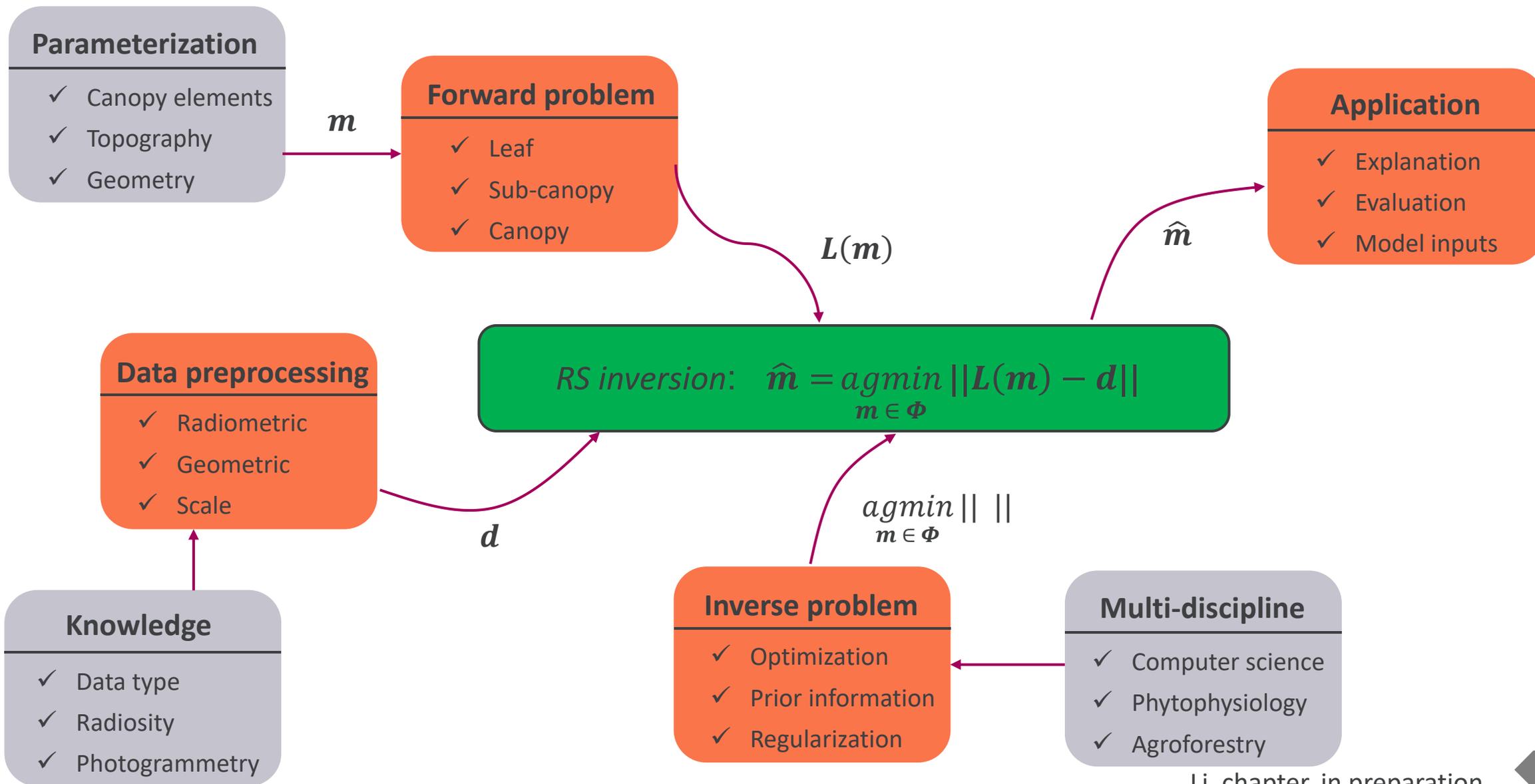
迭代式地基LiDAR布站策略下的单木结构参数估算 (续)

- 迭代式布站策略在估算单木胸径与树高参数方面，具有轻微的提升作用。
- 迭代式布站策略在估算单木干曲线、材积、树冠体积等参数方面，尤其是对于密集复杂林分，相对于规则布站策略，具有明显的优势。



Legend: Stem in crown: ● Regular ● Iterative Stem below crown: ● Regular ● Iterative - - - 1:1 line

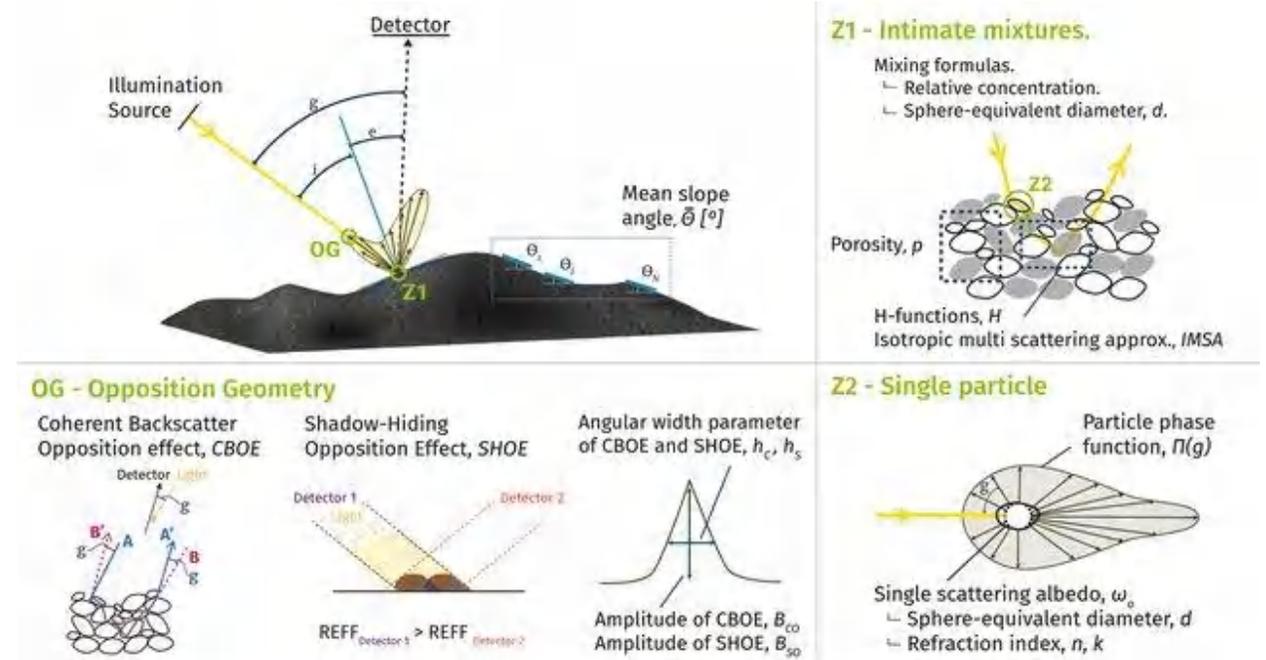
无人机植被参数反演框架图





森林背景反射各向异性是影响参数反演的重要因素之一

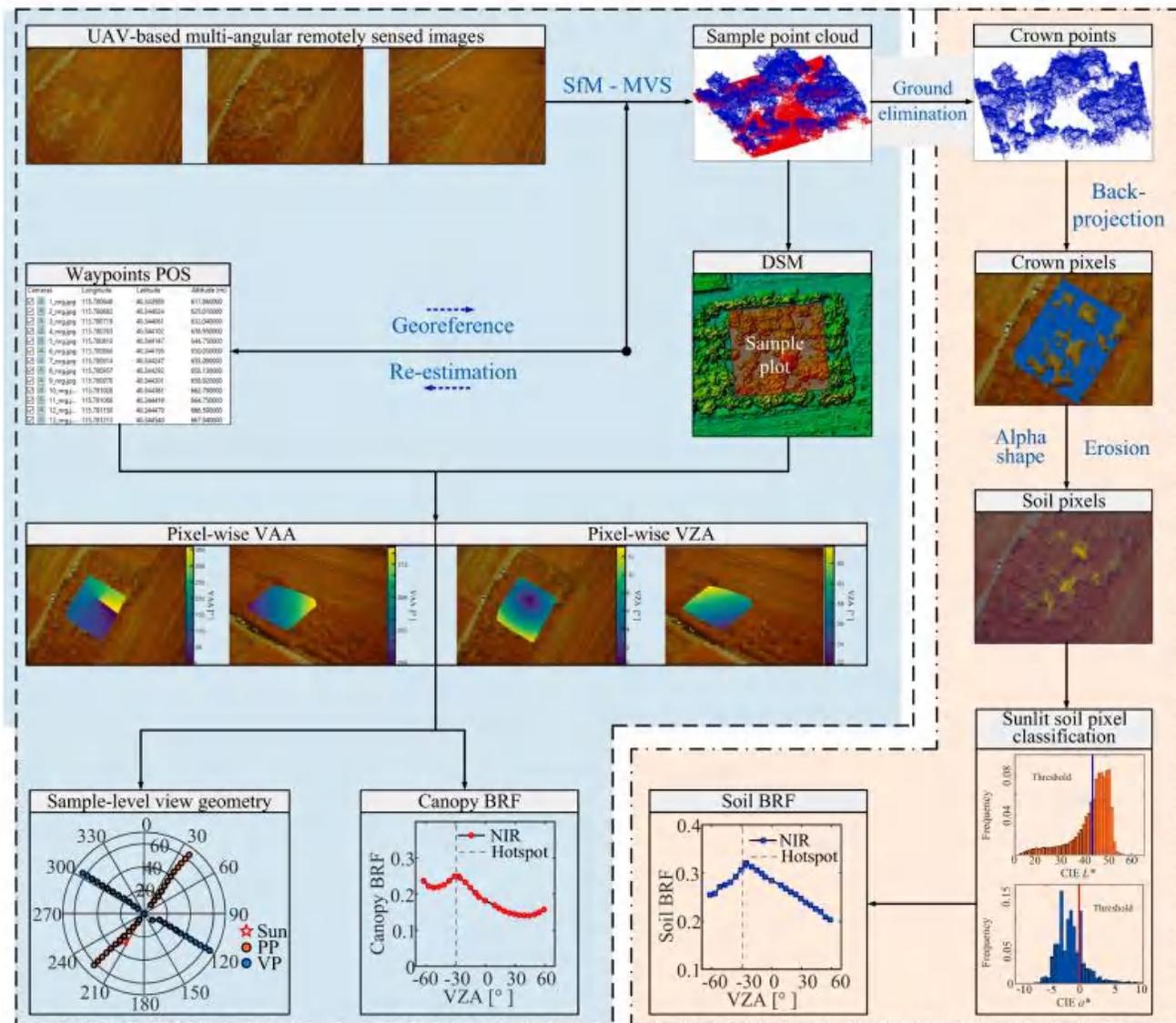
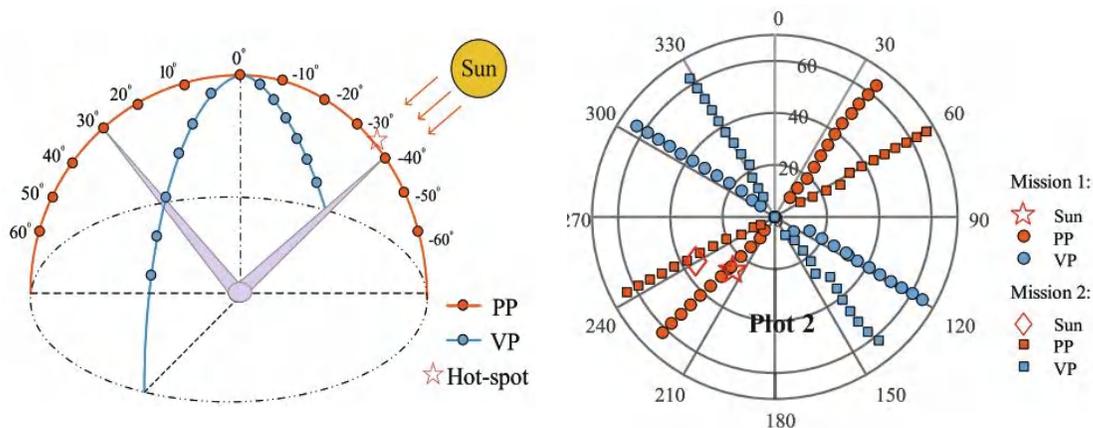
- 植被冠层反射率各向异性是上层冠层和下层背景的光学与结构特性的函数，在离散冠层条件下，背景效应更加明显。
- 下垫面，如土壤，具有较强的各向异性特征，但是在当前的辐射传输建模中，土壤被简化为朗伯表面。精确提取森林背景的BRDF尤为重要。





厘米级无人机多光谱影像森林背景反射各向异性表征

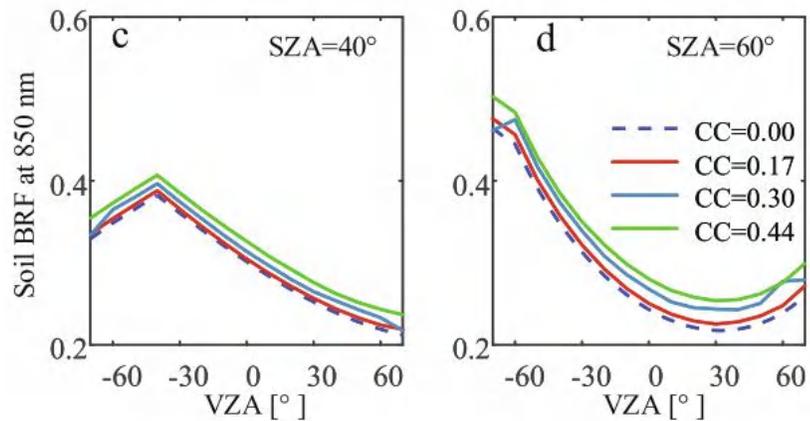
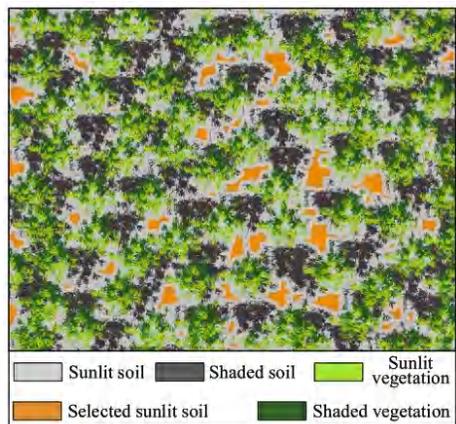
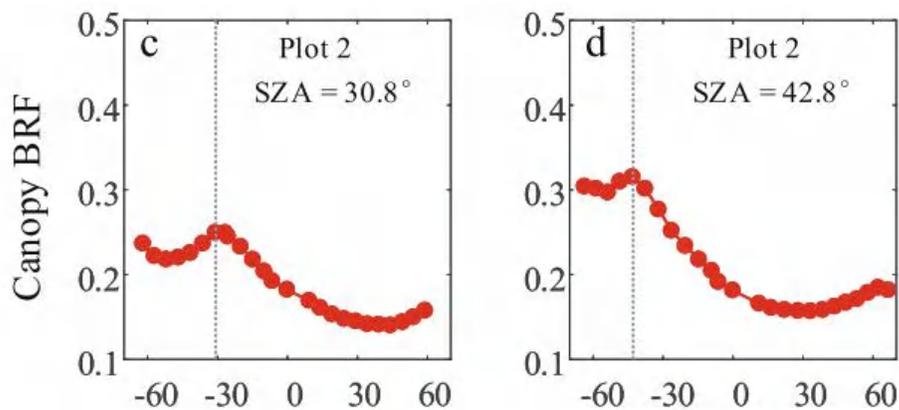
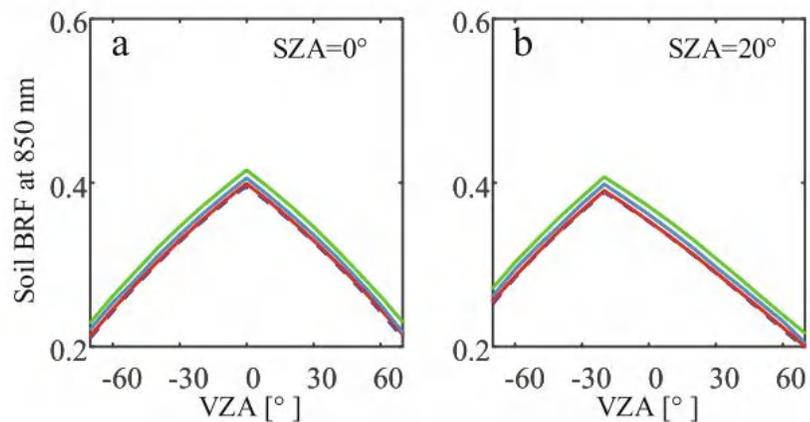
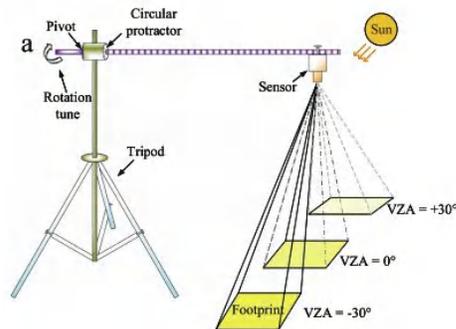
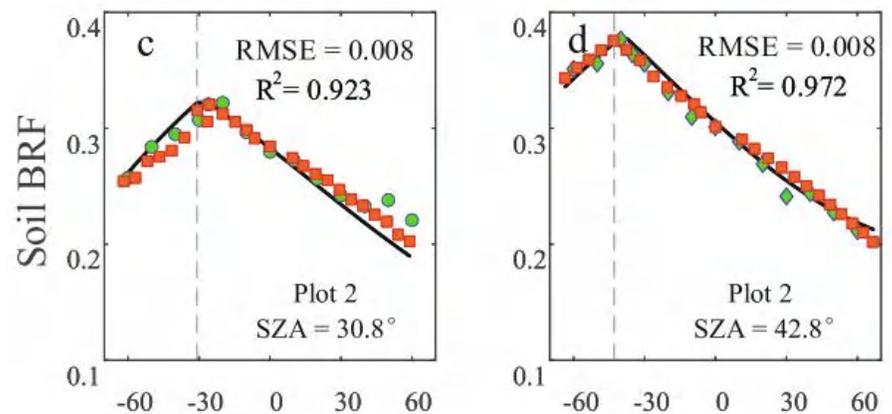
- 森林背景各向异性反射因子传统上由地面多角度观测架实测获得，观测范围很小，代表性差。
- 无人机可实现灵活便捷的多角度观测，适合森林样地尺度的冠层BRF与背景BRF的表征。
- 基于摄影测量方法，精确提取逐像元观测几何，同时准确提取同一地表范围内BRF值，获取冠层与背景各自BRF廓线。





厘米级无人机多光谱影像森林背景反射各向异性表征 (续)

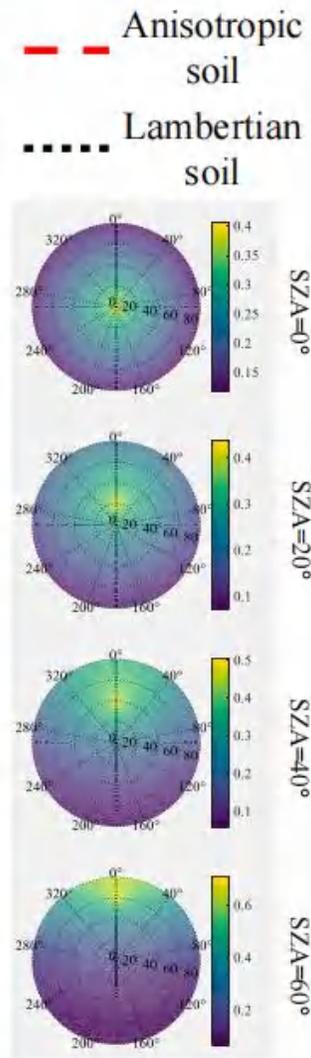
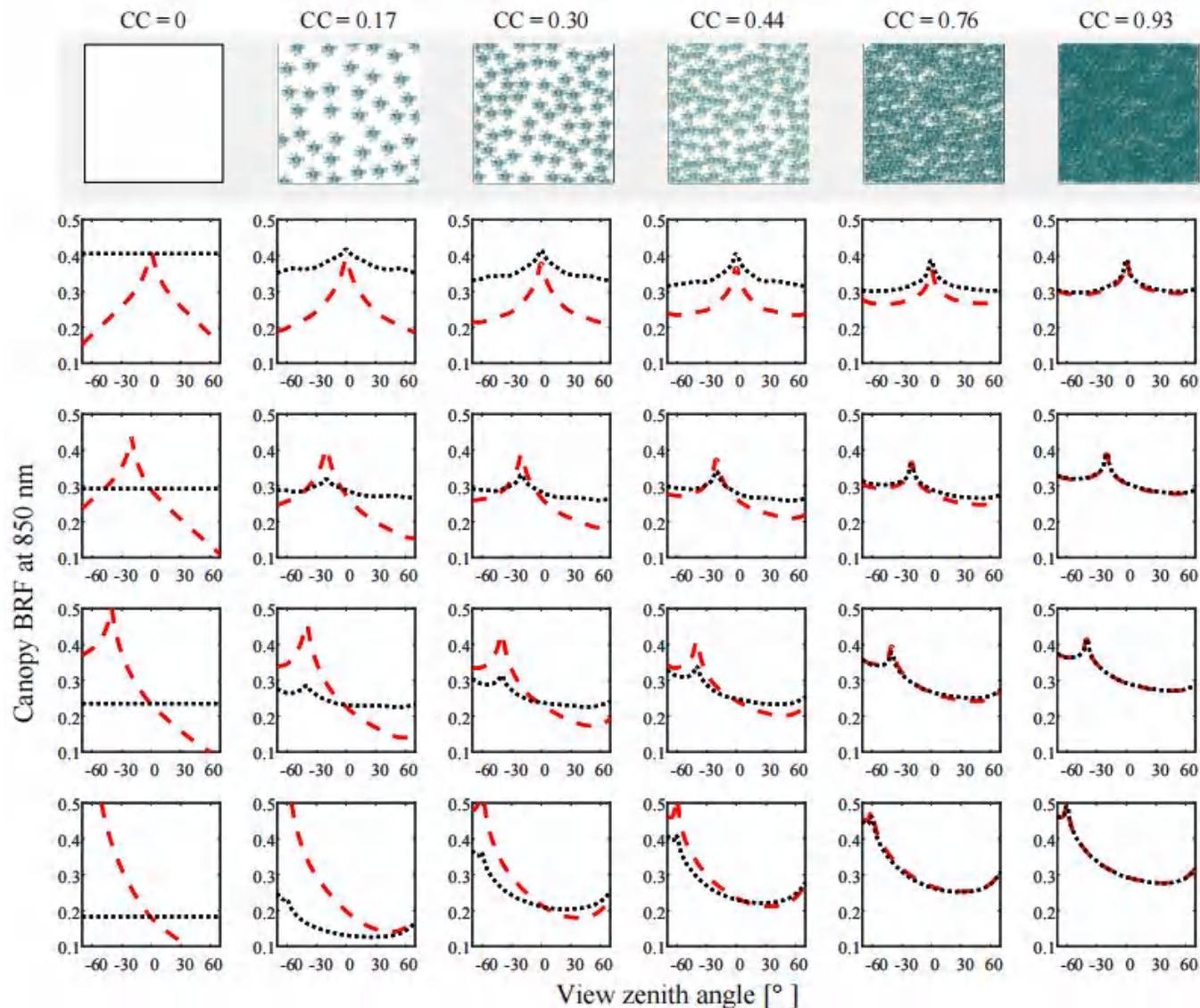
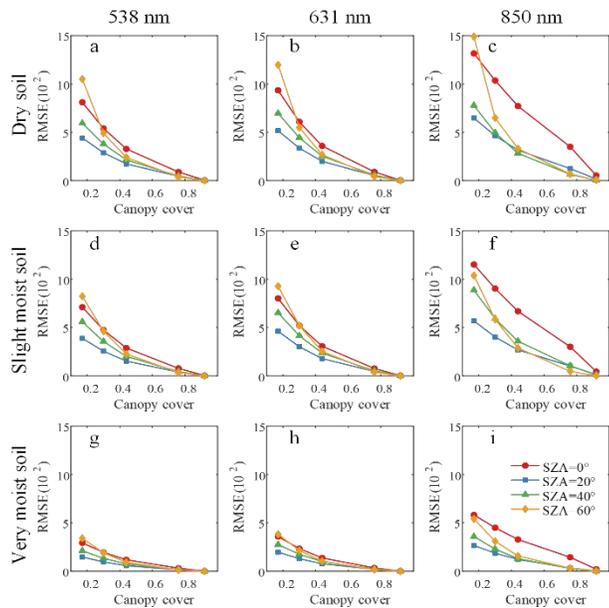
- 无人机获取的森林背景BRF与地面多角度测量值具有良好的一致性，冠层BRF廓线平滑且理论合理。
- 模拟“树木-土壤”间的多次散射对背景BRF的影响发现，所采样的光照背景BRF受该影响可忽略。





厘米级无人机多光谱影像森林背景反射各向异性表征 (续)

- 模拟发现，当森林冠层覆盖度大于0.5时，背景的各向异性反射对整个冠层的BRDF影响很小，此时可假定为朗伯背景。

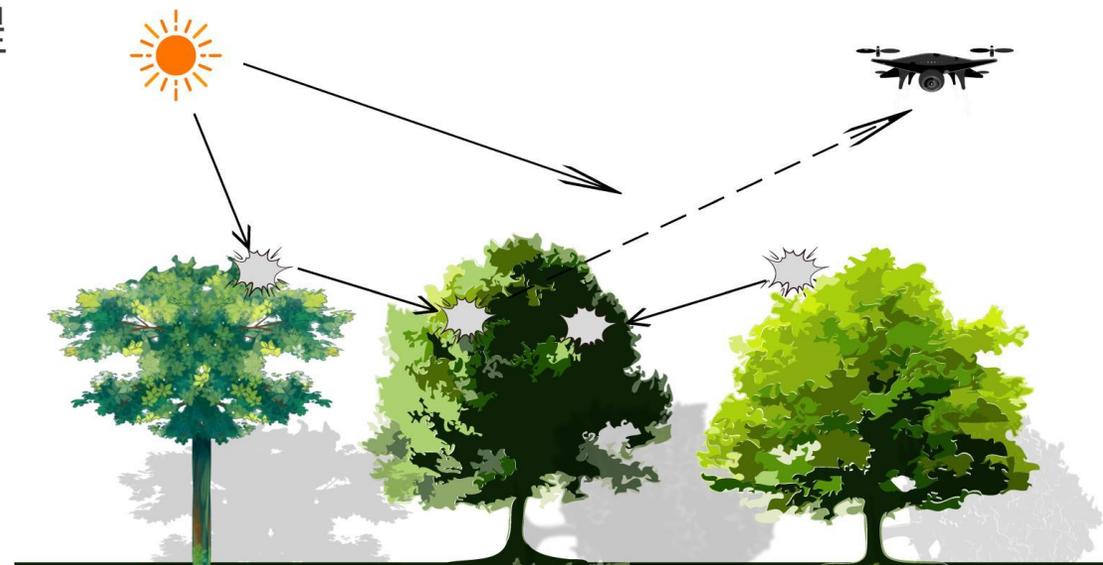




单木/子冠层尺度生理参数反演的理论难点

■ 冠层尺度解析物理模型理论上不适用于单木尺度或子冠层尺度（“三难”）

- ✓ 冠层尺度模型难以准确刻画光在单木中的辐射过程
 - 光子逸出、多次散射
- ✓ 解析模型难以充分刻画单木结构特性
 - 不规则树冠形状、叶片不满足泊松分布
- ✓ 单木尺度的强邻近效应难以精细量化
 - 相互遮挡、交叉散射



■ 三维辐射传输模型（RTM）有潜力用于单木反演，但反演的病态性尤为严重

- ✓ 三维RTM支持真实性的单株—冠层三维结构，准确刻画光在任意尺度的辐射过程
- ✓ 复杂结构强化了反演的病态性，且反演时需要额外考虑邻近效应问题



单木/子冠层尺度生理参数反演研究现状

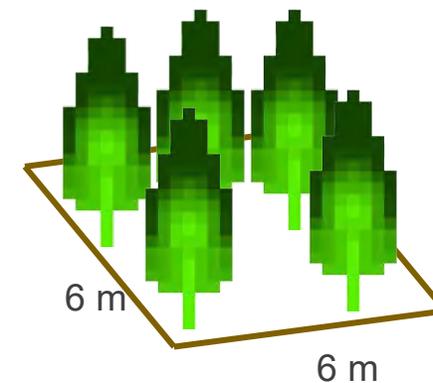
■ 强行应用一维RTM于光照树冠反射率进行反演 (Lin et al., 2019; Watt et al., 2023)

- ✓ 忽略单木内部异质性、忽略单木间交叉辐射、忽略叶片的空间不连续



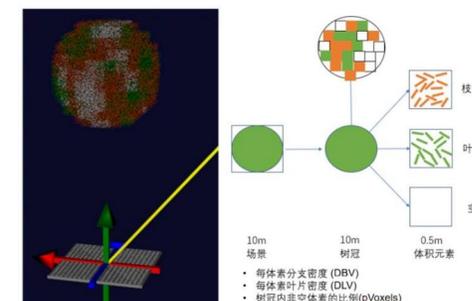
■ 基于三维RTM模拟各种典型林分场景高分影像，机器学习执行反演 (Malenovský et al., 2008)

- ✓ 场景代表性较差 (特定基准单木)
- ✓ 隐式考虑小范围内邻近交叉辐射 (6 m范围)
- ✓ 模型泛化性弱 (由4-7颗单木构建任意场景模拟训练数据)



■ 基于三维RTM模拟基准单木场景高分影像，机器学习反演 (Ferreira et al., 2018)

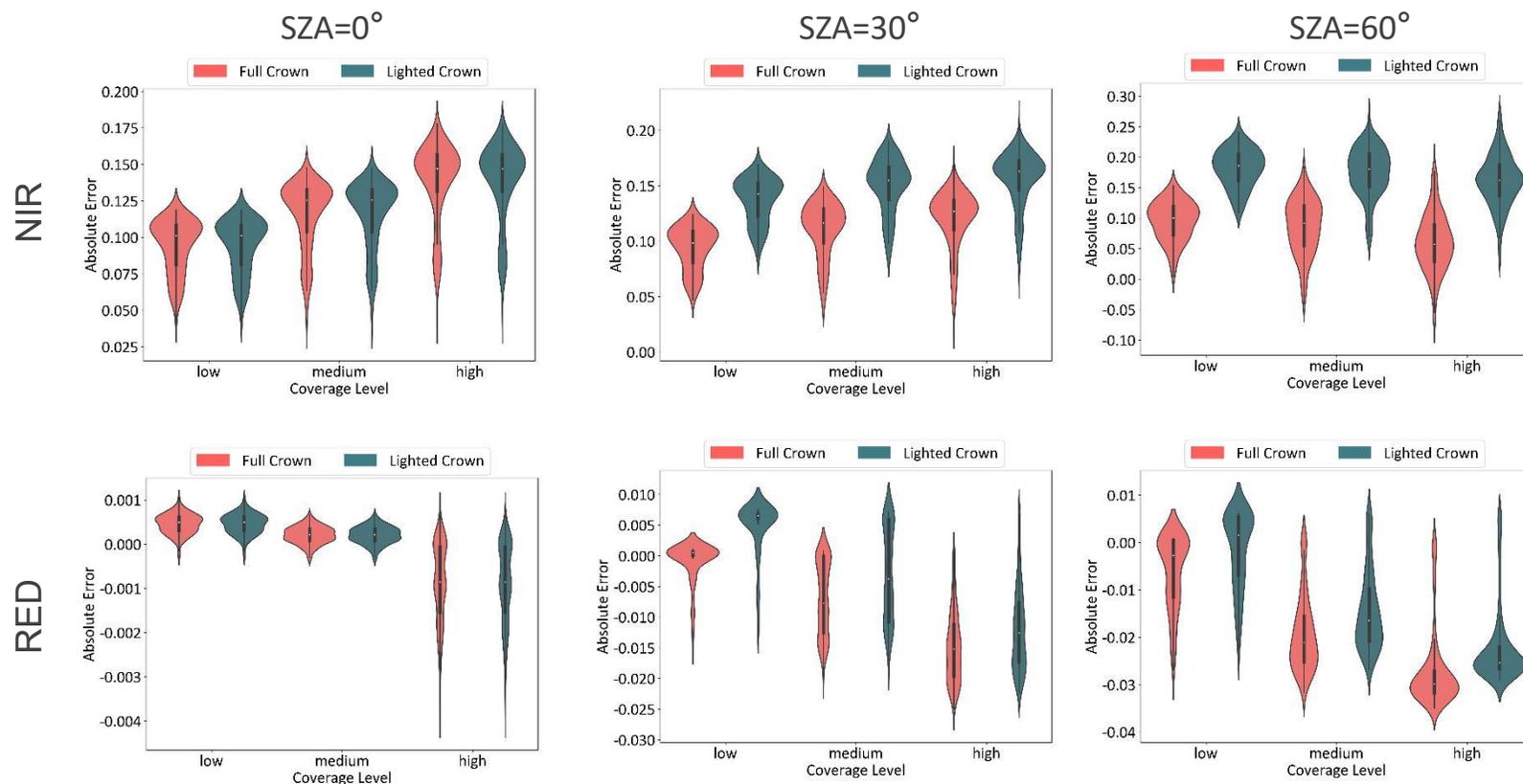
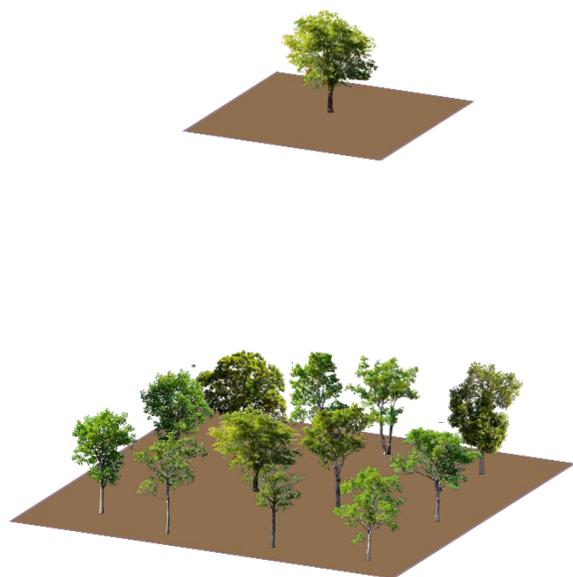
- ✓ 场景代表性较差 (单一尺寸球形树冠，但考虑树冠内部异质性)
- ✓ 忽略单木间交叉辐射 (场景中仅存在一颗单木)
- ✓ 缺乏使用超高分辨率数据提供的约束信息





邻近约束下的三维辐射传输模型反演单木生理参数

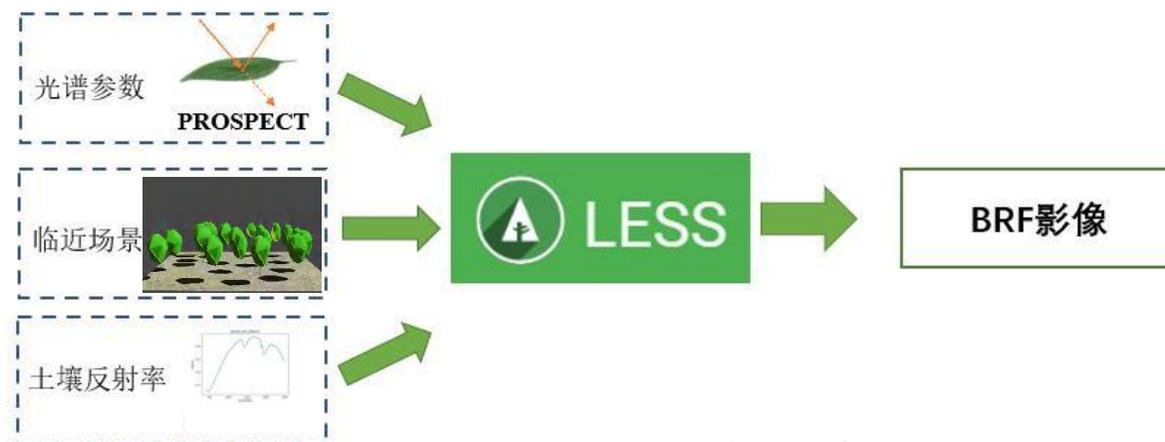
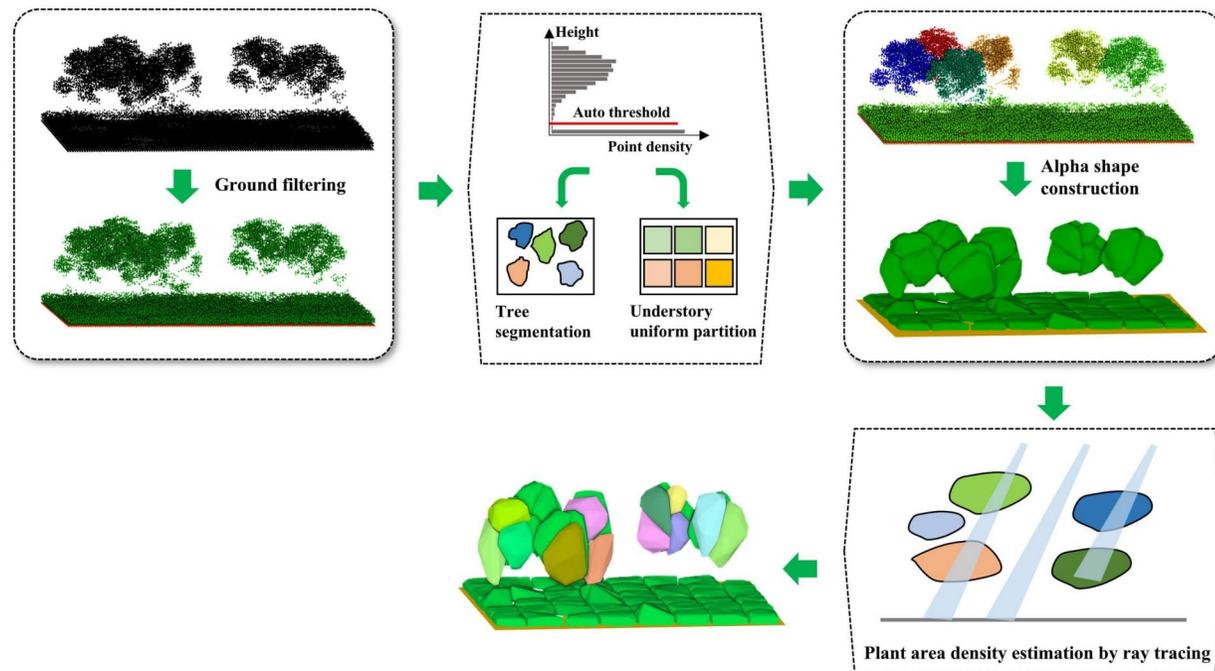
- 森林中单木并非独立存在，其受到邻近地物的遮挡与多次散射影响（邻近效应），即单木的BRF来源于其自身散射与邻近散射二者的耦合。
- 邻近效应的贡献有时甚至比自身反射的贡献量还大，因而单木参数反演时必须考虑邻近效应。





邻近约束下的三维辐射传输模型反演单木生理参数 (续)

- 基于摄影测量点云或激光雷达点云数据，获取逐个单木树冠包络，以待反演单木为中心，其邻域内多棵树共同构建三维简化场景。
- 调整待反演单木树冠内生理参数（叶面积体密度、叶绿素含量等），输入无人机获取的森林背景反射率，利用LESS构建大量训练样本，基于光谱角方法反演单木生理参数。

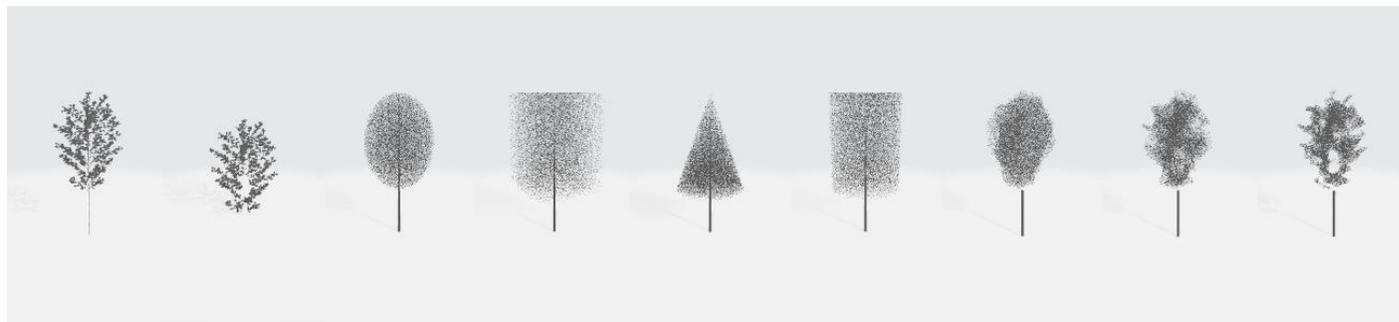


$$\theta_{M,E} = \cos^{-1} \left(\frac{\int_{\lambda_a}^{\lambda_b} M(\lambda) S(\lambda) d\lambda}{\left[\int_{\lambda_a}^{\lambda_b} M(\lambda)^2 d\lambda \right]^{\frac{1}{2}} \left[\int_{\lambda_a}^{\lambda_b} S(\lambda)^2 d\lambda \right]^{\frac{1}{2}}} \right)$$

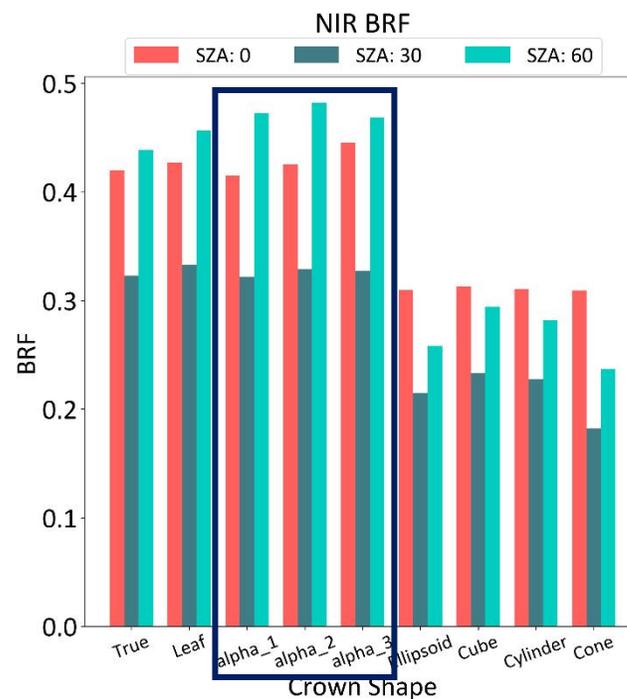
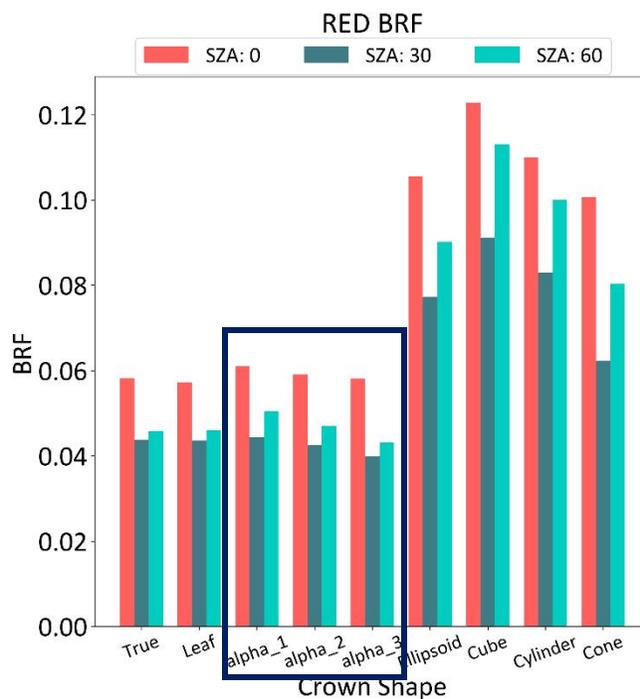
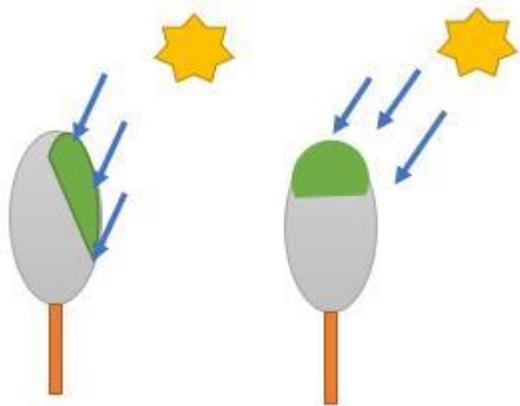


邻近约束下的三维辐射传输模型反演单木生理参数 (续)

■ 模拟分析不同类型的重建的简化单木树冠结构对单木BRF的影响, 发现采用alphashape包络既高效又能保证BRF的一致性。



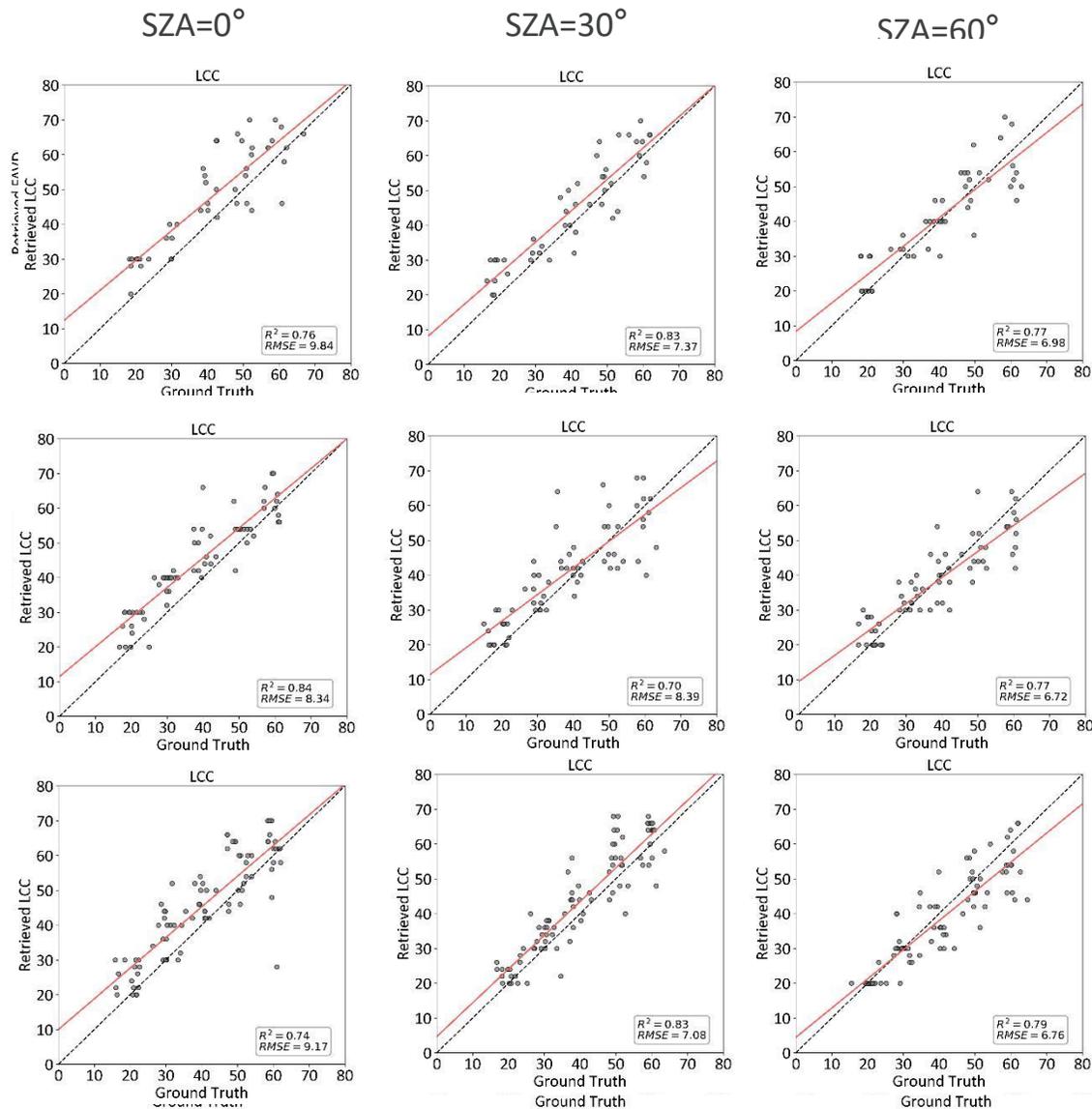
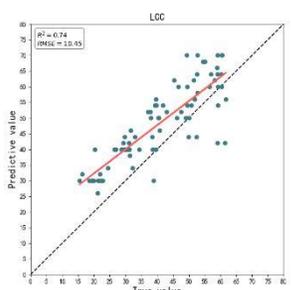
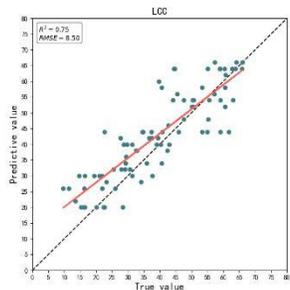
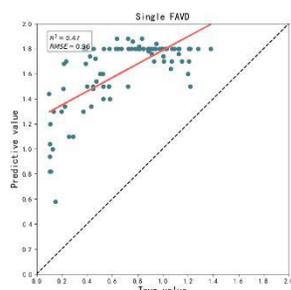
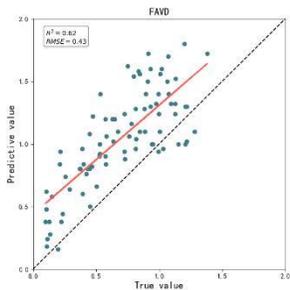
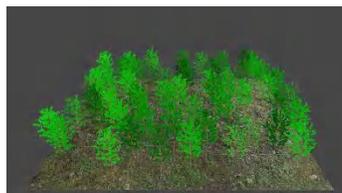
■ 光照树冠BRF具有更高的信噪比, 建议使用, 但模拟发现, 采用全树冠BRF仅有微小精度降低。





邻近约束下的三维辐射传输模型反演单木生理参数 (续)

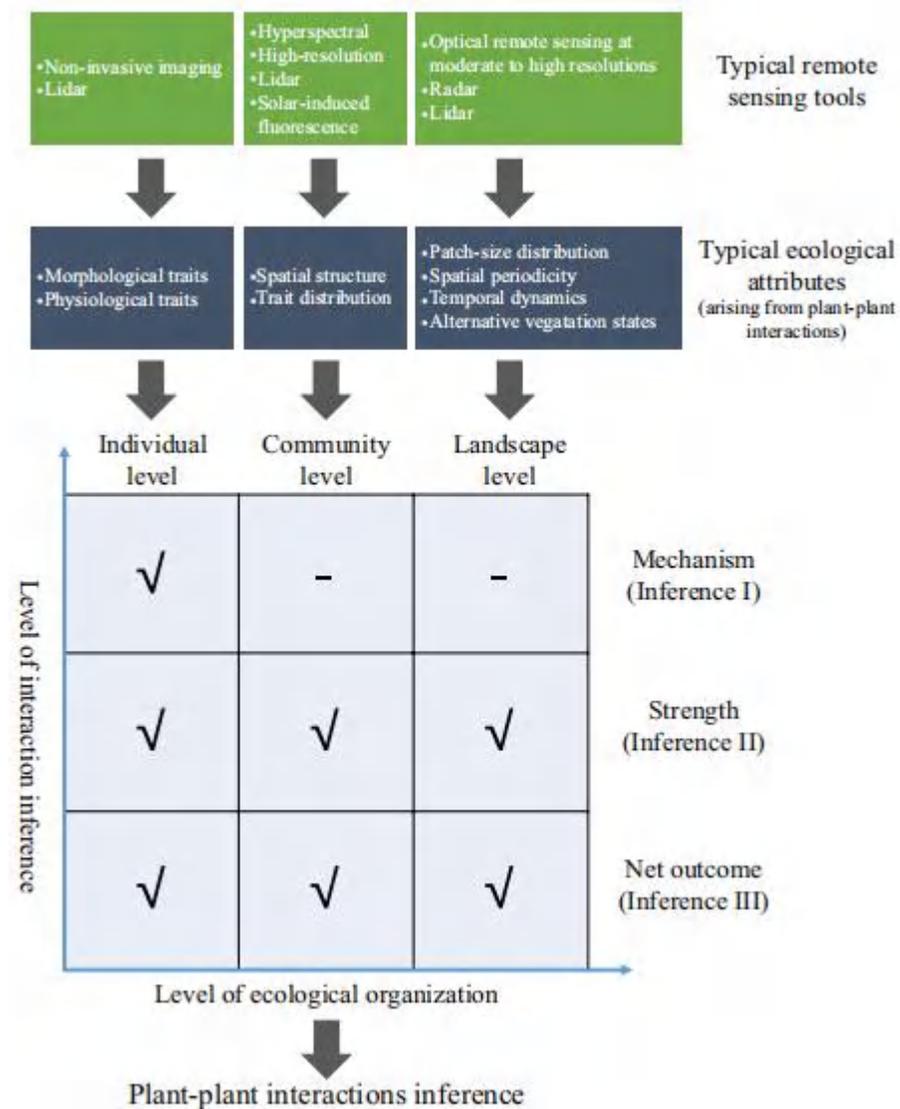
- 邻近约束下的单木叶面积体密度与叶绿素含量反演在不同株密度、不同太阳几何下，均具有较高反演精度。
- 相对于无约束单木反演，FAVD精度有显著提高，LCC精度有较少提高。





总结与展望

- 无人机遥感推动了小样方（群落）和单株尺度植被生理生态研究。
- 在冠层与单株尺度参数估算中，基于物理模型的方法以及精准适用于无人机的方法并不多见。
- 充分认识无人机数据特点并充分挖掘其优势，开展超高分辨率参数反演新范式的探究，是未来无人机定量遥感的研究重点。





北京林业大学



北京师范大学
BEIJING NORMAL UNIVERSITY

INRAE
la science pour la vie, l'humain, la terre

谢谢 您的关注!

感谢以下老师的指导与支持：阎广建、穆西晗、黄华国、张吴明、漆建波、胡容海、闫凯、宋婉娟、倪文俭、Frederic BARET、Jan PISEK、Francesco CHIANUCCI、Craig MCFARLANE 等