

宇宙ライダーと
多方向観測イメージャを用いた
全球高精度森林バイオマス推定

2025年2月

千葉大学大学院融合理工学府
地球環境科学専攻リモートセンシングコース

三橋 怜

(千葉大学審査学位論文)

宇宙ライダーと
多方向観測イメージャを用いた
全球高精度森林バイオマス推定

2025年2月

千葉大学大学院融合理工学府
地球環境科学専攻リモートセンシングコース

三橋 怜

要旨

現在問題になっている気候変動を予測するための気候モデルについて、炭素循環の理解不足が不確実性の要因となっており、特に全球にわたる陸域森林バイオマス (AGB) の変化の把握が課題となっている。全球にわたる AGB 推定は様々な機関や研究により実施されてきているが、時系列変化が追える AGB マップは現在存在しない。このような課題に対し、本論文では空間的に離散的な観測である一方高 AGB も信号飽和せず観測できる宇宙ライダーを、光学センサの多方向観測により面的な森林体積に関係がある指数(PVI)を観測できる GCOM-C/SGLI の教師データとして複合利用し時系列な高精度 AGB マップの作製を目的とする。本論文は全5章で構成される。1章には前述の研究に関する全体的な背景や目的について記載する。2章に教師データとして現在運用されている宇宙ライダー-GEDI の AGB 推定値が適用できるかを現地調査や国内外の航空機ライダーを用いた評価の結果を示す。特に GEDI の観測データには観測座標や波形解析の不確実性が存在するため、シミュレータを用いた観測座標補正や深層学習を用いた波形解析手法の開発を行った。3章では既存の GCOM-C/SGLI の AGB アルゴリズムに使用する既存の全球土地被覆の改良や PVI を観測値ではなく kernel-driven BRDF モデルを用いて仮想的な観測条件による推定値で導出した値で導出した場合の効果を検証した。4章では2章および3章を踏まえて作成した全球 AGB マップの評価をベンチマークとして海外の宇宙機関である ESA が公開している全球 AGB マップと比較しながら実施した。また今後計画されている日本初の地球観測ライダーミッション (MOLI) による長期的な時系列 AGB マップの構想や将来の展望についても述べる。これらの結果を踏まえ5章にて総合的な結論としてまとめた。

目次

1. 序論.....	6
1.1. 研究の背景.....	6
1.1.1. 気候システムの理解.....	6
1.1.2. 炭素循環の不確実性と陸域生態系.....	7
1.1.3. 衛星リモートセンシングによる陸域バイオマスの全球観測.....	12
1.1.4. 宇宙ライダーによる全球陸域バイオマスの観測.....	13
1.1.5. GCOM-Cによる多方向反射率による全球陸域観測.....	16
1.2. 研究の目的.....	18
1.2.1. 本研究の着眼点.....	18
1.2.2. 先行研究の経緯.....	22
1.3. 本論文の構成.....	24
2. 宇宙ライダー観測データの GCOM-C/AGB マップへの教師データ適用可能性の評価	26
2.1. カラマツ林（八ヶ岳）における宇宙ライダー観測座標補正と RTK-rover を用いた現地調査による検証.....	26
2.1.1. はじめに.....	26
2.1.2. データと手法.....	28
2.1.3. 結果.....	35
2.1.4. 考察.....	40
2.2. 宇宙ライダー観測波形からの正確な地面標高推定手法の開発と日本国内による AGB 推定精度向上効果.....	41
2.2.1. はじめに.....	41

2.2.2.	データと手法.....	43
2.2.3.	結果.....	47
2.2.4.	考察.....	57
2.3.	開発した地面標高推定手法の熱帯林における適用可能性の評価.....	59
2.3.1.	はじめに.....	59
2.3.2.	データと手法.....	60
2.3.3.	結果.....	61
2.3.4.	考察.....	65
2.4.	2章のまとめ.....	66
3.	GCOM-C/SGLI 観測による AGB マップ作製の改良検討.....	67
3.1.	AGB 推定に特化した土地被覆分類（階層的な土地被覆分類）による AGB 推定能力向上の評価.....	67
3.1.1.	はじめに.....	67
3.1.2.	データと手法.....	68
3.1.3.	結果.....	77
3.1.4.	考察.....	85
3.2.	Kernel-driven BRDF model で計算される仮想観測条件による反射率を用いた AGB 推定能力向上の評価.....	87
3.2.1.	はじめに.....	87
3.2.2.	データと手法.....	88
3.2.3.	結果.....	93
3.2.4.	考察.....	99
3.3.	3章のまとめ.....	100

4. 宇宙ライダーと GCOM-C/SGLI にて作成した全球時系列 AGB マップの評価 ...	101
4.1. はじめに	101
4.2. データと手法	102
4.2.1. ESA CCI Biomass について	102
4.2.2. 検証データ	103
4.3. 結果.....	105
4.3.1. 2019 年の GEDI AGB との比較	105
4.3.2. 中分解衛星用の AGB 検証点との比較	114
4.4. 考察.....	115
4.5. 今後の展望.....	116
5. 結論	117
6. 参考文献.....	119
7. 謝辞.....	139

1. 序論

1.1. 研究の背景

1.1.1. 気候システムの理解

地球温暖化をはじめとする気候変動は、地球規模の水循環や生態系・生物多様性、農業生産など、多岐にわたる領域に直接的な影響を及ぼしている。また、大型台風や局地的豪雨などの極端気象現象の頻度が増加すると、防災・減災に関する社会システムの設計や対策にも大きな影響を与えうる重大な課題である。2021年に公開された気候変動に関する政府間パネル第6次評価報告書(IPCC AR6)によれば、1850~1900年の世界平均気温に対し2010~2019年の平均気温は 0.95°C ~ 1.20°C の予測幅で上昇したと報告された[1]。将来の気候変動予測には、陸地、大気および海域を通じて生じる現象を物理法則に従って定式化する気候モデルが使用される。例えば2021年にノーベル物理学賞を受賞した日本出身の真鍋叔郎博士の気候モデルの研究[2]では大気中の二酸化炭素(CO_2)の影響について地表と対流圏の緊密な対流結合を考慮し現実の大気の気温分布を再現した気候モデルを開発し[3]、また CO_2 の増加が気候に与える影響を明らかにした[4]。現在は世界の複数の研究機関によって開発された気候モデルの開発を行っており、日本においては東京大学/国立環境研究所(NIES)/海洋研究開発機構(JAMSTEC)が開発した Model for Interdisciplinary Research on Climate (MIROC)[5,6]や気象庁気象研究所が開発した The Meteorological Research Institute - Earth System Model (MRI-ESM)[7]が存在する。これらの気候モデル含め、モデルごとに物理現象の再現手法が異なるため将来気温予測等もモデルごとに結果が異なる。例えば気候モデルごとに異なる将来予測結果を相互に比較し、モデルの不確実性を把握する取り組みである国際的な結合モデル相互比較計画(CMIP)において、将来気温の予測が気候モデルごとに異なる結果となり不確実性が存在するという報告がある[8,9]。この結果はIPCC AR6でも図1.1で報告されており、気候モデルごとに温暖化の度合いにばらつきがあることが確認できる。

異なる機関・異なるモデルによって算出された予測結果は、決して小さくない差異をもつが、モデル間の結果の違いを比較検証することで、予測結果の不確実性を評価し、各モデルのプロセスを改良するため研究が進められている。現在気候モデルにおける将来の気候予測の不確実性が生じる原因として放射強制力を決定するエアロゾルや雲微物理プロセスの寄与や炭素循環の多様なプロセスと複雑な相互作用が十分に解明されてい

ない[10–12]ことが大きな不確定要素となっていることが一因である。本研究ではこの炭素循環に注目した。

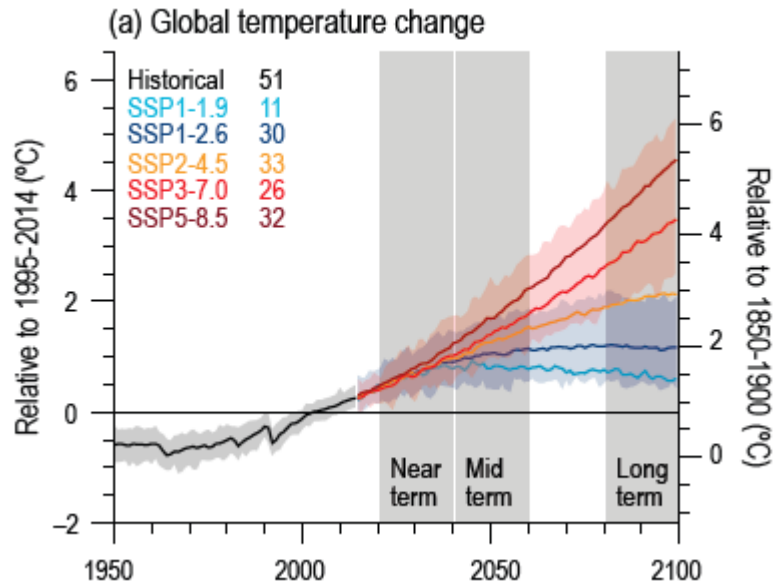


図 1.1 CMIP6 の過去のシミュレーションとシナリオシミュレーションから得られた地球規模の気候変動の指標. 1995～2014 年平均（左軸）及び 1850～1900 年平均（右軸）に対する世界の地表面気温の変化.

曲線は CMIP6 シミュレーションの平均値, SSP1-2.6 と SSP3-7.0 の曲線周りの網掛けは 5-95% の範囲, 上部付近の数字は使用したモデルシミュレーションの数を示す ([13] Figure.4.1 より引用).

1.1.2. 炭素循環の不確実性と陸域生態系

炭素循環とは、大気・陸域生態系・海洋などの各領域間で炭素が移動するプロセスの総称である。例えば陸上の植物は光合成によって大気中の CO_2 を吸収し成長する一方で、呼吸や土壌分解により CO_2 を大気に戻す。また、海洋では表層で CO_2 が溶解・放出され、海洋循環によって深層へ運ばれるプロセスが存在する。こうした炭素の吸収・放出バランスは、気温や海洋の pH・循環様式、生物群集の活動、生態系の攪乱（森林火災、土地利用変化など）に大きく依存しており、温暖化によってこれらのプロセスが変化すると、更なる気温上昇につながる「フィードバック効果」が生じる可能性がある。例えば一時的な気候応答であり、具体的について CO_2 濃度を 2 倍にしたときに短期間でどれだけ気温

が上昇するかを示す指数である Transient Climate Response (TRC)の不確実性の約 40%が炭素循環の不確実性によって占められていると報告されており[14], 過去の気候観測データと現在の大気中の CO₂濃度の観測を使用することでモデルの予測能力を校正し, 将来の気温変化の予測精度を高めることも提案されている[15].

気候変動予測のための気候モデルの信頼性を高める上で, 大気中の CO₂をはじめとする温室効果ガスの濃度や, 陸上および海洋表層における温室効果ガスの収支を実測し, 気候モデルが現状の気候をどの程度再現できるかを検証することが必要不可欠である. 近年では, 重要な温室効果ガス (CO₂やメタン) の収支を地球規模での多種多様な観測に基づき総合的に評価する試みが, Global Carbon Project (GCP) などの国際プロジェクトによって推進され, その知見の集積は, Global Carbon Budget (<http://www.globalcarbonproject.org/carbonbudget/>) および Global Carbon Budget Archive (<http://www.globalcarbonproject.org/carbonbudget/archive.htm>)として公開され, 近年の IPCC 評価報告書に重要な科学的根拠を与える論文や資料として参照されている.

地球温暖化に最も重要な影響を及ぼす温室効果ガスである CO₂を例に挙げると, 地球の地圏・水圏・大気圏・生物圏の間で交換される炭素循環を地球規模で評価する方法には, いわゆるトップダウン的手法と, ボトムアップ的手法と呼ばれる方法がある. トップダウン的手法は, 地上および衛星から得られる観測データを用い, 観測された大気中 CO₂濃度の時間・空間的な分布を再現するために, 地表面のどの場所でどれだけ CO₂が吸収・放出されていたかを逆推定する計算を行い[16,17], 大気輸送の過程を介して陸域や海洋の炭素放出量・吸収量を推定する方法である. 具体的には, 観測された CO₂濃度分布を大気輸送モデルに導入し, どの地域からどの程度の CO₂が排出・吸収されているかを空間的に算出することで, 全球規模での炭素循環を評価できる利点がある[18]. この手法では輸送モデルの精度や観測ネットワークの空間的カバー率の不足による不確実性が課題となる[19]. 近年では陸域の観測ステーション[20,21], 船舶[22]や海洋上に対しての LIDAR 技術[23], 航空機[24,25], さらに温室効果ガス観測衛星である OCO 2 [26]や GOSAT[27]をなど複数の観測プラットフォームを組み合わせることで[28], 地域スケールから全球スケールまで, より高い空間・時間分解能で炭素フラックスを把握する試みが進められている. この一連の流れに基づいて地球上での炭素の収支の分布を求める手法が, 地球規模炭素循環の把握におけるトップダウン的手法である.

一方, ボトムアップ的手法とは温室効果ガスの排出源を細分化し, エネルギー, 産業, 農業, 廃棄物などの各セクターの活動 (化石燃料の燃焼量, 肥料使用量, 家畜数など) ごとに排出量を積み上げて集計する方法である. 具体的には, 各地域や産業部門での燃料消費量や生産データなどの活動統計をもとに, セクター別の排出係数を掛け合わせるこ

とで排出量を推定する。これらの排出係数は国際機関や研究機関による実測や文献調査をベースに策定されており，統一的なガイドラインとして IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change)が提示する「2006年 IPCC 排出インベントリガイドライン」やその改訂版が広く活用されている[29]。また世界各地の森林や草原，農耕地など，主要な生態系には観測タワーが設置され，炭素収支の直接観測が行われている。現在，このような観測サイトは FLUXNET として世界に 650 地点以上存在している[30]。これらの地点で得られた各地の炭素収支データを活用して，陸域生態系の炭素循環を計算するプロセスモデルを検証・改良するとともに，気象データや衛星観測から得られる植生指数やフェノロジーといった植生情報を組み合わせることで，図 1.2 に示すように観測点から大陸・全球規模へと拡張して炭素収支分布を推定している。ここで，陸域生態系のプロセスモデルを検証・改良する上で特に森林バイオマス (AGB) とその変化を全球規模で観測したデータが重要な役割を果たすが，熱帯地域の森林バイオマスに関するデータが不足していることが指摘されており，今後の観測システムでは，特に熱帯雨林地域の観測を強化することが求められている[31]。

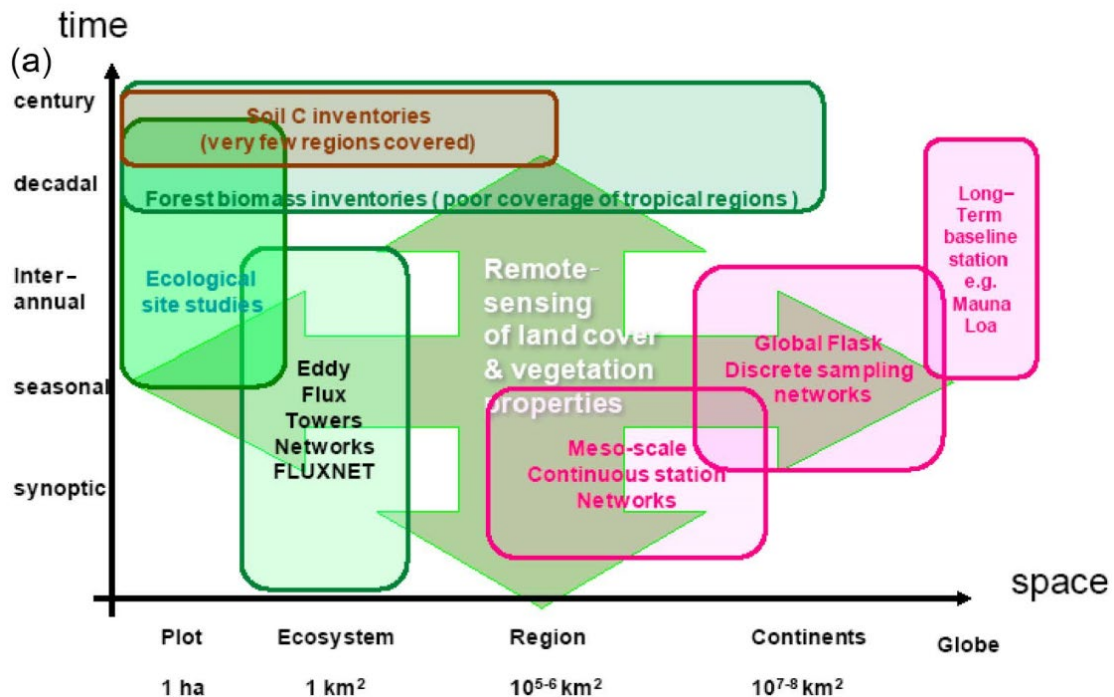


図 1.2 時間と空間のスケールにわたる炭素フラックス観測を統合するための現状と将来的なニーズ。本図は炭素フラックスの空間的・時間的な複雑さを強調し，現在の観測システムでは十分に捉えきれていない部分があることを示唆している（[31]Figure.1 より引用）。

トップダウン的手法・ボトムアップ的手法のいずれも、この数年の間に観測データが整備され、観測に基づく炭素収支評価における不確実性の議論が可能となってきた。トップダウン的手法では、特に航空機や衛星観測の発展により大気中の二酸化炭素濃度の観測頻度が飛躍的に高まり、時間・空間の分解能が大幅に向上している。一方ボトムアップ的手法では、これまで観測データが限られていたアジア、アフリカ、南米などの陸域や世界の海域でも、データの収集・整備が進展し、複数のモデルを比較・検証することで不確実性を低減する研究が進められている。

しかし、地球規模の炭素循環の時間・空間分布をトップダウン的手法とボトムアップ的手法で推定して、地域ごとに両者を比較すると、地域によっては両者の間に大きな差異がみられるのが現状である[32]。最近の研究でも GOSAT が測定する全球スケールの大気 CO₂濃度や地上観測ネットワーク、機械学習を利用した研究でも北半球中高緯度域ではトップダウンアプローチ、ボトムアップアプローチそれぞれの CO₂吸収・排出量に整合性が認められたものの図 1.3 に示す通り熱帯域においてこれら 2 つの推定に乖離があることが確認された。この乖離の原因として、主に調査が困難な熱帯林の AGB のデータ不足に起因すると考えられている[33]。AGB は樹木の乾燥重量として[t/ha]の単位で記載され、そのうち炭素含有量は約半分である[34]。

今後は、トップダウンとボトムアップの手法を組み合わせ、全球規模や地域別に詳細な比較・検証を進めることで、観測誤差の幅を見極めながら全球の CO₂動態を正確に把握し、気候変動にともなう炭素循環の変化を捉える研究が求められている。たとえば地球温暖化にともない、シベリアなど高緯度帯の森林では、光合成に適した温暖期が延びることで二酸化炭素の吸収が増え、結果として AGB が増加するのか、あるいは高温化や乾燥化による森林火災の頻度上昇などが原因で AGB の増加がある程度抑制されるのかは、気候変化にともなう陸域生態系の応答を予測する上で重要な論点である。また、陸上で特に大きな炭素蓄積を持つ熱帯林の炭素収支は、森林伐採の問題だけでなく、全球水循環(降水パターン)の影響を大きく受けるため、将来の気候条件下で炭素収支や AGB の分布がどのように変化するかを正確に把握・監視する手法が求められている。こうした背景のもと、トップダウン・ボトムアップのアプローチを比較検証し、双方の精度を高めることによって、気候変動緩和策としての排出削減目標の設定に科学的根拠を与え、適応策の基盤となる気候変化の予測精度を向上させることが可能になると考えられる。

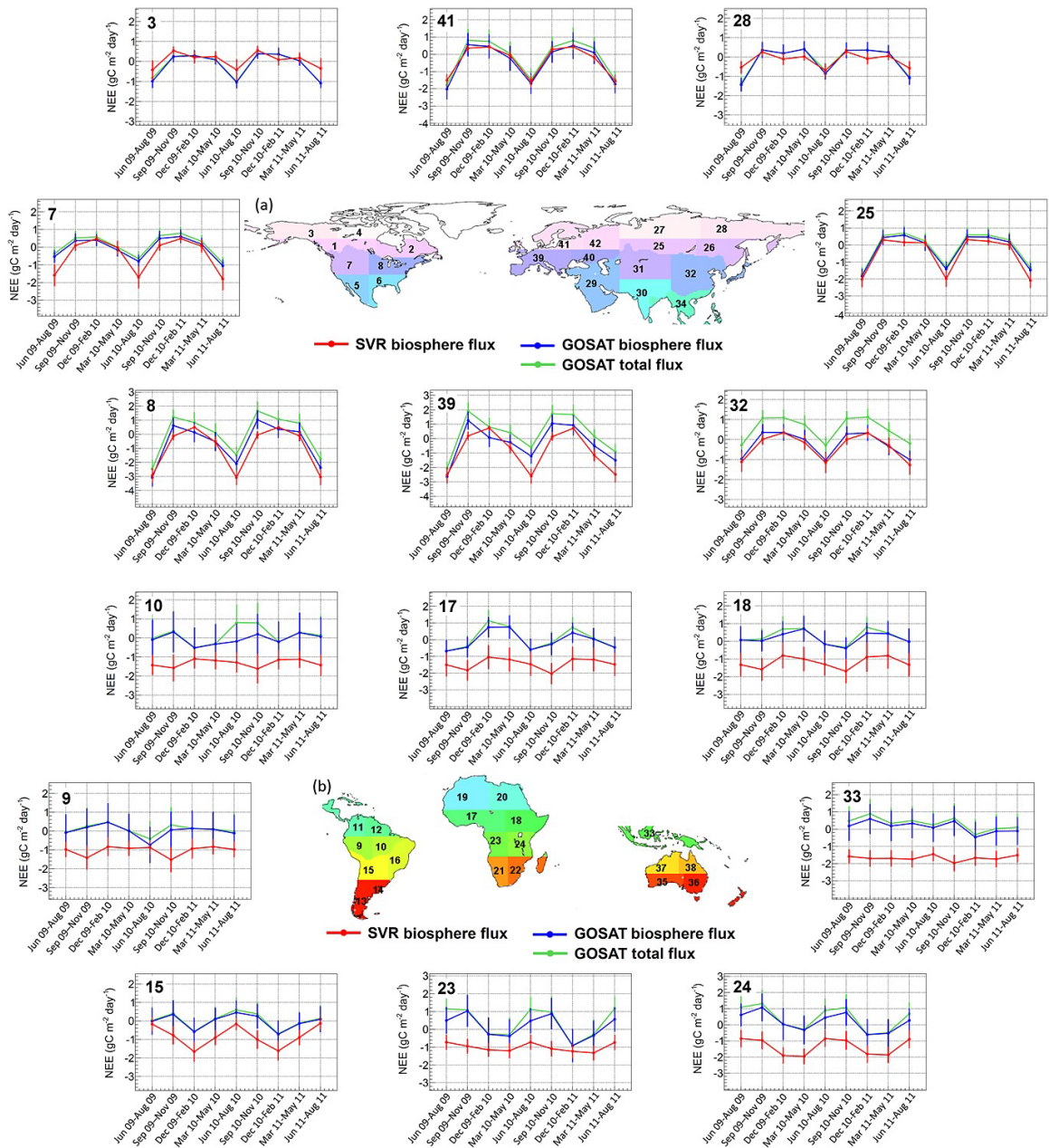


図 1.3 地上観測ネットワーク (赤), GOSAT 衛星 (青) による CO₂吸収排出推定量の季節変動. (b)の赤道～南半球における地上観測ネットワークによる推定では, 解析期間中常に CO₂吸収を示し, GOSAT 衛星と異なる変動を示す([33] Figure.4 より引用)

1.1.3. 衛星リモートセンシングによる陸域バイオマスの全球観測

前節 1.1.2 で述べた通り、全球における AGB のデータが不足している一方で、Global Climate Observing System (GCOS) の報告にて AGB は地球上の炭素貯蔵と交換において重要な役割を担うことから、気候変動観測に不可欠な気候変数として認識されている [35]. AGB の測定において、もっとも基本的かつ信頼性の高い評価方法として伐採・乾燥重量で直接測定する手法がある。この方法は正確性の高い一方で実際に伐採を行うため広範囲に実施するには多大な労力・コストがかかり、調査できる範囲が限定的となる。そのため、日本国内では過去の伐採・乾燥重量計測の研究 [36,37] で得られた樹種ごとのパラメータ (容積密度, バイオマス拡大係数) を樹高・胸高直径から得られる材積 [38] と掛け合わせることで AGB を計測し、Tier 2 相当の温室効果ガスインベントリの算定値として適用されており [39], 海外でも同様な手法で地上調査による AGB 計測が行われている [40-43]. 近年では Terrestrial Laser Scanning (TLS) を用いた正確な材積算定による地上調査 [44] やドローン [45] 及び Airborne Laser Scanning (ALS) [46,47] による樹高計測に準ずる AGB 計測など数多く実施されているが、密林へのアクセスの難しさ、破壊的な伐採なしで AGB を直接測定することの困難さ、森林と土地利用の絶え間ない変化など、複数の要因により全球的に限定的にしか存在しない [48,49]. このような背景から衛星による広域リモートセンシングによる AGB 推定の研究が実施されてきた。表 1.1 に代表的な各地球観測センサによる AGB 観測に関する比較をまとめた。

光学センサについて、MODIS を代表とする低分解能光学センサによるアメリカ [50] およびインドネシアの Lore Lindu 国立公園における AGB 推定 [51] や、中分解能センサである Landsat についても機械学習の一種であるランダムフォレストを用いたウガンダの AGB 推定 [52] や、空間解像度 10m の ALOS AVNIR-2 のテクスチャ情報を用いた AGB 推定の研究 [53] がある。商用の高分解能光学センサを用いて限定的な範囲で単木レベルでの AGB 推定についての報告 [54] があるが、全球レベルでの AGB 推定にはコストの観点も含め現実的ではないと考える。

合成開口レーダ (Synthetic Aperture Radar; SAR) を用いた AGB の推定は、天候や光条件に左右されないため、AGB の継続的な観測や広範囲にわたるモニタリングが可能と考えられる。特に、長波長の L バンド (15~30 cm) を使用した SAR データは、AGB の推定に非常に適しており、約 150t/ha までのバイオマス変動に敏感であることが示されている [55]. 更に P バンド (30~100 cm) では約 300 t/ha 程度の AGB でも後方散乱の信号が飽和せず推定可能とされている [56]. 一方で国際電気通信連合 (ITU) の規制により、P バンド SAR ミッションはアメリカ国防総省の宇宙物体追跡レーダー (SOTR) の視

界内では運用が制限されている。そのため、打ち上げ予定である ESA の P バンド SAR ミッションである BIOMASS は北アメリカ大陸およびヨーロッパでは BIOMASS 衛星による観測が行えないという制約が存在する[57].

他にも受動マイクロ波センサによる土壌水分や植生指標を推定し森林バイオマスを推定する研究が実施されており、例として SAR と AMSR-E を組み合わせたバイオマス測定や[58], AMSR-E および AMSR2 のデータを使用して地球規模の環境データセットを構築した研究[59]が実施されている。受動マイクロ波センサは植生の水分ストレスや季節変化の観測に適している一方で空間分解能が約 25~50 km 程度と非常に荒く、この範囲の AGB を均一性も含めて検証する手法が困難である問題がある。

表 1.1 AGB 推定における各地球観測センサの比較([60]を参照)

センサ	観測値	長所	短所	主なミッション
光学センサ	各波長の反射率	時間的・空間的に連続して取得可能 多くは無償で利用可能	高 AGB にて信号が飽和	Landsat MODIS Sentinel-2
SAR	後方散乱係数	低 AGB で正確な面的推定可能	L バンド SAR は高 AGB で信号飽和、地形の影響を大きく受ける	Sentinel-1 ALOS/PALSAR シリーズ
LIDAR	レーザ散乱波形	地球観測センサで現在最も正確に AGB 推定が可能	空間的に離散的な観測	ICESat/GLAS GEDI MOLI

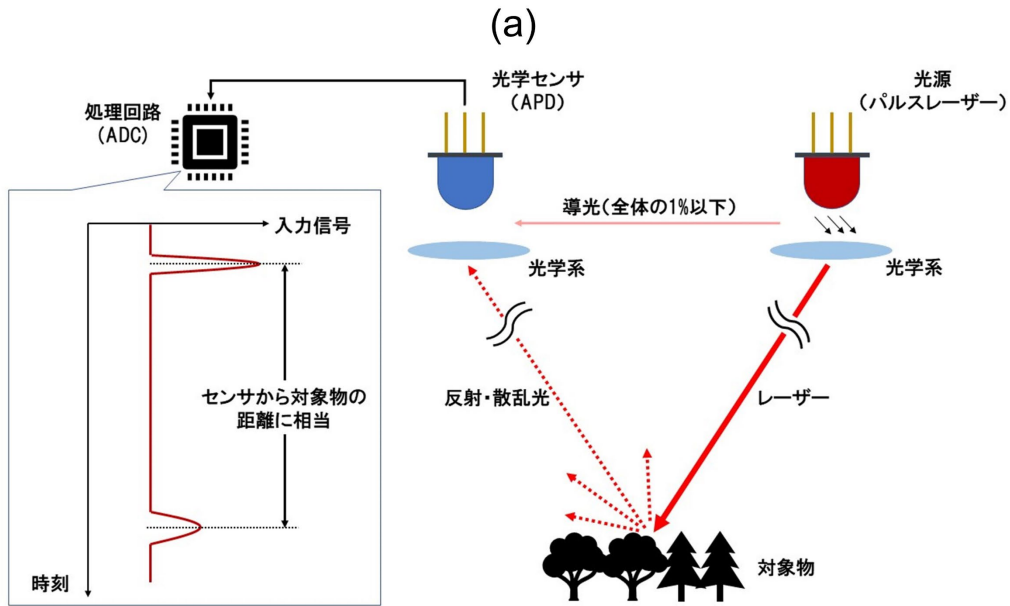
1.1.4. 宇宙ライダーによる全球陸域バイオマスの観測

近年新たな技術である LIDAR (Light Detection and Ranging) を用いた衛星リモートセンシング技術が注目され、森林の構造を正確に測定し、AGB 推定において他の手法に比べ非常に高い精度であることが確認されている。宇宙ライダーの観測原理の概要を図 1.4 に示す。宇宙ライダーは衛星からパルスレーザを照射し、森林や地面など構造物によりレーザ光が散乱され、散乱光が再び衛星の受信光学系にて集光されるまでの Time of Flight(TOF)および時間方向における受信強度を計測する。宇宙機の対地速度や宇宙から有効な SNR の信号を得るために必要な高出力レーザの出力や繰返し周波数の限界、および国際電気標準会議(IEC)が定めるレーザのアイセーフティの観点から現在までの宇

宙ライダーが地表に照射するレーザーのフットプリントは ϕ 数 10m の範囲となっている。

陸域を対象とした最初の宇宙ライダーミッションとして、2003 年から 2009 年にかけて観測された NASA の衛星ライダーICESat/GLAS が挙げられる。このミッションは本来、氷床観測を主目的として設計されたが、取得される波形記録型の LIDAR データが森林観測にも活用できることが示され、森林の垂直構造や樹高、そして熱帯域における AGB や地上部炭素蓄積量マップの作製に利用された[61,62]。ICESat/GLAS はレーザー誘起コンタミネーションによる不具合により非常に短期的な観測であったが、この不具合対策を行い 2018 年に打上げられた GEDI (Global Ecosystem Dynamics Investigation) が 2019 年から 2021 年までライダー観測運用され、一度観測を停止したものの 2024 年に運用が再開され長期的なライダーデータとして期待されている。GEDI は国際宇宙ステーションきぼう曝露部に設置され CT (Cross Track) 方向に 8 ラインのライダー観測を行うミッションである。ICESat/GLAS のフットプリント径 ϕ 70m は地形の影響を受けやすく[63]、これを考慮し GEDI のフットプリント径は ϕ 25m となっている。日本でも MOLI ミッションが 2027 年打上げで計画されており、今までの宇宙ライダーとは異なりイメージングセンサとの同時観測によるシナジーが期待されている[64]。2018 年から観測を開始している ICESat-2/ATLAS についても AGB 推定に関する研究が複数報告されているが[65,66]、ICESat/GLAS や GEDI の波形記録式ライダーに対し ICESat-2/ATLAS はフォトンカウンティング方式であり、葉群の多い密な林内では樹冠・地面の信号でさえ検出が困難で垂直プロファイル取得には不向きであることも報告されている[67]。

宇宙ライダーは、林冠高およびフットプリント範囲の鉛直プロファイルを直接観測することによって、非常に高い精度で森林の AGB を推定できるという大きな利点を持つ。一方で、観測フットプリントが離散的に配置されるため、広域にわたる面的な情報を一度に取得することが難しく、密なサンプリングが必要な場合には観測が十分に行き届かないという課題がある。特に、森林バイオマスの空間分布や森林動態の時系列変化を正確に把握するには、点観測だけではなく、全地球規模で連続的に情報を取得できる手法やセンサとの連携が求められる。このため、炭素循環の理解に必要な面的な AGB マップを高精度で作成する際には、広域をカバーする他の衛星データ、たとえば合成開口ライダー (SAR) や光学センサの全球観測データとの複合利用が効果的であると考えられている[68]



(b)

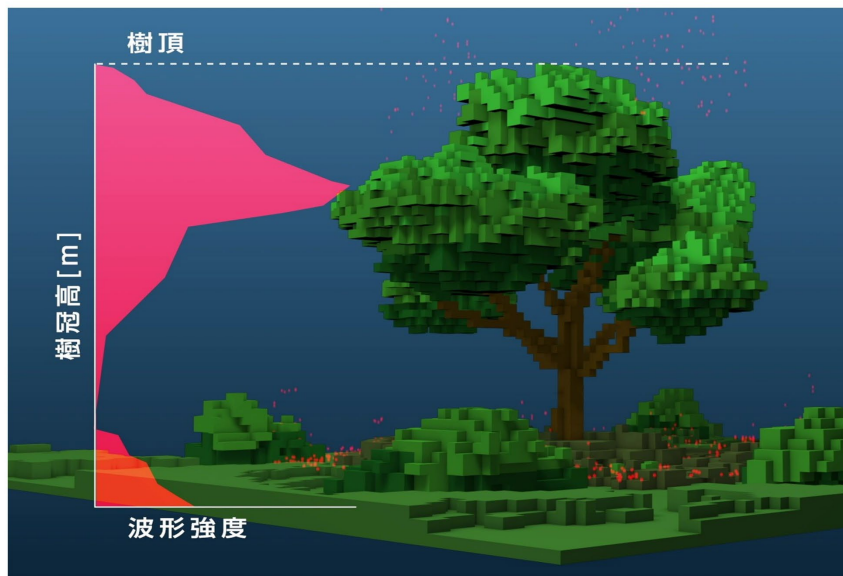


図 1.4 波形記録式宇宙ライダーによる森林観測の概要([69]を参照)

(a) 送信光学系および受信光学系と記録データの概要

(b) 樹冠及び地面を観測した場合の記録波形概要

1.1.5. GCOM-C による多方向反射率による全球陸域観測

GCOM-C (Global Change Observation Mission - Climate) は, JAXA (宇宙航空研究開発機構) による 2018 年に打上げられた地球観測衛星ミッションであり, 地球の気候変動を長期的に監視することを目的としている. このミッションは, 主に地球表面の変化に関するデータを収集し, 地球環境の変化を定量的に評価する役割を果たしている. GCOM-C は SGLI (Second-generation Global Imager) と呼ばれるイメージャで紫外領域から熱赤外域までを 19ch で観測する. チャンネル数は ADEOS-II に搭載された GLI の 36ch から減ってはいるものの, ミッションの目標を達成するのに必要な波長を効果的に選択することで標準プロダクトにおいては ADEOS-II の 22 個から GCOM-C では 29 個に増加させている. SGLI は赤外走査放射計部 (SGLI-IRS) と可視・近赤外放射計部 (VNR) の 2 つのセンサユニットで構成されており, VNR は更に分解能 250m で観測する非偏光観測 (11ch) と分解能 1km の偏光・多方向観測 (2ch) を行う機能を有する.

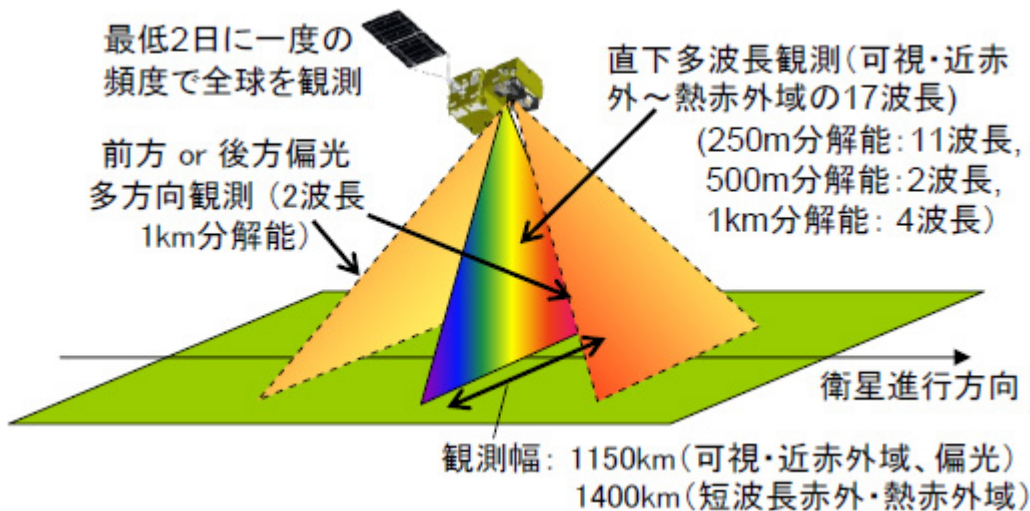


図 1.5 GCOM-C/SGLI の観測概要([70]より引用)

GCOM-C にはこの多方向観測を用いた AGB プロダクトがある. 先行研究で SPOT 5 衛星の高解像度データと観測幾何条件を元にマルチプルフォワードモード (MFM) を用いた樹冠特性及び AGB の推定研究や[71], Landsat データにおける双方向反射効果が AGB 推定に影響することが報告されている[72]. このような背景およびヘリドローンによる植生に関係がある赤および近赤外領域の多方向観測実験の結果[73]から AGB プロダクトが構築されている[74].

多方向観測によって AGB に関する相対値は把握できるものの, 絶対値として値付け

する為には地上検証などで得られた教師データが必要であり, ver.1 では日本長期生態学研究ネットワーク (JaLTER) をはじめとする AGB 検証データ[75,76]および国外においては The Forest Observation System(FOS)として公開されている現地観測データ[77]を用いた. 図 1.6 にそれぞれの地理的座標をプロットする. から明らかに全球において一般に利用できる現地検証データは偏在しており, かつ数としても少ない問題がある. 加えて AGB の計測手法においてもプロット面積含め異なっており, 品質においても統一されていない問題がある.

ver.2 では主に合成開口レーダ(SAR: Synthetic Aperture Radar)データ(ALOS PALSAR, Envisat ASAR など)と光学センサー(Landsat など)のデータを組み合わせて作成された GlobBiomass[78]を用いることで解決を図ったが, 干渉や地形効果など SAR データの取得条件の違いによる推定誤差や, 熱帯地域など雲の多い地域における光学センサーデータの取得困難などが精度面の課題として挙げられ, 特に高 AGB な森林の精度改善に繋がらず抜本的な解決には至らなかった.

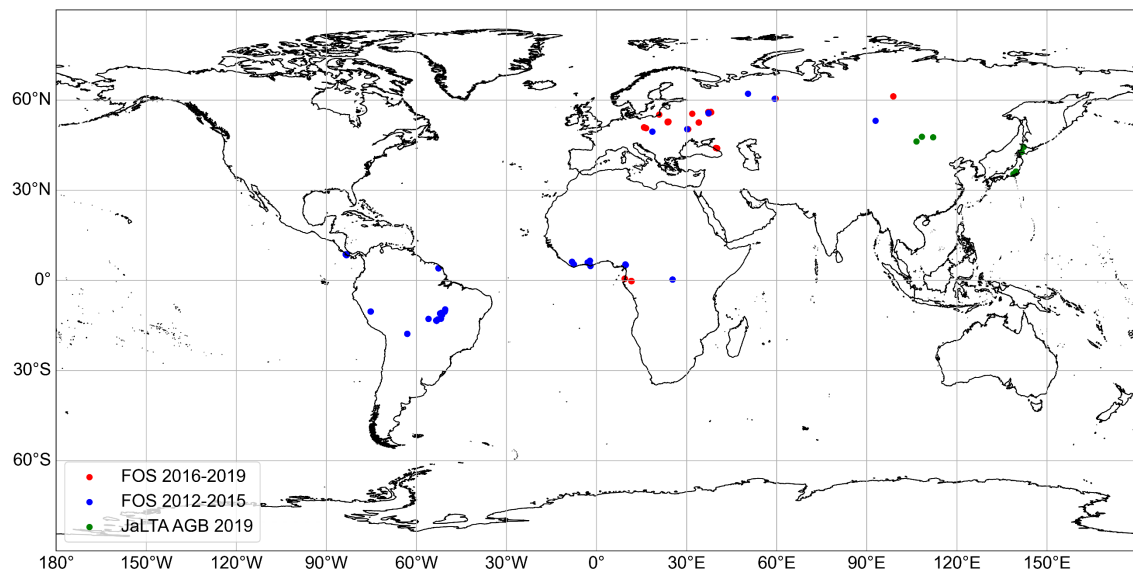


図 1.6 GCOM-C 打上げ年次とオーバーラップする日本長期生態学研究ネットワーク (JaLTER) の位置および The Forest Observation System(FOS)として公開されている現地観測データのサイト位置

1.2. 研究の目的

1.2.1. 本研究の着眼点

1.1の背景から、全球において離散的な観測ではあるものの高精度かつ同じ測定手法で AGB の推定を行う宇宙ライダーの AGB 観測値を GCOM-C の AGB プロダクトにおける教師データとすることで、高精度かつ面的な AGB マップを GCOM-C の観測が続く限り作成し長期にわたる AGB 変動をモニタリングできるのではないかという着想に至った。

この着想を実現させるためには、まず宇宙ライダーによる AGB 推定値の実力を十分に把握する必要がある。現在運用中の GEDI には観測波形から推定した AGB プロダクトがある(GEDI L4A プロダクト)。このプロダクトは世界中の ALS データと同地点かつ同時期に取得された現地調査による AGB の値を用いて構築されている[79,80](図 1. 7)。具体的には ALS データを入力としたシミュレータ[81]から出力される GEDI シミュレーション波形を生成し、図 1. 8 に示す GEDI 波形の信号終端から信号開始までの波形積分値(総受信エネルギー)における信号終端から積算した値の割合で示される相対高 RH (Relative Height) を変数とした数式モデルを構築し、大陸および植生タイプ毎にモデル式を構成している。全球レベルのデータで構築された本アルゴリズムは高 AGB な森林である南米や中央アフリカも入力データとして含まれており、現時点で宇宙ライダー観測データを用いた全球レベルの AGB 推定アルゴリズムとしては最善なものと考えられる。

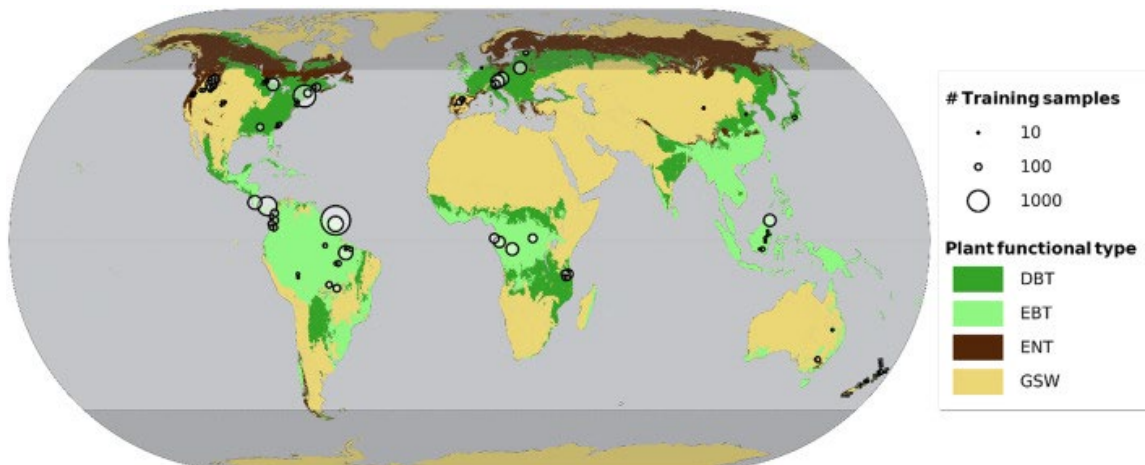


図 1. 7 GEDI/AGB アルゴリズム作成に利用した ALS データと現地調査のデータセット数 [67]

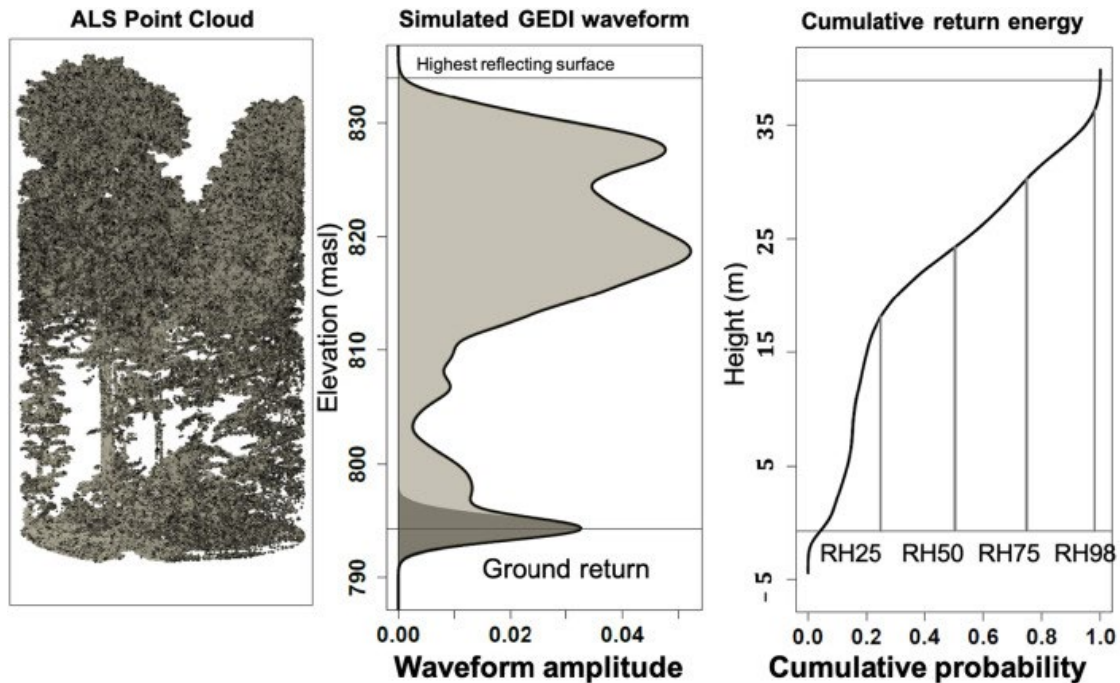


図 1.8 GEDI シミュレーション波形に入力する ALS データ(左), その入力データで生成されるシミュレーション波形(中央), およびシミュレーション波形から計算される AGB 推定式の変数である Relative Height(右)

宇宙ライダーGEDIがGCOM-C/SGLI AGB プロダクトの教師データになり得ると確認出来たら, 本研究において一番の特徴である宇宙ライダーと GCOM-C/SGLI の多方向観測データとの複合利用にて全球 AGB マップを構築する手法を検討する必要がある. 過去に実施された研究課題「全球高精度植生バイオマス推定の実用化 衛星による多方向観測を利用した高精度バイオマス推定の実用化」[82]にて得られた結果を元に二方向性反射特性 (BRF) と AGB の関係で GCOM-C/SGLI AGB プロダクトのアルゴリズムは構築されている. この研究では, 図 1.9 に示すように観測対象の植生に対して等距離を保ちつつ観測角度を変化させスペクトル観測を実施し, それにより図 1.10 に示す結果を得た. 図 1.10 は図 1.9 の Principal Plane 上の各観測天頂角における赤, 近赤外の波長の反射率をプロットした図である. 図 1.10(a)の AGB が大きな広葉樹の観測と AGB が小さい(b)灌木の観測における赤枠および赤点の直下視(0 deg)観測について, 反射率が赤及び近赤外が 0 の原点との距離では灌木の方が大きく, 黄枠および黄点の斜方視(45 deg)観測における赤と近赤外の反射率でプロットされた点と赤でプロットされた直下視の点との距離は広葉樹の方が大きい. また黄点と赤点を結ぶ直線の傾きは広葉樹の方が大きい. この図 1.10 の結果を元に AGB に関係があると考えられるパラメータを図示し

たものが図 1. 11 である。P1 は直下観測から得られる森林の明るさで樹冠の深さと反比例するパラメータである。赤の波長と樹冠の関係の先行研究は多く、クロロフィル吸収に敏感な赤の波長は樹冠が深くなるにつれて反射率が減少する傾向が報告され[83]、また IKONOS 衛星のデータによる研究では樹冠が深くなることで樹冠下における影の割合が増し赤の反射率が減少することが示されている[84]。P2 は多方向観測で得られる植生の大きさを示している。このパラメータについて、森林の体積に応じて樹冠内の影と構造の影響が変化し近赤外の直下視と斜め視で最大 60%の反射率の違いが確認されており[85]、また本研究課題と類似の研究で回転式のペリスコープを用いた多角度スペクトロメーターによる多角度観測により異なる角度での近赤外の反射率が植物の体積や構造により大きく異なることが確認されている[86]。P3 は赤と近赤外の直下観測で得られる植生被覆率を示し、図 1. 11 では角度で示しているが赤と近赤外の反射率の割合で規定されることから NDVI で表現される。

この P1, P2, P3 を用いて式(1.1), (1.2)の AGB 推定式が構築された。PVI は Plant Volume Index として植物の体積を示す指数として P1, P2, P3 を用いて計算され、この PVI の 1 次関数として AGB を推定する。また P1, P2, P3 はそれぞれ式(1.3), (1.4), (1.5)のように計算される。式(1.1)の C と β は植生タイプに依存する定数であり、これを求めるためには植生タイプごとに AGB の教師データを用いて決定する必要がある。先ほどの宇宙ライダー-GEDI の AGB 推定値を用いた上で、このアルゴリズムの根幹を変えず高度化する検討を行う。

そして宇宙ライダーと多方向観測イメージャの複合利用によって作成された AGB マップについて、既存の全球 AGB マップをベンチマークとしてその精度や今後改善すべき点を明らかにすることが本研究の目標である。

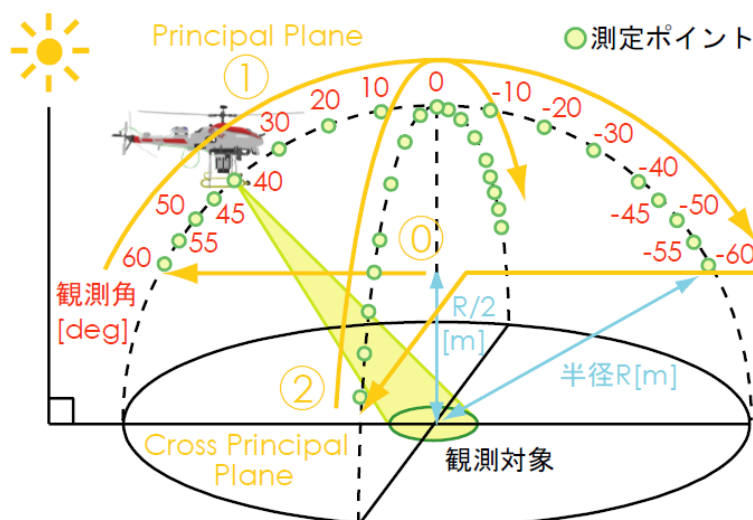


図 1. 9 ヘリコプターによる BRF 観測の概念図

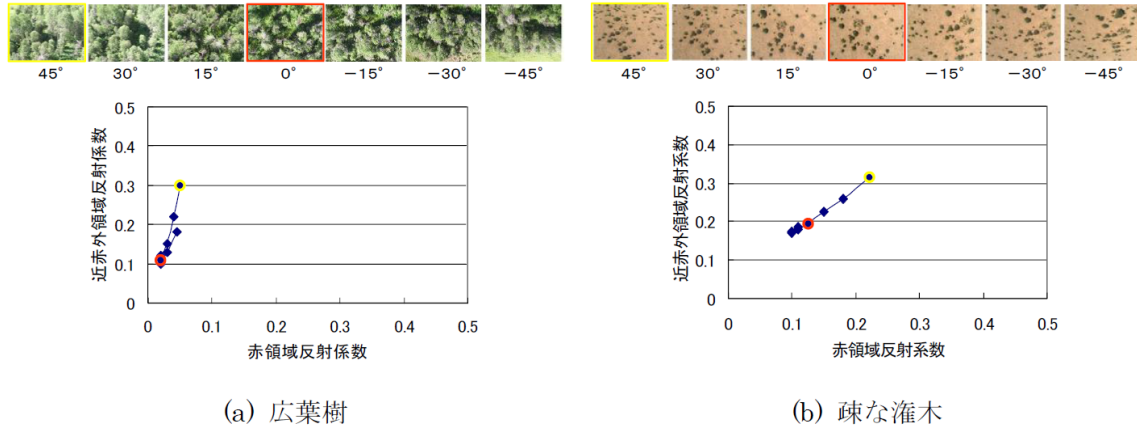


図 1.10 異なる植生タイプにおける観測天頂角の違いによる赤と近赤外の反射率の関係

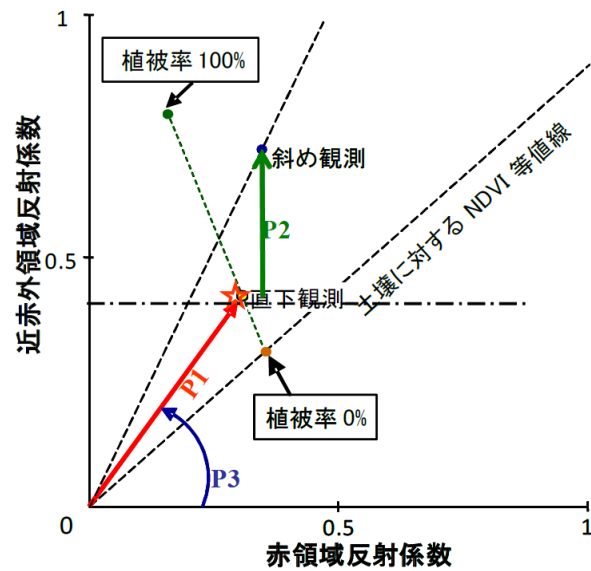


図 1.11 ヘリコプターの BRF 観測によって得られた AGB との関連が考えられるパラメータ

$$AGB = C \cdot PVI + \beta \quad (1.1)$$

$$PVI = \left(\frac{P_2}{P_1} + 1 \right)^3 \cdot P_3 \quad (1.2)$$

$$P_1 = \sqrt{RED_{nadia}^2 + NIR_{nadia}^2} \quad (1.3)$$

$$P_2 = abs(NIR_{off-nadia} - NIR_{nadia}) \quad (1.4)$$

$$P_3 = \frac{NIR_{nadia} - RED_{nadia}}{NIR_{nadia} + RED_{nadia}} \quad (1.5)$$

1.2.2. 先行研究の経緯

宇宙ライダーと光学衛星および SAR 衛星との複合利用については現在他国の宇宙機関を中心に進められており、近年の地球観測衛星データで作成された主な全球レベルの AGB マップについて表 1.2 に示す。

Avitabile AGB Map は、南米、アフリカ、東南アジアに限定されているが熱帯林の AGB 推定に特化した 1km 解像度の 2000 年代初頭の AGB 分布を示すマップである。この AGB マップは既存の Landsat による光学観測および ALOS PALSAR による SAR 観測、および ICESat/GLAS による宇宙ライダーデータを元に作成された Saatchi et al. (2011) による AGB マップ[61]と Baccini et al. (2012) による AGB マップ[62]を統合し高度化したものであり、主に熱帯域の炭素ストック推定を目的とし REDD+（森林減少と劣化に起因する排出の削減）プロジェクトで活用されている。

Baccini 2017 AGB Map は Avitabile AGB Map と同範囲にて 2003 年から 2014 年までの AGB 変化を目的に 30m の空間解像度で作成されたマップで MODIS の光学観測データや ICESat/GLAS による宇宙ライダーデータを元に作成されている。この研究により、世界の熱帯林がこれまで考えられていた炭素吸収源ではなく年間 425.2 ± 92.0 Tg C の炭素を大気中に放出する純炭素源として作用していることを示した。

GlobBiomass は空間解像度 100m で整備された 2010 年の AGB マップで、110,000 点以上の地上検証データが使用され、SAR データを基盤とした機械学習ベースのモデリングで AGB マップを構築しているのが特徴である。この GlobBiomass の後継として ESA CCI Biomass が 2021 年までの AGB マップとして公開されている。ESA CCI Biomass は最新の全球 AGB マップとして気候変動対策等に利用されているが、日本国内の NFI との相関が芳しくないことや[87]、AGB の変化について年を跨ぐマップの比較は非推奨であることから[88]、炭素循環で必要な AGB の変化という観点で検討の余地がある。

宇宙ライダー-GEDI や波形記録式ライダーではない Photon counting 方式で全球ライダー観測を行っている ICESat-2/ATLAS 単体による AGB マップも作成されているが、宇宙ライダーの短所である離散的な観測によって面的な AGB マップ作成が出来ず、GEDI の全球 AGB マップのプロダクト(GEDI L4B)は 1km 解像度で整備されているものの 2019 年から 2021 年のデータを使用しても AGB 観測が出来なかった pixel は欠損値として格納されている。ICESat-2/ATLAS は高 AGB な森林ではノイズに樹頂や地面の信号が埋もれてしまい高精度な計測が出来ないため[65,67]、GEDI の AGB マップの補完として Landsat と複合利用して作成された北緯 50 度以北の北方林の AGB マップを公開している。

多くの AGB マップは単年及び複数年を代表するスナップショット的な AGB マップであり、本研究の背景である炭素循環の理解に必要な長期的な全球 AGB の増減を把握には適用できない。また ESA CCI Biomass は更新を続けているものの GEDI 含む多くの衛星データを機械学習的に使用しており、仮に GEDI の観測が終了した場合は以降の AGB マップの品質は低下し一貫した AGB マップとして長期的に扱うことが困難となる課題がある。この課題に対して本研究で作成する AGB マップにより解決を図る。

表 1.2 近年の衛星観測による全球レベルの広域 AGB マップ ([89]を参照)

マップ名	使用センサ	対象期間	空間 解像度	備考
Avitabile AGB Map[90]	GLAS, MODIS, SRTM, QSCAT	2000 年代半ば	1km	[61,62] のバイアス低減の 為、より広域の地上データ を用いて融合した熱帯林 AGB マップ
Baccini 2017 AGB Map[91]	GLAS, MODIS, SRTM	2003–2014	463 m	熱帯林の AGB 変化に焦点を 当てたマップ
GlobBiomass [78]	ALOS (PALSAR), ENVISAT ASAR, GLAS	2010	100m	ESA のプロジェクトで作成 された 2010 年を基準年とす る全球 AGB マップ。
CCI Biomass [92]	ALOS-2 (PALSAR- 2), Sentinel-1, GLAS, GEDI	2017- 2020	100m	ESA のプロジェクトで作成 された最新の全球 AGB マップ。
GEDI L4B	GEDI	2019–2021	1km	ISS 軌道(51.6N~51.6S)範囲 の 1km グリッド毎の GEDI/AGB 平均と分散。
ICESat-2 Boreal	ICESat-2, Landsat	2019–2021	30m	75N~50N までの北方林を 対象

1.3. 本論文の構成

本論文は、高精度な全球における地上部バイオマス (AGB) の変化把握の為に、多方向観測イメージャと宇宙ライダーの複合利用による AGB マップの作製と評価を目的とする。そのために、以下に挙げる 3 つの問いとその問いに答えるための研究を章ごとにまとめた。

- SGLI AGB プロダクトの教師データとして衛星ライダーが地上調査の代替となり得るか? (2章)

今まで SGLI/AGB プロダクトの教師データとして使用していた現地調査データの AGB 計測値に対して GEDI AGB プロダクトが代替になり得るかを調査する。手順として、まずは GEDI AGB 推定の実力を確認する為、調査が容易で世界中に生育しているカラマツ林による現地調査による検証を実施する(2.1章)。その後様々な植生タイプにおいてもポテンシャルを発揮できるかを調査する為に、国内(2.2章)および国内の森林ではカバーできない国外の熱帯林(2.3章)の検証データを対象に調査する。また 2.2章以降では GEDI の AGB 推定において明らかになった課題に対処するため開発した手法の効果も確認する。

- 多方向観測イメージャと宇宙ライダーの複合利用により AGB マップが作成できるか? (3章)

2章にて宇宙ライダーが SGLI/AGB アルゴリズムの検証データになり得ると判断された後、既存の SGLI/AGB アルゴリズムの根幹を変えずに AGB マップ構築を高度化する手法を検討する。特に全球土地被覆は SGLI/AGB アルゴリズムにおいて非常に重要な要素である為、今まで利用していた土地被覆を本アルゴリズム用に改良することで高度化を目指す (3.1章)。また SGLI/AGB アルゴリズム構築の基礎となった地上実験と同じ観測条件を模擬する為、SGLI の観測値を用いて構築する kernel-driven BRDF モデルを用いたバーチャルな幾何条件および反射率を用いた場合の検討を行った(3.2章)

- 多方向観測イメージャと宇宙ライダーの複合利用により作成された AGB マップは妥当なものか?

3章までで作成した AGB マップが本研究の目的である「高精度な全球における地上部バイオマス (AGB) 作成」を達成しているかを、2章で既存の地上調査データの

問題を解決した GEDI データや SGLI の検証用に整備された検証サイトを用いて全体の精度及び今後の課題点について評価する. 更に将来構想として高頻度更新可能な本研究の AGB マップによって期待できる研究内容についても記載する.

本研究の構成を図示したものを図 1.12 に示す.

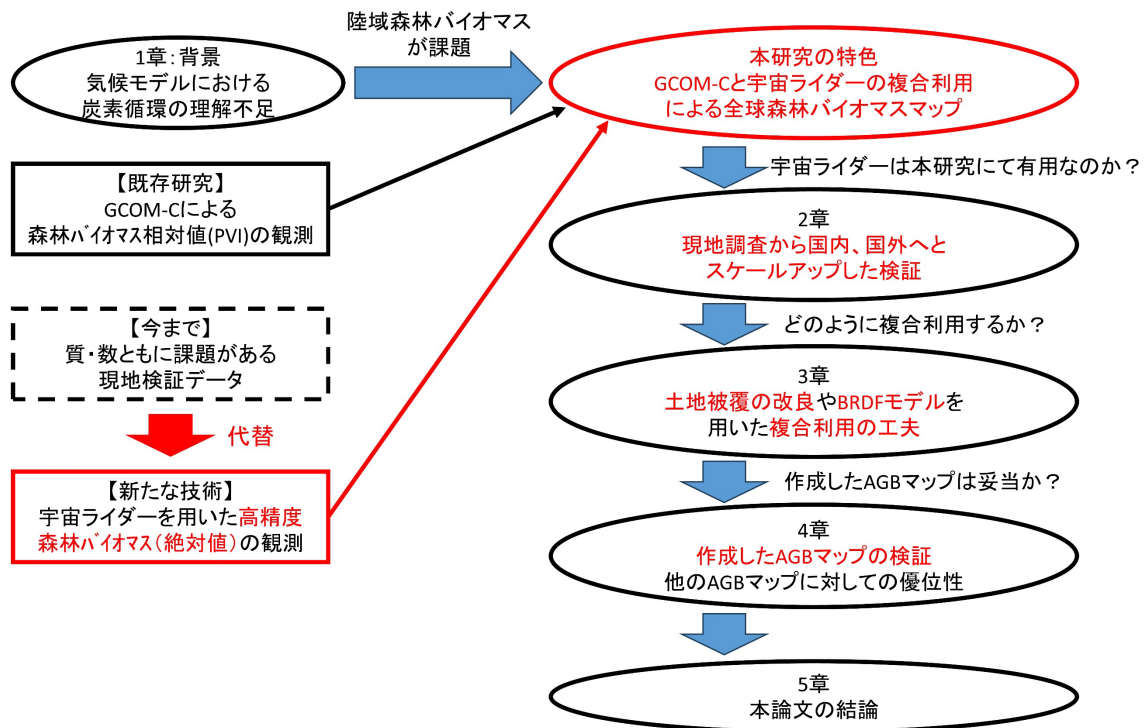


図 1.12 本論文の構成

2. 宇宙ライダー観測データの GCOM-C/AGB マップへの教師データ適用可能性の評価

2.1. カラマツ林（八ヶ岳）における宇宙ライダー観測座標補正と RTK-rover を用いた現地調査による検証

2.1.1. はじめに

1.2.1 にて記載した通り、宇宙ライダー GEDI は世界中の検証データから構築された数式モデルで構築されている。図 2.1 に GEDI のアルゴリズムで使用する地域と植生タイプを示す。一方で全ての大陸地域で全ての植生の検証データを得ることは NASA/UMD でも困難であり、結果として表 2.1 に示す 11 の地域×植生タイプの数式モデル、4 の植生タイプ毎の数式モデルで GEDI は観測波形から AGB を推定する。

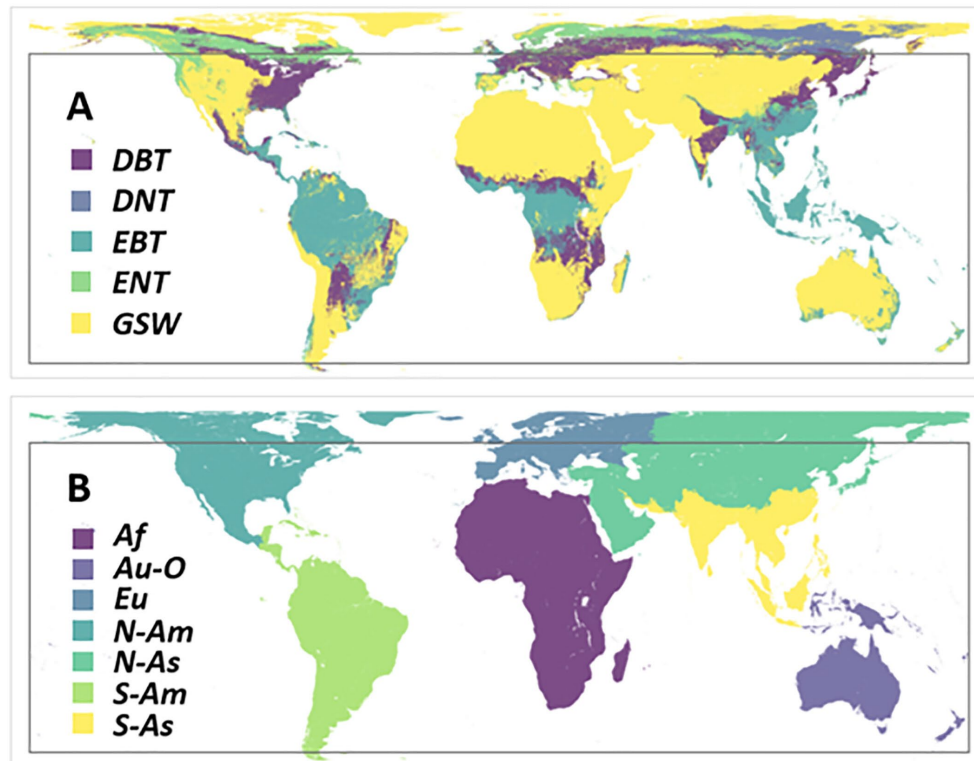


図 2.1 GEDI AGB アルゴリズムで使用する土地被覆と地域[80]

A 土地被覆(DBT:落葉広葉, DNT:落葉針葉, EBT:常緑広葉, ENT:常緑針葉, GWS:灌木・草原), B 地域(Af:アフリカ, Au-O:オーストラリア・オセアニア, Eu:ヨーロッパ, N-Am:北米, N-As:中央アジア, S-Am:南米, S-As:東南アジア)

表 2. 1 GEDI AGB 推定式の種類[80]

Model name	Prediction strata
DBT	DBT × N-As, EBT × N-As
EBT	DBT × S-As, EBT × S-As
ENT	DNT × N-As, DNT × S-As, ENT × Af, ENT × N-As, ENT × S-Am, ENT × S-As
GSW	GSW × Af, GSW × Eu, GSW × N-Am, GSW × N-As, GSW × S-Am, GSW × S-As
DBT × Af	DBT × Af
DBT × Eu	DBT × Eu, EBT × Eu
DBT × N-Am	DBT × N-Am, EBT × N-Am
EBT × Af	EBT × Af
EBT × Au-O	DBT × Au-O, EBT × Au-O
EBT × S-Am	DBT × S-Am, EBT × S-Am
ENT × Au-O	ENT × Au-O
ENT × Eu	DNT × Eu, ENT × Eu
ENT × N-Am	DNT × N-Am, ENT × N-Am
GSW × Au-O	GSW × Au-O

ここで日本をはじめ主に北半球で多く生育している常緑針葉樹(ENT)および落葉針葉樹(DNT)はその検証データが不足しモデルとしてはヨーロッパ (Eu) および北米(N-Am) 以外は大陸を考慮しないものとなっている。一方で針葉樹の構造特性がライダー測定に適していることは示唆されており[93], 宇宙ライダーによる AGB 観測の推定値も常緑広葉樹よりも高精度であると考えられる。また国内において針葉樹は樹高と胸高直径から材積に換算する材積式が整備されており[94], バイオマス拡大係数や容積密度も過去の調査結果から環境省のインベントリガイドライン[39]にて樹種ごとに定義されており容易に地上検証による信頼おける測定が可能となる。

そこで、本稿では宇宙ライダーGEDI が SGLI/AGB アルゴリズムの教師データになり得るかの確認の第一ステップとして、GEDI/AGB 推定の実力を計測が容易な針葉樹での地上調査による AGB 計測の結果と比較し検証した。

2.1.2. データと手法

本稿の一連のフローを図 2.2 に示す. 先ず調査地点内をドローンによるレーザ測量を行い, 点群データを取得した. この点群データを使用し, GEDI が持つフットプリント位置決定誤差を補正する手法を用いて実際に観測したと考えられる座標を割り出した. その後実際に割り出した座標を元に現地調査を実施し, 地上計測での AGB 測定値と GEDI の AGB 推定値が整合するようにした. 地上調査は毎木調査で実施し, 毎木ごとに RTK-rover で高精度座標を測定したため, 後解析でドローンデータと毎木の座標を組み合わせ, 地上調査を行って無い地点でも AGB 計測が出来るようなデータセットを作成した. この毎木調査結果を含めた検証データと GEDI の AGB プロダクトである GEDI L4A の値を比較し, GEDI の AGB 推定の実力値を確認した.

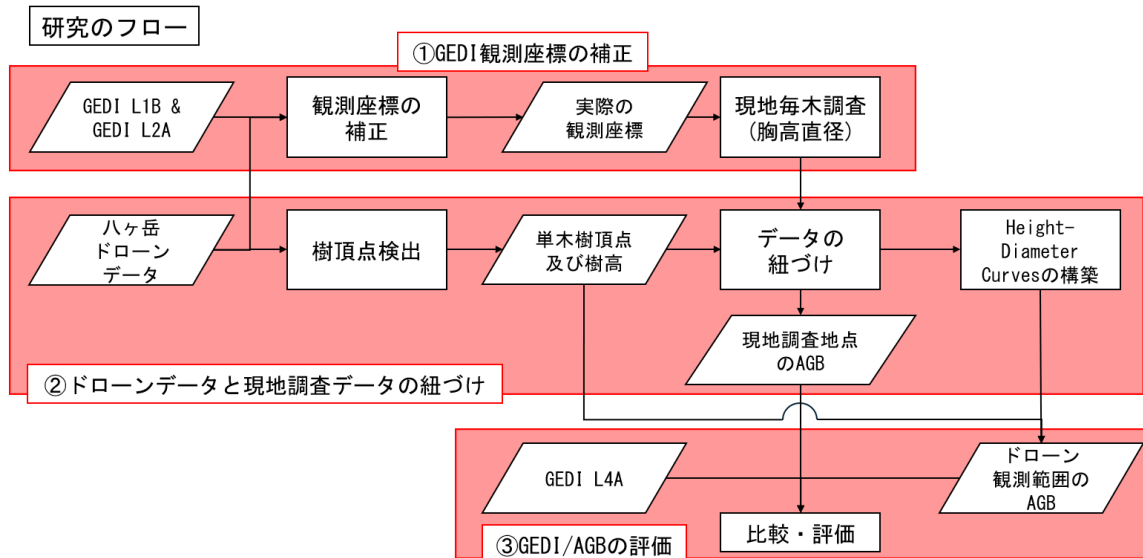


図 2.2 2.1 章におけるデータ処理フロー

2.1.2.1. 調査地点

調査地点として, GEDI 観測データが比較的密集している山梨県小淵沢市の観音平下久保線を跨ぐ森林を選択した. 図 2.3 に対象地域を示した図を示す. 対象地点は主にカラマツ林の植林地であり, 一部トウヒやアカマツを含む森林である. 対象地点については 2020 年に一部, 2023 年に全域のドローンによるレーザ測量を行い, 約 1000 点/m² 以上の計測を行った. 調査地点においてアクセスのしやすさから直接現地計測を行えた GEDI フットプリントを赤, 現地計測の結果とドローンによるレーザ測量による結果を

組み合わせて AGB を推定した GEDI フットプリントを黄色で表示している。

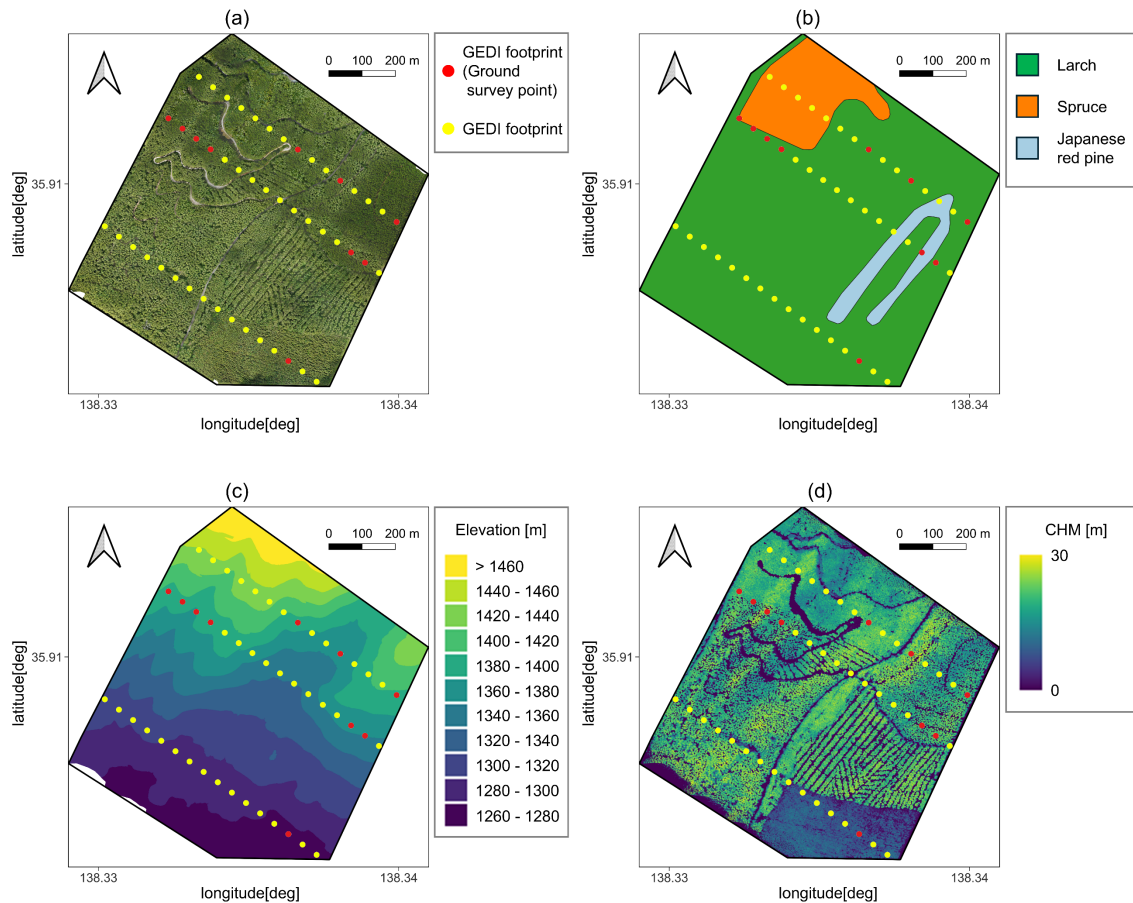


図 2.3 現地観測地点

(a)オルソ画像(2023 年取得), (b)環境省植生図[95], (c)DTM, (d)CHM(2023 年取得)

図中赤点は現地計測を実施した GEDI フットプリント,
黄点はそれ以外の対象地域内 GEDI フットプリント

また図 2.4 に 2020 年計測および 2023 年計測のドローンによるレーザ測量データから作成した CHM の比較図を示す。2020 年のドローン観測では対象地点の中央, 2021 年観測の GEDI 観測フットプリント付近のデータは取得していないため, 点群データが無く CHM が非常に小さな値となっている。赤枠で囲った部分は CHM の比較から明らかに 2020 年から 2023 年の間に間伐が実施されており, 対象地点南側の 2019 年に計測された GEDI のデータは間伐前の 2020 年の CHM を用いて AGB の計算を行う。また橙点線で示した 2021 年計測の GEDI 観測フットプリントかつ現地調査を行った点も, 間伐の影響を受けている可能性があると考えられる。

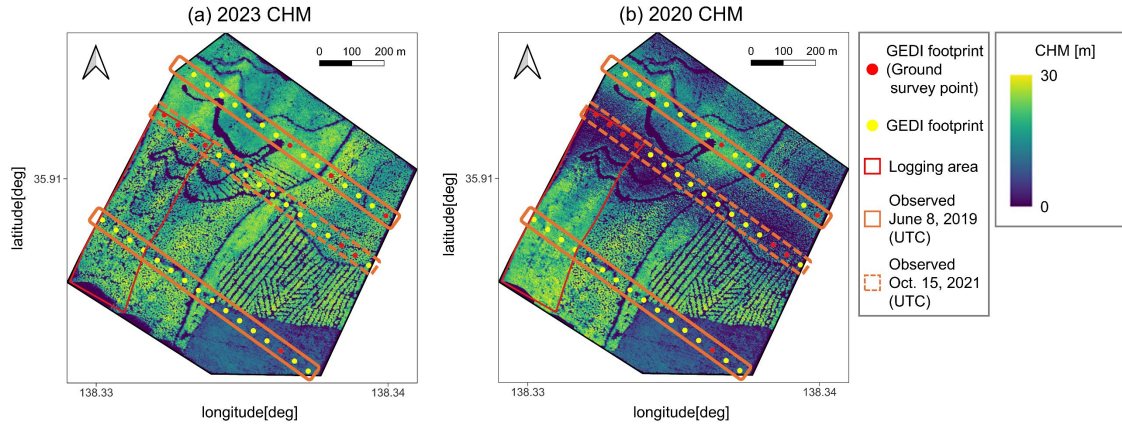


図 2.4 2020 年および 2023 年に計測したドローンによるレーザ測量データから導出した CHM

2.1.2.2. GEDI 観測座標の補正

GEDI の観測座標は residual sum of squares(RSS)で約 15m の不確実性がある．観測座標と現地調査座標で乖離があれば適切な検証が行えない．実際に 2020 年に実施した近傍地点での AGB 調査結果を図 2.5 に示す．AGB の調査方法は毎木調査ではなくビッターリッヒ法を採用したが，ビッターリッヒ法による誤差[96]を考慮しても，空間的に一様と思われるカラマツ植林地でも数 10m 離れると AGB の値も大きく変化してしまい，水平位置誤差が AGB 検証に大きな影響を与えると考える．

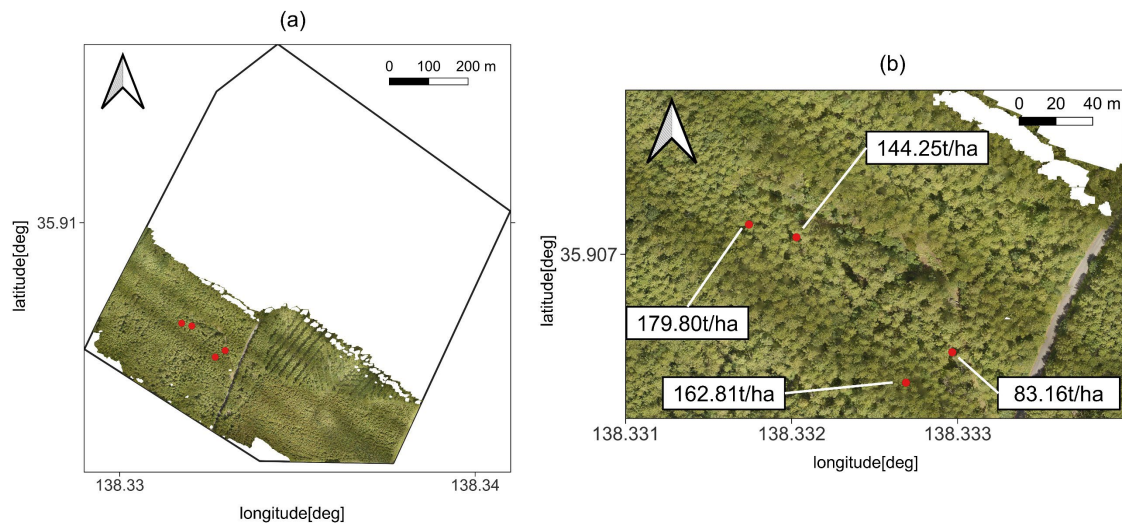


図 2.5 2020 年に現地計測（ビッターリッヒ法）にて計測した AGB
(a)現地観測地点に対する計測地点 (b)拡大図と計測した AGB の値

そこで本研究では GEDI の観測座標誤差を補正する手法を開発した。GEDI の観測座標誤差は熱歪み及びアライメント誤差等の時定数が長いバイアス誤差とレーザージッタ等の時定数が短いランダム誤差に分けて考えることが出来る [97]。この観測座標誤差の考え方を適用し、GEDI 観測座標誤差のうちバイアス誤差は同軌道にて一定でありランダム誤差は shot 毎にランダムな成分であると考え、この前提を元に先行研究 [98,99] を参考にして以下の手法で GEDI の観測座標誤差の補正を実施した。

- 1) Shot 毎に WGS84 地理座標系 (EPSG:4326) の座標系で格納されている観測座標 ($lon_lowestmode, lat_lowestmode$) を各 Site に該当する日本測地系 2011 平面直角座標系 ($x_{lowestmode}, y_{lowestmode}$) に変換し、この座標を中心に x 方向, y 方向それぞれ $\pm 38m$ の範囲の ALS データを用いて、フットプリント直径 25m を考慮し 1m 毎, 75×75 のグリッド状の座標において GEDI simulator [81] を用いたシミュレーション波形を生成する (図 2.6 (a))
- 2) 観測された GEDI waveform を基準として各シミュレーション波形の各 bin における標高を揃え、観測波形とシミュレーション波形を 1 が最大になるよう規格化し式 (2.1) に従い決定係数 R^2 (Coefficient of Determination) を計算する。無信号区間を対象から除外する為、 R^2 を計算する波形の範囲は GEDI 観測波形の信号開始である $highestreturn$ から信号終了である $lowestreturn$ までとする。(図 2.6 (b))

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=highestreturn}^{lowestreturn} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=highestreturn}^{lowestreturn} (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.1)$$

ここで y_i は規格化した GEDI 観測波形の i bin 目の振幅, \hat{y}_i はシミュレーション波形の i bin 目の振幅, \bar{y} は規格化した GEDI 観測波形の平均値

- 3) 同 orbit 及び同 beam (図 2.6 (c)) における 2) の結果を平均し 37×37 の平均化された相関係数に対して x 成分 y 成分共通の σ を持つ式 (2.2) の 2 次元 Gaussian を fitting し、system errors と考える (μ_x, μ_y) 及び random errors と考える σ を求める (図 2.6 (d))

$$f(x, y) = A \cdot \exp\left(-\frac{(x - \mu_x)^2 + (y - \mu_y)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.2)$$

A は正の定数

- 4) 先行研究 [100] を参考に (μ_x, μ_y) 及び同地点を中心に標準偏差 σ をもつガウス分布の

乱数 s と 0 から 2π の範囲の一様乱数 θ を用いて式(2.3), (2.4)で示すランダムなフットプリント位置を計100点発生させ、観測された GEDI 観測波形と最も相関係数が高かった地点を座標補正後の GEDI 観測地点とする。

$$x_{random} = \mu_x + s \cdot \cos(\theta) \quad (2.3)$$

$$y_{random} = \mu_y + s \cdot \sin(\theta) \quad (2.4)$$

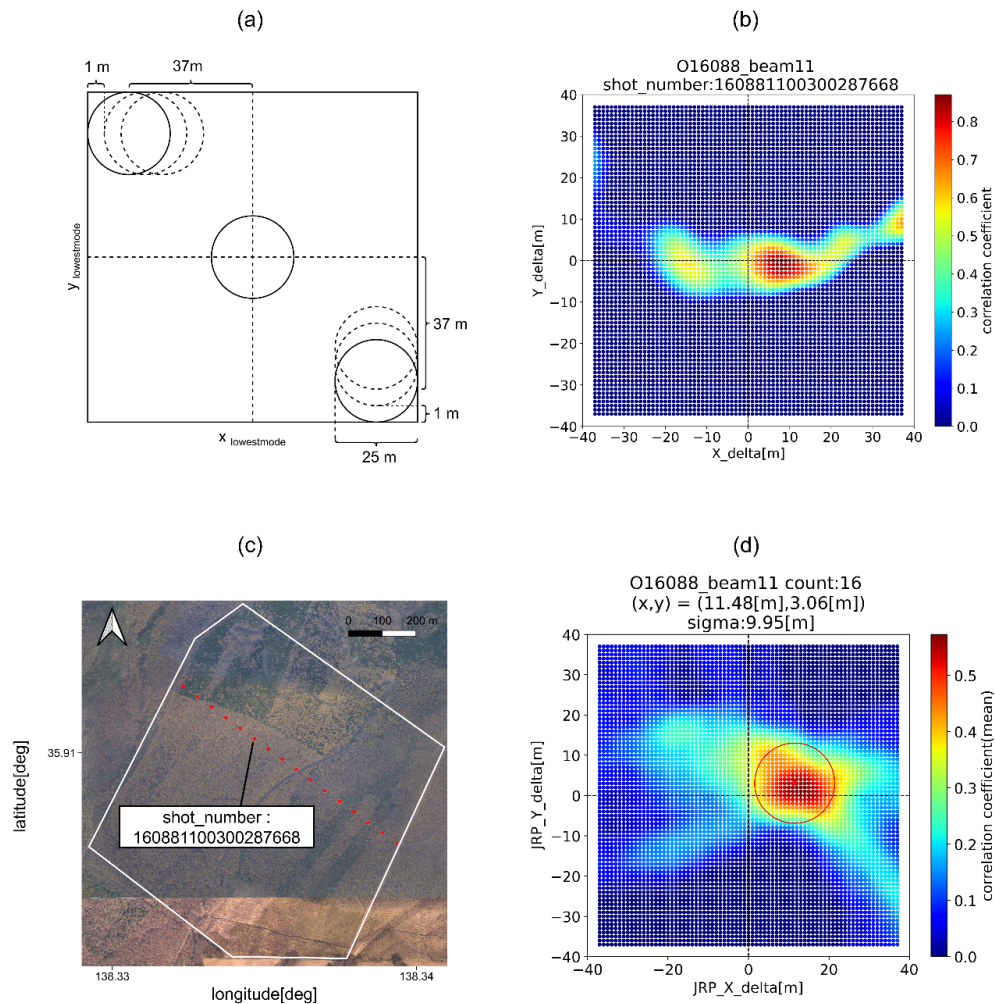


図 2.6 GEDI 観測座標に関連するバイアス成分の補正：

- (a). 平面直角座標系におけるシミュレーション条件
- (b). GEDI L2A に格納された観測座標を中心としたシミュレーション波形と GEDI 観測波形との相関係数
- (c). (b)と同じ軌道，ビームに対する静岡県内の GEDI 観測点，
- (d). (c)で選択した地点で計算した(b)を平均した結果と2次元ガウシアンで関数フィッティングした結果

3)の相関係数の平均化において観測波形が記録されている GEDI footprint が 100 点以上存在する Orbit および Beam の場合のみ計算を行った。また 2 次元ガウシアンフィッティングにおいて (μ_x, μ_y) が $(x_{lowestmode}, y_{lowestmode})$ から 30m 以上離れている場合、または σ が 30m 以上、 (μ_x, μ_y) での相関係数平均値が 0.1 以下の場合には適切に座標補正が出来なかったと判断し、その Orbit・Beam の観測波形全てを解析対象から除外した。

2.1.2.3. 調査に使用した機材

3次元点群データの取得に使用したドローンとライダーは図 2.7 (a)に示す DJI Matrice 300 RTK + CHCNAV AA10 であり、2023/9/18 に電子基準点(小淵沢)を用いて RTK 測量で機体制御を行った。現地観測は 2023/11/11-12 において設定した座標から半径 15m 内において毎木調査を行い、胸高直径(DBH)の計測を実施し後解析で 3 次元点群データから求められる樹頂を対応させた。毎木調査には図 2.7 (b)に示す移動局 GNSS(CHCNAV i93)を使用し、樹木根元の座標を RTK 測量で取得した。この時基地局 GNSS について GPS アンテナは CHCNAV C220GR2, GPS レシーバは CHCNAV P5 を使

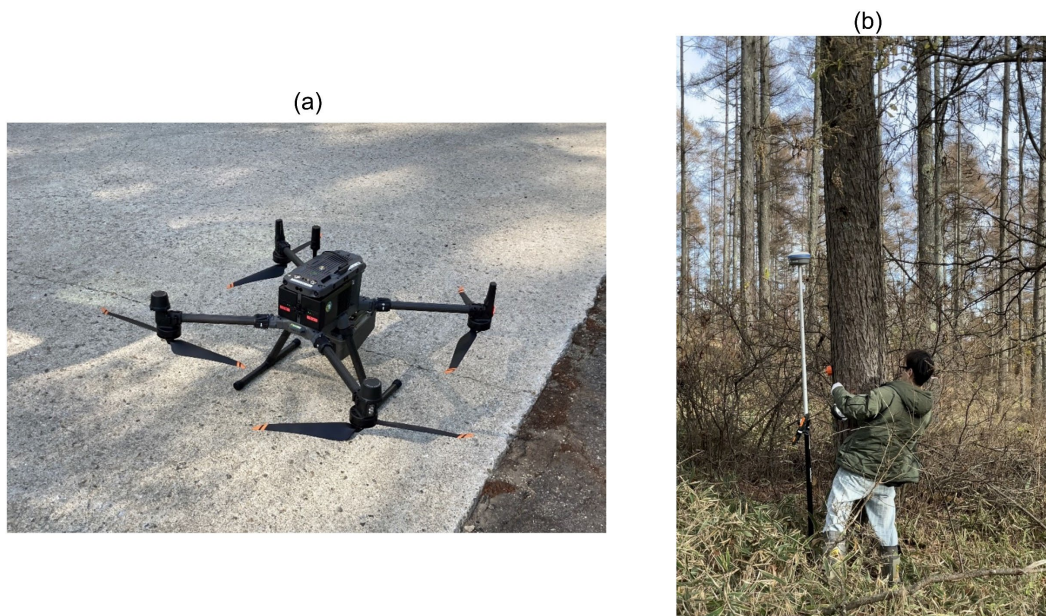


図 2.7 調査に使用した機材

(a)点群計測に使用したドローン(DJI Matrice 300)

(b)毎木調査に使用した RTK-rover(CHCNAV シリーズ)

2.1.2.4. RTK による毎木調査とドローンデータの紐づけと広域 AGB 推定

毎木調査において RTK で正確な座標を記録し、ドローンの点群データで検出した樹頂点と紐づける。図 2.8 は現地観測地点の一つで、ドローン点群データで抽出した樹頂点と現地調査にて樹木ごとに RTK で測位した座標を示している。樹頂点検出には Canopy Height Model(CHM)をガウシアンフィルタで平滑化後、python ライブラリの skimage.feature 内 peak_local_max にて局所的な極大値検出を行った。このデータから樹頂点と RTK 測位座標の紐づけを目視判断で実施し、樹頂点の樹高と現地調査で得られた胸高直径(DBH)のデータセットを作成する。現地調査地点の AGB は毎木の樹高と DBH から[38]に記載の材積換算式を用いて材積を求めた。その後[39]に記載の換算係数を用いて AGB を導出した。現地調査地点以外の AGB に関して、樹高と DBH の関係を示す既存の Height-Diameter Curves の式[101]を用いて樹高と胸高直径 (DBH) のデータセットから曲線のパラメータを決定した。図 2.9 に八ヶ岳のカラマツにおける Height-Diameter Curves を示す。

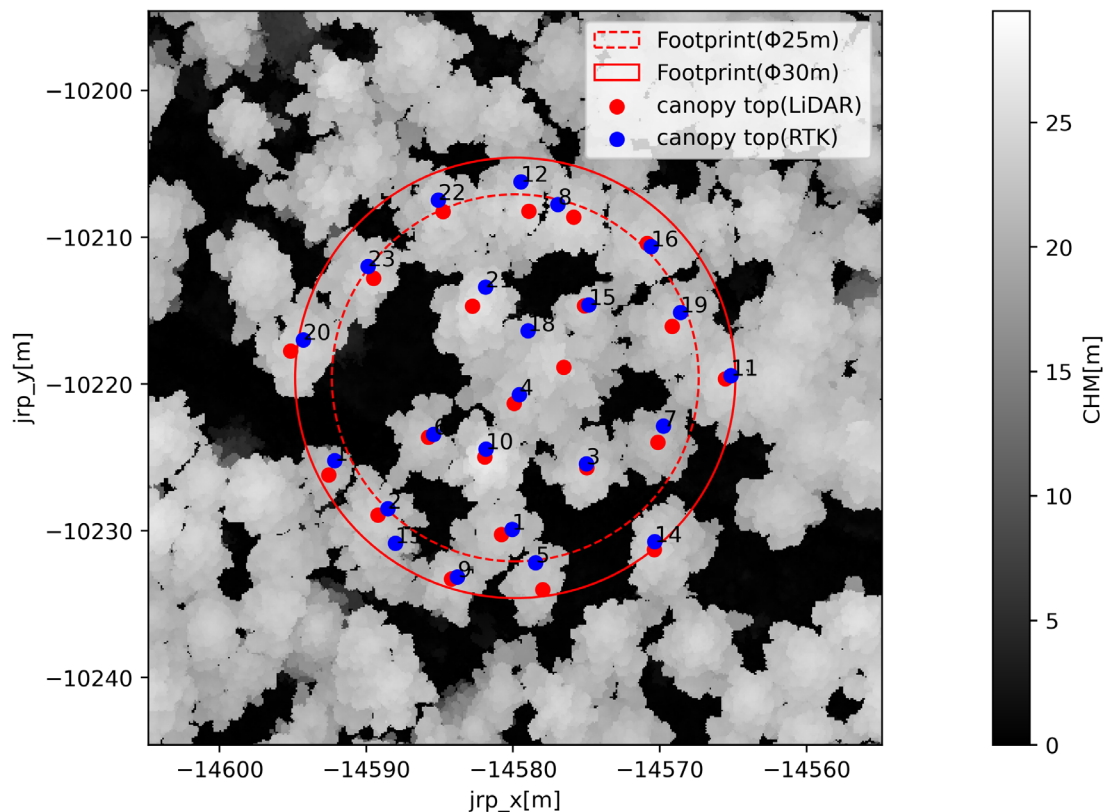


図 2.8 現地観測地点(shot_number 160881100300287676)における RTK 測量地点とドローンライダーデータから検出した樹頂点

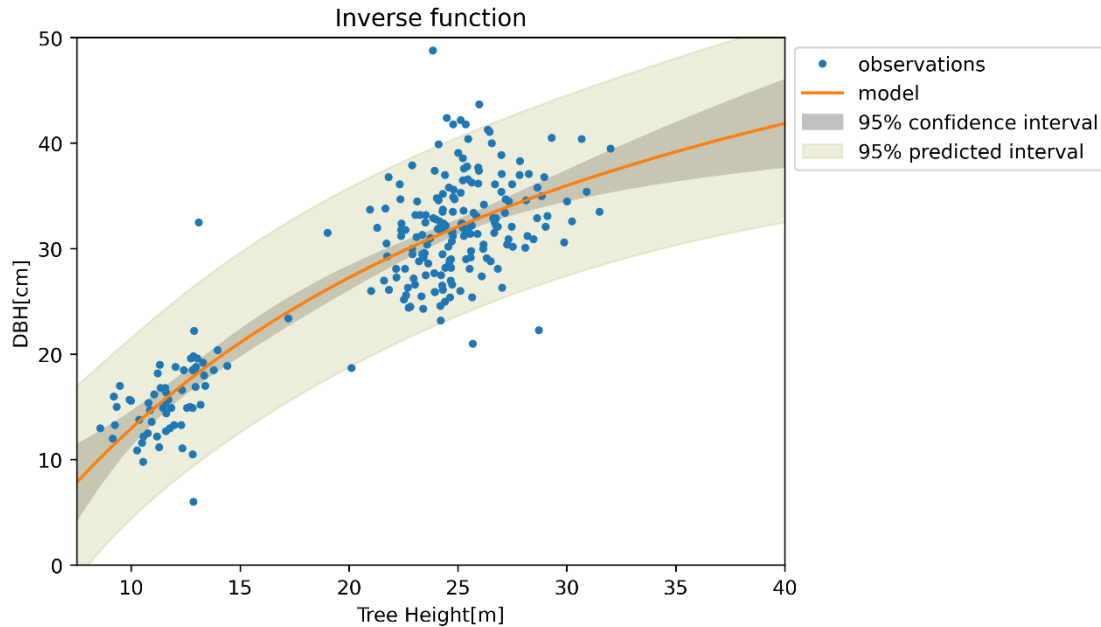


図 2.9 八ヶ岳のカラマツ林における Height-Diameter Curve

2.1.3. 結果

2.1.3.1. 地盤標高推定

調査地点を観測した全 46 点の GEDI の補正済観測地点においてドローンによるレーザ測量によって得られた地盤標高と GEDI のプロダクトに格納されている標高 (*elev_lowestmode*) を比較した結果を図 2.10 に示す。横軸は GEDI が推定した標高からレーザ測量によって得られた地盤標高を引いた値で、差分が無い場合は 0 になり、GEDI の標高推定が上空側へ誤差を持つときに正の値、地中側に誤差を持つときには負の値となる。レーザ測量によって得られた地盤標高は GEDI 観測フットプリント径である $\phi 25\text{m}$ 内の平均標高を用いた。この結果から、本調査地点にて GEDI が推定する標高はレーザ測量によって得られた地盤標高に対して殆どバイアスを持たず、標準偏差が 2.5m 程度の正規分布の傾向を有することが確認できた。また、図 2.10 から全 46 点中 4 点が他のデータと異なり正または負の値に大きく差を有するデータが確認された。この地点のデータを確認する為、点群データと GEDI 観測波形を並べた図を図 2.11 に示す。上段は GEDI の地盤標高の推定が地中側に大きく誤差を生じたケースであり、図 2.10 の負の値側のデータである。一方下段は GEDI の地盤標高の推定が上空側に大きく誤差を生じたケースであり、図 2.10 の正の値側のデータである。この結果より明らかに地盤由来のピークを取り逃がし誤検知していることを確認した。

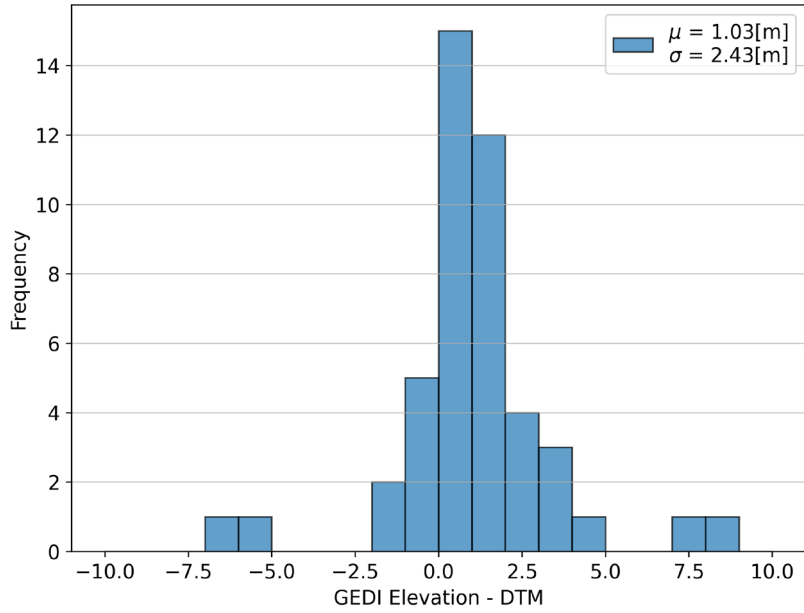
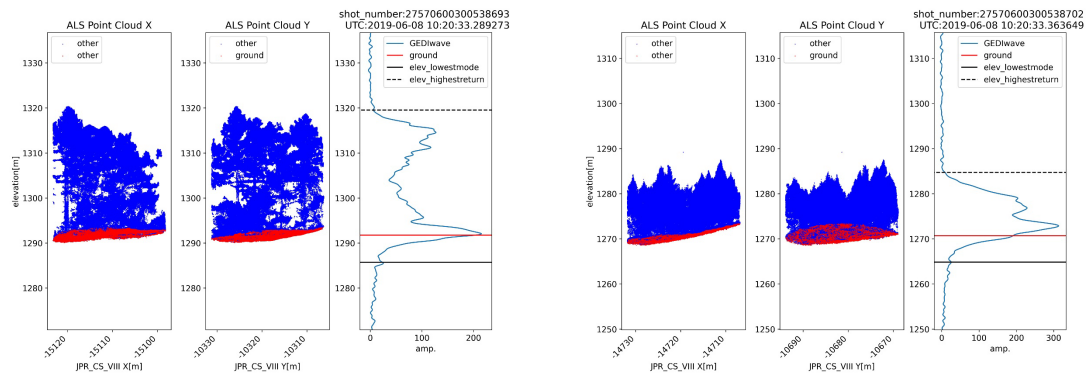


図 2.10 GEDI 観測波形から推定される標高とレーザ測量データから得られた標高の差

(a)



(b)

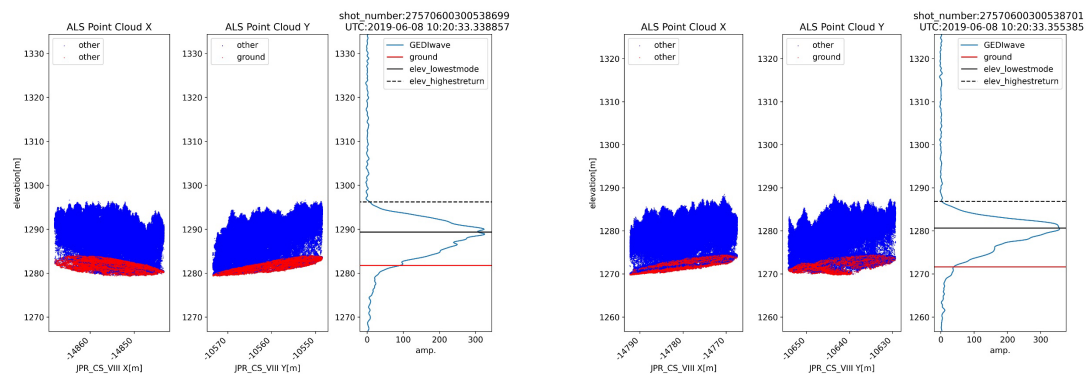


図 2.11 GEDI 地盤標高推定誤差が大きいケース

(a)地中側へ誤検知しているケース (b)上空側へ誤検知しているケース

2.1.3.2. 林冠高推定

地盤高と同様林冠高の計測精度についても検証を行った。検証には GEDI の観測波形から求められる図 1.8 に示した RH98 と 2023 年計測のレーザ測量データで得られた CHM の 98%パーセンタイルとの比較を行った。比較結果を図 2.12 に示す。図 2.12 の (a)は GEDI の観測波形を解析して得られる RH98 と CHM の 98%パーセンタイルとの比較結果で、そのデータのうち図 2.11 に示した地盤標高推定誤差が特に大きかったケースは橙で表示している。この結果から GEDI は本調査地点にて誤差 5%以内でフットプリント内の林冠高を推定することが可能であると確認できた。また図 2.11 で示した地盤標高推定誤差が大きかった GEDI 観測データに関しては、林冠高の推定精度でも誤差が大きくなることを確認した。(b)は横軸を図 2.10 の結果である地盤標高推定誤差、縦軸を (a)における林冠高推定誤差でプロットしたものであるこの結果から地盤標高推定誤差と林冠高推定誤差は負の相関があることが確認できた。また、(b)にはで示した GEDI 波形観測からレーザ測量までの間に間伐が行われたと思われるデータを橙で示している。森林としては比較対象が異なるものの、他のデータと比べて顕著な林冠高推定誤差は確認できなかった。

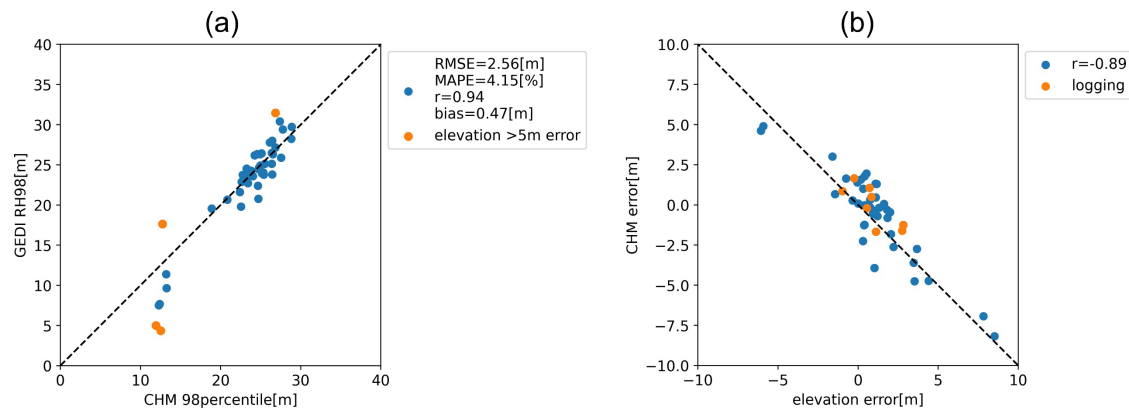


図 2.12 GEDI による林冠高推定精度の結果

- (a) GEDI 観測波形から推定される林冠高(RH98)とレーザ測量データから得られた CHM(98%パーセンタイル)の差
- (b) 地盤標高推定誤差 (横軸) と林冠高推定誤差(縦軸)の関係

2.1.3.3. AGB 推定

現地調査で得られた AGB と GEDIL4A の AGB 推定値の比較結果を図 2.13 に示す。使用したデータは GEDI 観測時から現地調査時までには間伐の影響がない 6 点で比較した。また、この 6 点の中には 2.1.3.1 で明らかになった地盤標高の推定誤差が特に大きな観測データも含まれており、これを含まない統計値は $MAPE=22.25\%$, $r=0.46$, $bias=44.02t/ha$ であった。また本研究では 2.1.2.4 で実施したドローンで取得したレーザ測量データを用いた胸高直径推定により調査地点全域の GEDI 観測データに対する現地調査に基づいた AGB 計算を実施した。図 2.14 は現地調査で得られた AGB 計測値とドローンによるレーザ測量データで推定した AGB 計算値の比較である。この結果、現地調査に対して 20%以内でドローンによる AGB 観測が出来ることを示した。この結果を元に調査地点全域を対象にドローンによる AGB 観測結果と GEDI の AGB 推定値を比較した結果を図 2.15 に示す。図 2.15 には現地調査地点を含む GEDI 観測地点の他に GEDI 観測時から現地調査時までには間伐の影響を受けているデータ、及び 2.1.3.1 で明らかになった地盤標高の推定誤差が特に大きな観測データも含んでおり、これを除いた統計値は $MAPE=22.28\%$, $r=0.9$, $bias=-0.95[t/ha]$ であった。特に GEDI 観測後に間伐があった GEDI の AGB 推定値はドローン観測による AGB 観測に対して全体で 64.12%の MAPE を有しており、林冠高の比較では確認できなかった差分を確認できた。また地盤標高推定にて特に大きな誤差を有していた観測データに関して、AGB の推定誤差は 4 点のみではあるものの $MAPE=46.78\%$ となり、間伐の影響と同じく大きな AGB 推定精度の不確実性を含む結果となった。

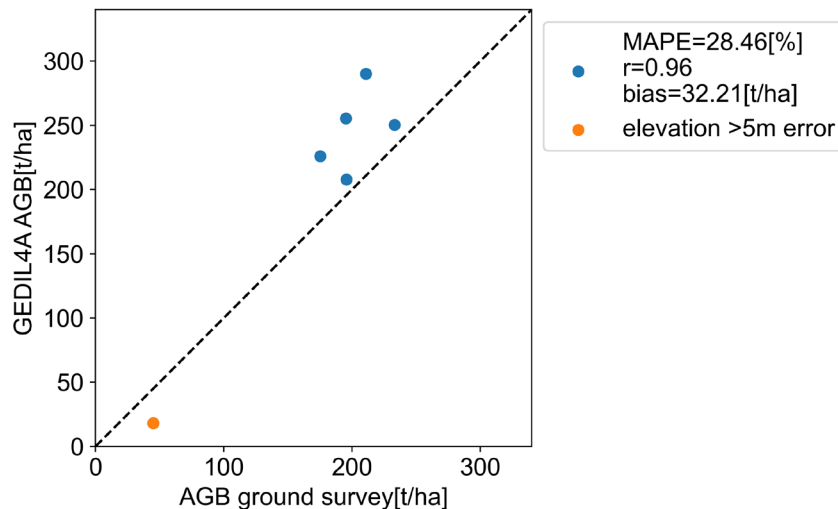


図 2.13 現地調査による AGB 計測と GEDI による AGB 推定値の比較

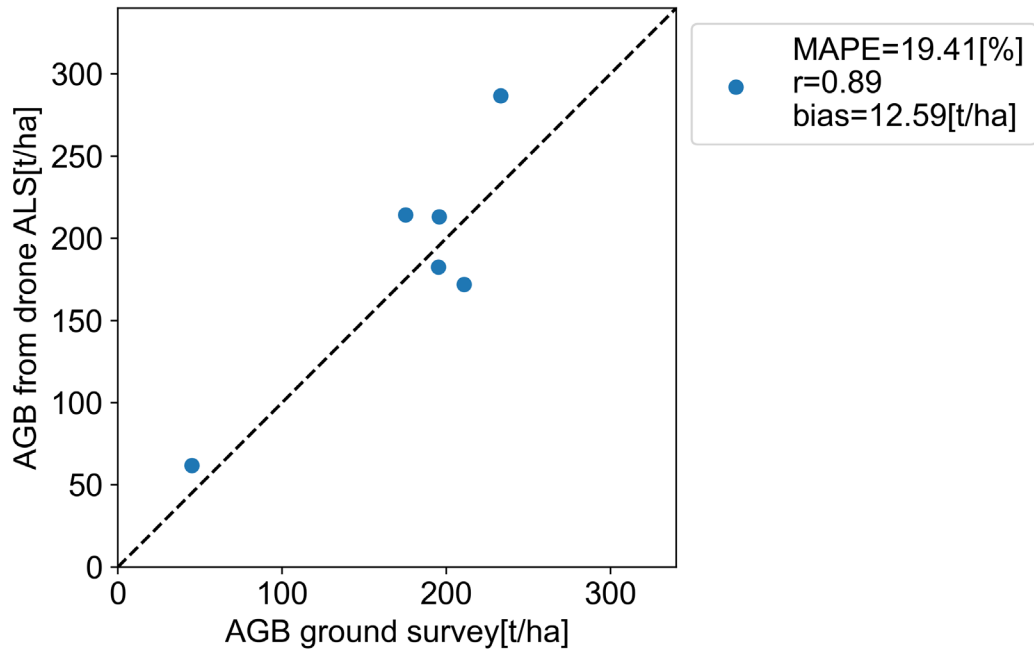


図 2.14 地上調査による AGB 計測値と地上調査データと
ドローンによるレーザ測量データを組み合わせた AGB 計算値の比較

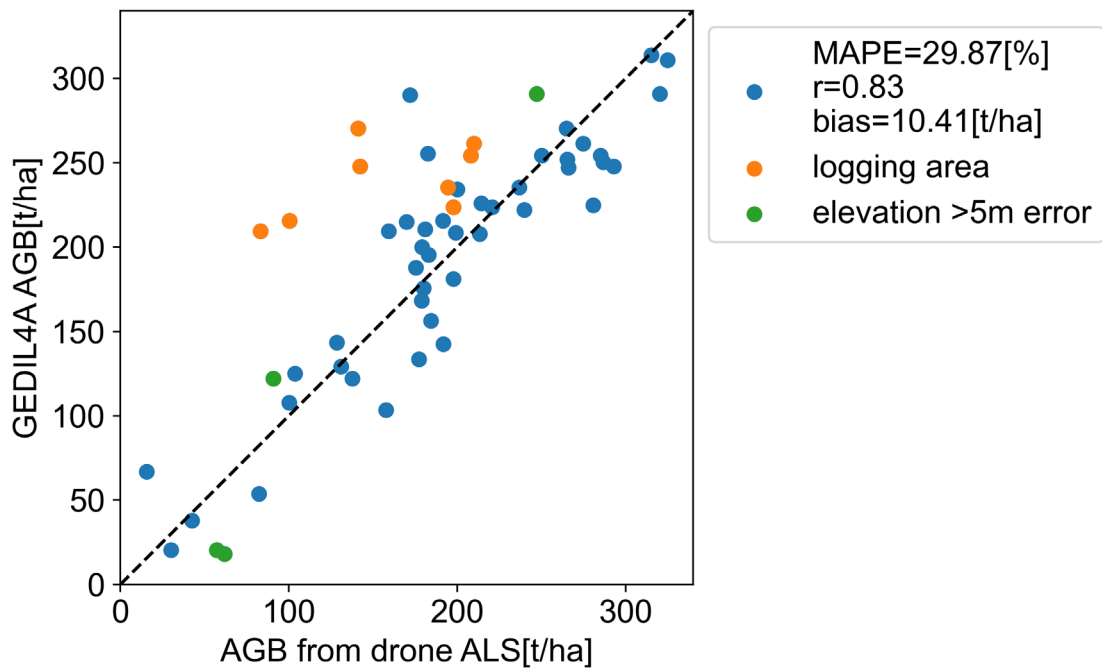


図 2.15 ドローンによるレーザ測量データから求めた AGB 計算値と
GEDI AGB 推定値の比較

2.1.4. 考察

本調査は GEDI の AGB 推定の実力を確認する為、1.2.1 でも記載した GEDI の AGB 推定アルゴリズムの根幹である地盤標高、林冠高の推定精度を確認しつつ検証を行った。地盤標高推定精度に関しては全体としておよそ 2m の誤差で地盤標高を推定できている一方で大きな誤差を生じているケースが確認された。地盤標高を上空側に誤推定しているケースは地盤由来の GEDI 波形の地盤由来の信号が樹冠由来の信号に埋もれ、樹冠中心に相当する位置を地盤標高として検出している傾向を確認した。また地盤標高を地中側に誤推定しているケースは、GEDI 観測波形やレーザ測量データから明らかに地盤由来の信号が出現しているのにも関わらず、地中側に出現したノイズを地盤由来のピークとして検出してしまったと考えられる。林冠高に関しても地盤標高と同様に 5%以内の精度で林冠高を推定できたが、地盤標高の誤差が大きなデータは林冠高の推定誤差も大きくなり、結果として両者の誤差は逆相関の関係である事も確認できた。また GEDI 観測後に間伐が実施されたと思われる地点での林冠高推定誤差は他のデータと比較して顕著な差は確認できなかった。これは GEDI フットプリント内の立木密度や植生状態で波形の形状は変化するものの、フットプリント内の最高樹頂に相当する RH98 は植林地など樹高がほぼ一定な森林においてはたとえ間伐が行われてもフットプリント内の最高樹頂は変化せず、結果として林冠高推定精度に大きな影響がなかったと考えられる。

AGB 推定については、直接胸高直径や樹高を計測して AGB を観測した現地調査と GEDI の AGB 推定結果を比較した場合の誤差は約 28%であった。AGB の計測において一番正確なのは対象樹木の伐採及び乾燥重量の計測だが、これは非常に労力のかかる作業であり現実的ではない。現在は IPCC により定められた GHG インベントリの Tier2 レベルの計測として八ヶ岳で実施した胸高直径と樹高から材積換算を行い、既存のバイオマス拡大係数や容積密度を用いて AGB を計測する手法が伐採による AGB 計測の代替として信頼できる計測値として認められている。昨今はより広域の AGB 計測を行うために ALS による AGB 推定が Tier3 の手法として国際的に認められている。ALS による AGB 推定は森林の構造や密度、樹種の多様性などの要因により Tier2 の現地調査に対して約 30%の誤差を含むと考えられており、今回八ヶ岳で実施したドローンによる AGB 観測は樹高のみで胸高直径を推定する非常に簡便なモデルを使用したほぼ同等の 20%以内の誤差で推定が出来ていた。GEDI の現地計測 AGB に対する推定誤差は 30%を切る値であり、ドローンによる AGB 観測と比較しても間伐による影響を入れても 30%以内、これを含めなければ約 22%の精度で AGB 計測が出来ることが確認でき、GEDI のポテンシャルが Tier3 の ALS による AGB 観測の精度を上回る可能性を確認できた。

2.2. 宇宙ライダー観測波形からの正確な地面標高推定手法の開発と 日本国内による AGB 推定精度向上効果

2.2.1. はじめに

2.1 章にて宇宙ライダー-GEDI による AGB 推定のポテンシャルは確認できたが、一方で地盤推定の誤差が AGB 推定誤差に大きな影響を与えることも確認した。実際に地盤標高推定から計算される RH は 1.2.1 にも記載した通り GEDI のアルゴリズムにおける AGB の主要な説明変数になっている [79,80]。さらに GEDI L4A アルゴリズムは世界中で収集した ALS を用いるシミュレータ [81] で生成した正確な地盤標高および地盤標高から導出される林冠高の情報が付随したシミュレーション波形と ALS データを計測した同時期・同地点の地上調査で得られた AGB のデータセットから構築した数式である為、AGB の導出には GEDI 観測波形から地盤標高が正確に推定されている前提がある。例として日本の常緑針葉樹を観測した GEDI の地盤標高推定と実際の ALS データからもう出された地盤標高の乖離がある例を図 2. 16 に示す。この地域の AGB の推定式は [80] より MODIS data product MCD12Q1 V006 の plant functional type (PFT) と大陸の組み合わせから式(2. 5)で示される。

$$AGB[t/ha] = 1.108 \times \left(-118.411 + 7.777 \times \sqrt{RH60 + 100} + 4.378 \times \sqrt{RH98 + 100} \right) \quad (2.5)$$

式(2. 5)のように地盤標高から計算される RH が AGB の説明変数となっており、地盤標高の推定結果で AGB の値が大きく影響される。この問題について先行研究では林冠高推定に複数のパラメータを使用する事 [102] や RH ではなく傾斜に対応した指標を用いた推定式を構築する手法や [103]、波形から直接林冠高 [98]、AGB を求める手法 [104] および X バンドの SAR である TanDEM-X とデータ融合により林冠高や AGB の推定精度を向上させる取り組みが実施されている [105,106]。

これらの研究に対し、本研究では GEDI 観測波形から地盤標高を高精度に推定する事で、GEDI L4A アルゴリズムのポテンシャルを発揮し AGB 推定精度向上に寄与することに着目した。GEDI 観測波形からの地盤標高推定について、先行研究では高密度の林冠を通過する際にレーザが減衰し地表面からの反射が弱くなる事 [107] や熱帯林の密な枝葉による多重散乱が観測波形を複雑化し、既存の信号解析アルゴリズム [108] では地盤標高の推定誤差が増加する [109] ことが知られている。本研究ではこれらの条件下でも GEDI 観測波形から地盤由来の信号を識別できる手法を開発し、既存研究のように AGB 推定精度を研究対象地域のみを最適化するアプローチではなく、全球にわたる GEDI 観測波

形による AGB 推定精度そのものを向上させる事を目的とする。本目的の第一段階として、日本国内の ALS のデータが存在する地域を対象に、深層学習を用いた GEDI 波形内の地盤標高推定手法の提案とその精度、および標高推定精度の向上による林冠高や AGB 推定精度の向上に関する結果を示す。

shot_number : 87990100300287920
 latitude:35.146266, longitude:138.503576

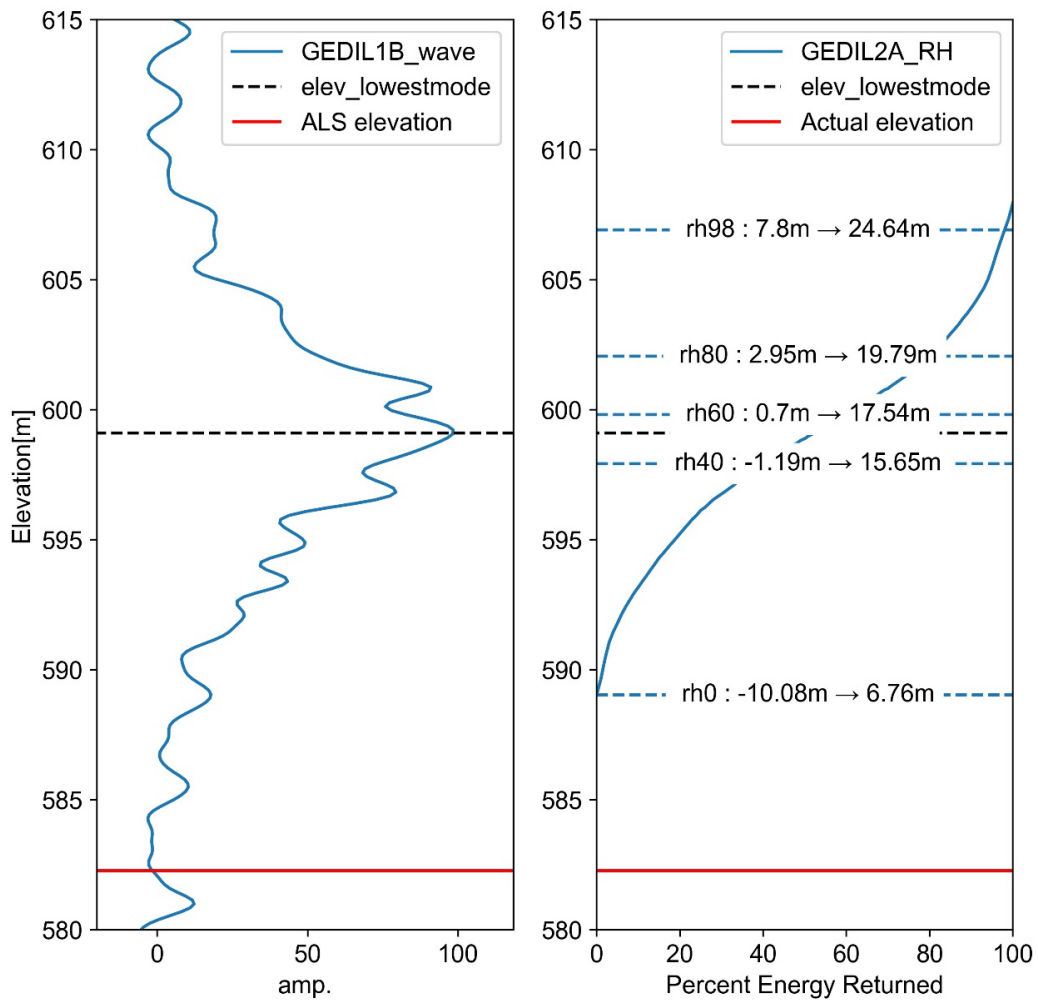


図 2. 16 GEDI L1B の観測波形と GEDI L2A の Relative Height (RH). GEDI L2A の地盤標高推定地点(elev_lowestmode)と実際の標高を示す。

2.2.2. データと手法

2.2.2.1. GEDI データ

GEDI データについて、現在 Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC, <https://lpdaac.usgs.gov/tools/data-pool/> (accessed on 1st August 2023))で公開されている GEDI ミッションのプロダクトの中で、地理座標付き観測波形プロダクトである Level 1B(GEDI L1B)と地理座標付き標高及び林冠高プロダクトである Level 2A(GEDI L2A)を 2019 年 4 月から 2021 年 12 月まで観測したデータを収集した。また Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center(ORNL DAAC)で公開されている Footprint Level Aboveground Biomass Density である Level 4A (GEDI L4A) データを同じ時期・領域で収集した。これらのプロダクトのデータをフットプリント毎に発行された一意の ID(*shot_number*)で紐づけを行った。GEDI L1B 内には有効な観測波形か否かを判別するフラグ(*stale_return_flag*)があり、これを用いて有効な波形が観測されていないデータは解析対象から除外した。GEDI L4A については AGB が計算されているデータのうち、NPP VIIRS Global Land Surface Phenology Product[110]から求められた落葉に関するフラグが無く着葉していると判断され、GEDI L4A アルゴリズムとして世界中の植生・地域ごとに収集した GEDI シミュレーション波形と現地調査データで数式モデル化された AGB 推定式[80]が予測できる信頼区間の上限(*response_max_value*)及び下限(*response_min_value*)の範囲内にあるデータのみ使用した。

2.2.2.2. Digital Elevation Model (DEM)によるスクリーニング

GEDI データには一部雲やヘイズからの反射信号を記録したデータが含まれる場合がある。これらの影響を除外する為、GEDI 観測地点の緯度経度座標とその楕円体高についてジオイド(EGM2008)を用いて標高値に変換し、30m 解像度の全球 Digital Elevation Model (DEM)である AW3D[111]の標高値より 100m 以上乖離しているデータは解析から除外した。なお 1km グリッドで地盤標高をマッピングした GEDI L3 プロダクト以降でも同様に Shuttle Radar Topography Mission(SRTM)のデータを用いて同様のスクリーニングを実施している[112]。AW3D は JAXA EORC が公開している Version 4.1 を使用した[113]。

2.2.2.3. 研究対象地

研究対象地として、CC BY 4.0 に基づいたオープンデータとして G 空間情報センター [114] が ALS データを広域に公開している静岡県(Site 1)、および ALS データと材積マップが整備されている大分県(Site 2)、富山県(Site 3)、北海道津別町(Site 4)を対象とした。

Site 1 は全体的に温暖な海洋性気候である一方で多くの山岳地帯を有する為標高範囲が広く急峻な地形が多く存在し、植生においては常緑広葉林、落葉広葉林、針葉林が存在する。Site 2 は Site 1 と同じく比較的温暖で林業が盛んな地域であることから主な植生はスギ等の常緑針葉林であり、Site 3 は急峻な地形で Site 1 や Site 2 とは異なり寒冷な気候で広葉樹が大半を占めており常緑針葉樹の植林地が解析対象森林全体の 20%程度の割合である。Site 4 は亜寒帯気候で針葉樹においてもスギ・ヒノキよりカラマツ・エゾマツ・トドマツが主な植生である。

2.2.2.4. データセット

Site 1 から Site 4 における解析に使用した GEDI 観測地点を示した図を図 2. 17 に示す。使用する GEDI の観測データは 2.2.2.2 においてスクリーニングを実施したデータかつ、ALS 観測時期との時間的ギャップとして 2 年以内に収まっており検証において有効に利用できるかと判断するデータを使用した(<https://gedi.umd.edu/science/calibration-validation/>)。ALS データは日本測地系 2011 平面直角座標系、4points/m² の計測密度で整備されている。地盤標高の正解データとして GEDI 観測フットプリント内の ALS データにおける地面フラグがついた点群を用いて平面フィッティングを行い、その中心標高を用いた。また平面フィッティングした際の傾斜角を誤差要因解析に使用した。

林冠高に関しては ALS データを用いて Canopy Height Model(CHM)を導出し、その 98 パーセントイルを正解データとした。CHM 計算にあたり、フットプリント内において地面や人工物のみ存在する場合は解析の対象から除外した。

AGB に関しては Site 2 から Site 4 において ALS 範囲内かつ樹種が明らかな一部の地点において ALS データを取得した測量会社によって次のように導出された。まず初めに先行事例[115]を元に、各 Site の現地調査にて胸高直径(DBH)を計測し、ALS データや同時に取得した空中写真で判読できる樹頂点及び樹冠径との関係式を樹種ごとに導出し材積マップを作製した。作成した材積マップと日本国温室効果ガスインベントリ報告書 [39]にて定められた樹種ごとの拡大係数(BEF)および容積密度(D)を用いてヘクタール当たりの AGB を算出した。この算出された AGB を GEDI 観測波形から推定される AGB に対する正解データとして使用した。ただし広葉樹においては樹冠を単木毎に分離

がするのが難しく適切に材積推定が出来ないことや[116], 実際に Site 2 および Site 3 における広葉樹の材積推定には明らかな異常値が含まれていたため, 本研究において広葉樹を観測した GEDI 観測データについては地盤標高および林冠高推定の評価対象には含めるが AGB に関しては評価対象から除外した.

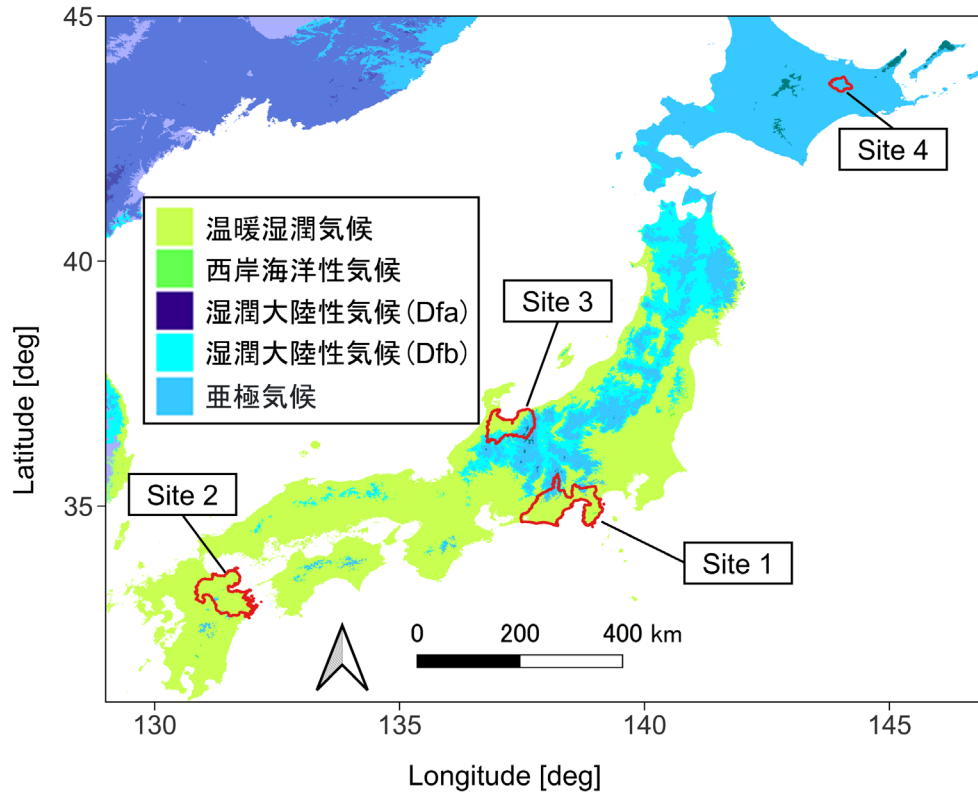


図 2.17 国内における ALS・材積マップを用いた広域調査地域

2.2.2.5. 深層学習を用いた GEDI 観測波形における地面標高の推定手法

本研究において, 従来のピークフィッティングによる地盤標高推定に対し 1420 のサンプル数(bin)で構成された GEDI 波形を入力とし(図 2.18 内 Input), 同座標の ALS データから求めた直径 25m の中心標高にあたる観測波形内の地盤由来信号位置(図 2.18 内 Output)を出力する ResNet18[117]を参考とした深層学習モデル(図 2.18)を開発した[118]. この深層学習モデルの構築及び評価の為に研究対象地 Site1 から Site 4 における 2.1.2.2 の手法で観測座標を補正した GEDI 観測波形と補正後座標の ALS データから得られる地盤標高のデータセットを作成した. この深層学習モデルは Site 1 のデータセットの 90%に相当する学習用データセットで構築した.

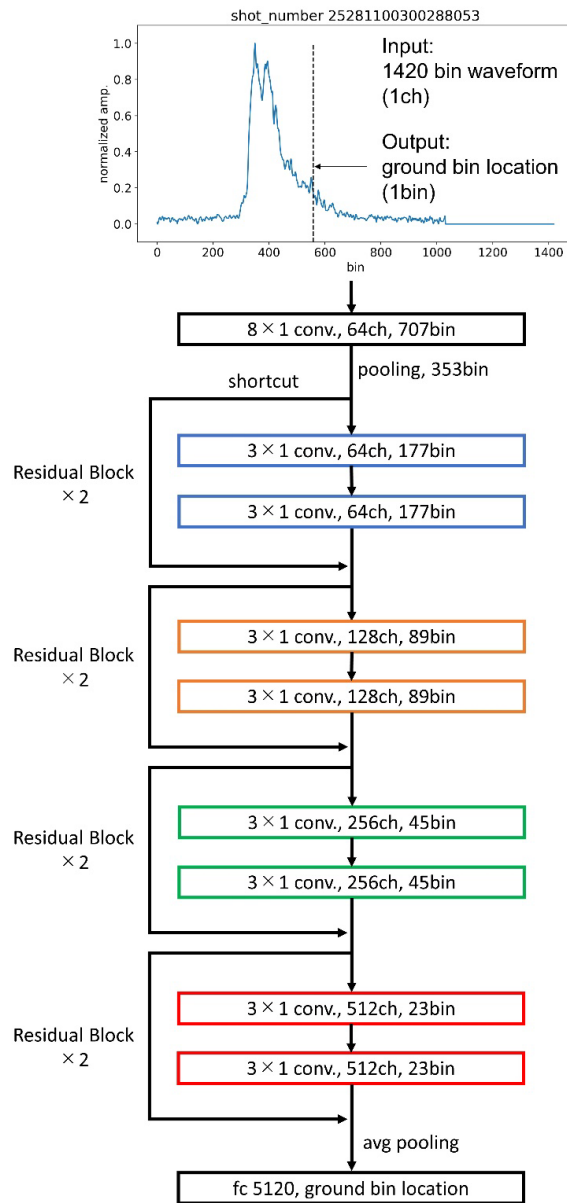


図 2. 18 GEDI 波形から地盤標高推定を目的とした深層学習モデル

深層学習の手法にて、既に大量のデータで構築されたモデルパラメータを初期値とし、そのモデルとは別目的のタスクに関連するデータセットを少量使用し再度学習を行うことで少量データでも目的に応じた深層学習モデルを構築できる転移学習という手法がある[119]. 本研究ではこの手法に注目し、Site1 で構築した地盤標高推定モデルに対して Site 2 から Site 4 のデータセットを用いた転移学習を実施し Site2 から Site 4 毎の地盤標

高推定モデルの効果を検証する。Site 2 から Site 4 の半数のデータセットを転移学習用の学習用データとして使用し、残りは評価用データとして使用する。また転移学習に使用するデータ数と地盤標高推定精度の変化を調査する為、転移学習の学習用データ全数を使用する場合とは別に 10 から 1500 の範囲で使用する学習用データを制限した場合の転移学習モデルの評価も実施した。学習用データの制限については転移学習に使用するデータ数だけ Site 2 から Site 4 の学習用データからランダムに選択後転移学習を実施し、評価用データで評価するプロセスを 10 回行い、評価結果の平均値と標準偏差を求めた。

2.2.3. 結果

2.2.3.1. 地面標高

図 2. 19 に ALS で求めた補正済座標における ALS データから算出した GEDI フットプリント内平均標高に対する GEDI のアルゴリズムで推定した地盤標高 (*elev_lowestmode*), 本研究で使用した Site 1 のデータで構築した深層学習モデルによる推定地盤標高および Site 1 以外で Site 2, Site 3 の転移学習用データを用いて転移学習を行ったモデルで推定した地盤標高を比較した結果を示す。全体の傾向として深層学習モデルを用いた手法は GEDI L2A の推定標高より高い精度で Site 1 から Site 4 の GEDI フットプリント内の平均標高を推定できたことを確認した。また bias の値から GEDI のアルゴリズムによる推定地盤標高は実際の地盤標高より上空側へ推定する傾向があることも確認できた。Site 別に確認すると、Site 2 に関しては Site 1 のデータのみで構築した深層学習モデルにより地盤標高推定精度が RMSE で 3m 程度改善されたが、転移学習による大きな改善効果は確認できなかった。一方 Site 3 の結果は Site 1 のデータのみで学習した深層学習モデルでは大きな改善は見られなかったものの、転移学習を実施したモデルを用いる事で Site 2 と同程度に改善された。Site 4 は全ての Site の中で GEDI アルゴリズムによる地盤推定誤差が一番小さく、本研究で構築した深層学習を用いた手法で更に誤差が低減し、転移学習を用いてさらに改善する事を確認した。

地盤標高推定精度の要因として、Site 1 から Site 4 の検証データ全てを対象に GEDI 波形内における地盤標高推定 bin 位置の振幅と無信号区間でのノイズとの比である SNR(*groundbin_SNR*) と地盤標高推定精度の関係を図 2. 20 に示す。ALS データで求めたフットプリント内平均標高との誤差に対する *groundbin_SNR* の関係について、*groundbin_SNR* の値が大きくなると地盤標高推定精度が向上することを確認できた。GEDI アルゴリズムの地盤標高推定は *groundbin_SNR* が増加しても上空側への誤差が顕著であり、地盤標高精度向上は確認できなかった。一方本研究の深層学習を用いた手法

では *groundbin_SNR* が小さい場合は地中側への誤差が大きいが *groundbin_SNR* の増加と共に地盤標高推定精度が向上し, RMSE も減少する傾向を確認できた. 同じく GEDI 観測フットプリント内平均傾斜と地盤標高推定精度の関係を図 2.21 に示す. 推定地盤標高の誤差とフットプリント直径 25m 内の平均傾斜との関係に関して, 両推定手法とも傾斜角の増加に応じて RMSE が大きくなる傾向を確認した. また深層学習による地盤標高推定手法は GEDI の地盤標高推定手法と比較して傾斜角が大きくなっても推定誤差の上昇を抑え込んでいることを確認した.

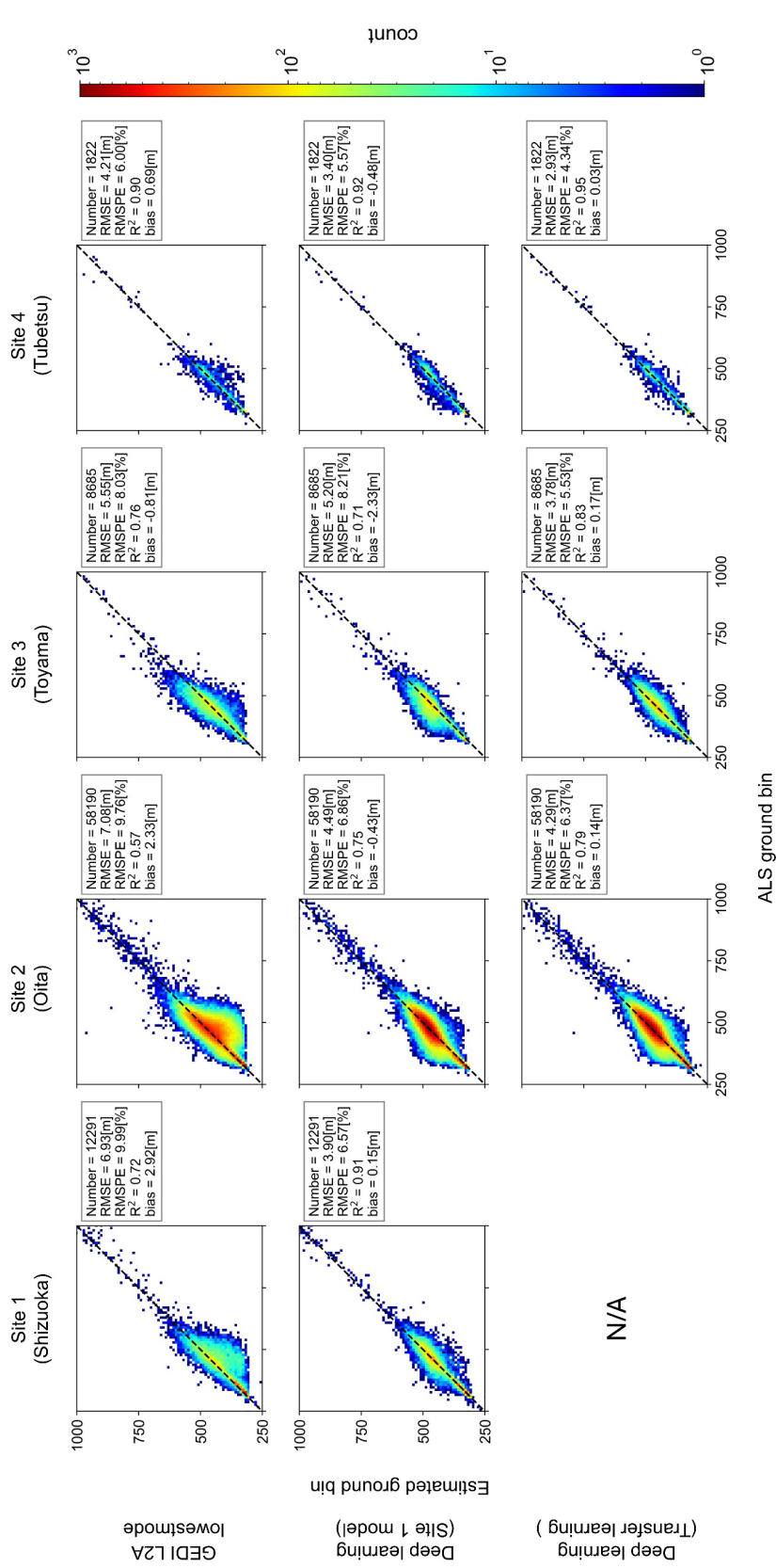


図 2.19 各手法による地盤標高推定精度. 横軸は ALS データから算出した地盤標高, 縦軸は各手法による推定地盤標高(bin で表示)
 上段: GEDI アルゴリズム, 中段: Site 1 のデータで構築した深層学習モデル, 下段: Site 2 から Site 4 のデータを用いた転移学習

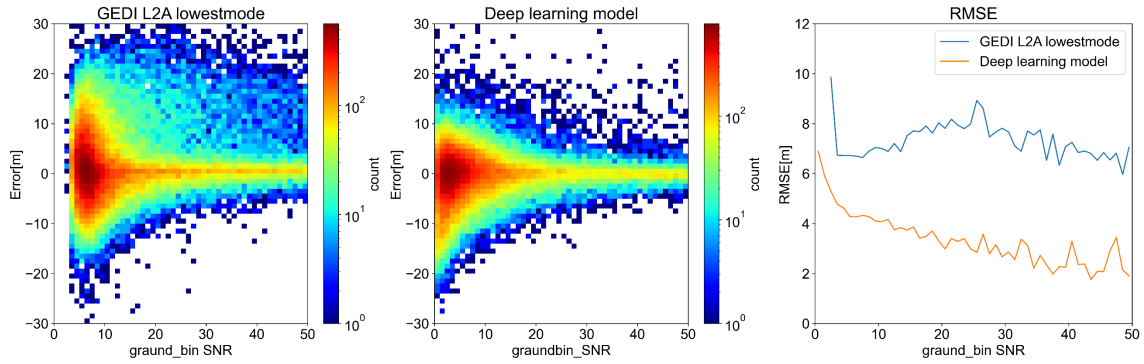


図 2.20 GEDI 波形内における地盤標高推定 bin 位置の振幅と無信号区間でのノイズとの比である SNR(*groundbin_SNR*) と地盤標高推定精度の関係

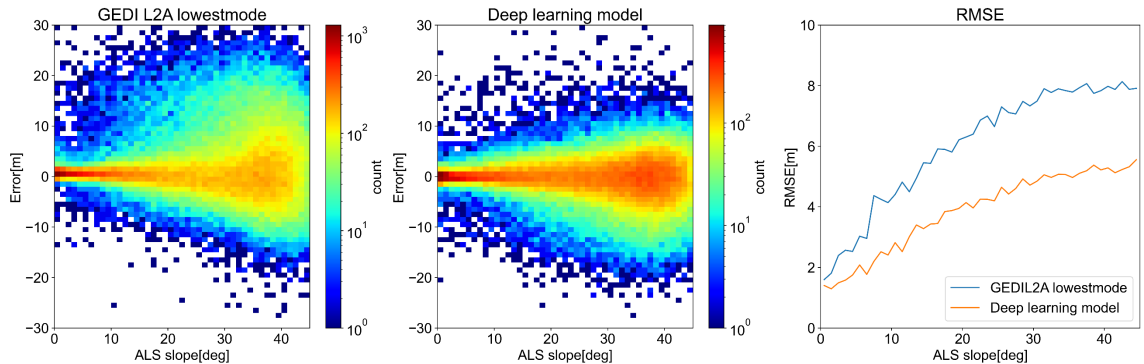


図 2.21 GEDI 観測フットプリント内平均傾斜と地盤標高推定精度の関係

転移学習に使用するデータ数と地盤標高推定精度の関係を図 2.22 に示す。図中の黒破線は全ての転移学習用データを使用した場合の推定精度を示している。全体的に転移学習用のデータを増やすと Site 1 のみで構築したモデルに比べ Site 2 以外で推定精度が向上した。また 200 前後までは各 Site のデータを増やし転移学習を行うことにより急速に地盤標高推定精度が向上するのに対し、それ以上ではデータ追加に対する推定精度の効果が顕著ではなかった。地域別に注目すると、Site 2 においては 50 から 100 程度のローカルデータを用いて転移学習すると元の Site 1 のみで構築した地盤標高推定モデルと比べ推定精度が悪化した。Site 4 に関しても Site 2 と同様に 100 以下のごく少数の追加データでは転移学習のモデルの方が推定精度を悪化させてしまう傾向であった。Site 3 に関しては転移学習において 10 程度のごく少数のデータを追加するだけでも転移学習による地盤標高推定精度が向上する事を確認した。

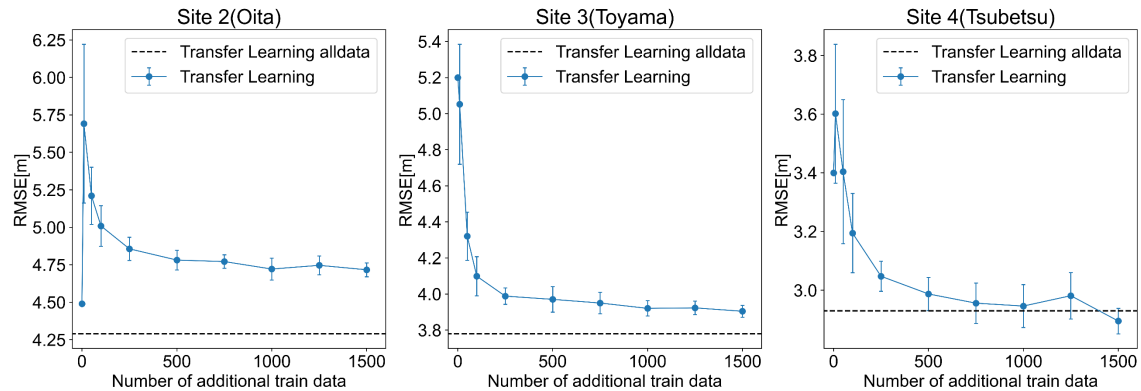


図 2.22 Site 2 から Site 4 における転移学習に使用するデータ数と地盤標高推定精度の変化

2.2.3.2. 林冠高

図 2.23 に林冠高の正解データとして使用した ALS から求めた CHM 98%パーセンタイルと GEDI の地盤標高推定アルゴリズムから計算された RH98 及び本研究で使した地盤標高推定手法を用いて再計算された RH98 の値を比較した結果を示す. この結果から, GEDI の地盤面推定アルゴリズムから計算され L2A プロダクトに格納されている RH98 に対し, 本研究の地盤標高推定手法を用いて再計算した RH98 が ALS から求めた CHM 98%パーセンタイルとの RMSE が小さくなる事を確認した. また転移学習モデルによる RH98 再計算値も地盤標高推定の結果と同じく Site 2 にて顕著に RMSE の低減が確認できた.

2.2.3.1 の地盤標高推定と同様に林冠高推定精度の要因調査の為, 各手法の GEDI 観測波形から求めた RH98 と林冠高の正解データとの誤差と *groundbin_SNR* の関係を図 2.24 に, ALS から計算されたフットプリント内平均傾斜との関係を図 2.25 に示す. RMSE の計算にて外れ値による影響を除外する為, 各条件にてエラー上位 5%を除外し RMSE を計算した値を示した. この結果より標高推定精度の要因解析で示した図 2.20 や図 2.21 と同様の傾向であることを確認した.

林冠高の推定精度に関して地盤標高推定誤差以外の影響を確認する為, 図 2.19 で示した地盤標高推定誤差がゼロである場合, 地盤標高推定結果から再計算して求められる RH98 と林冠高の正解データとの比較および RMSE を図 2.26 に示す. 図 2.23 と比較して RMSE が減少しているものの, 林冠高の正解データとの比較において地盤面推定誤差が仮にゼロだったとしても約 5m 前後の RMSE が生じる事を確認した.

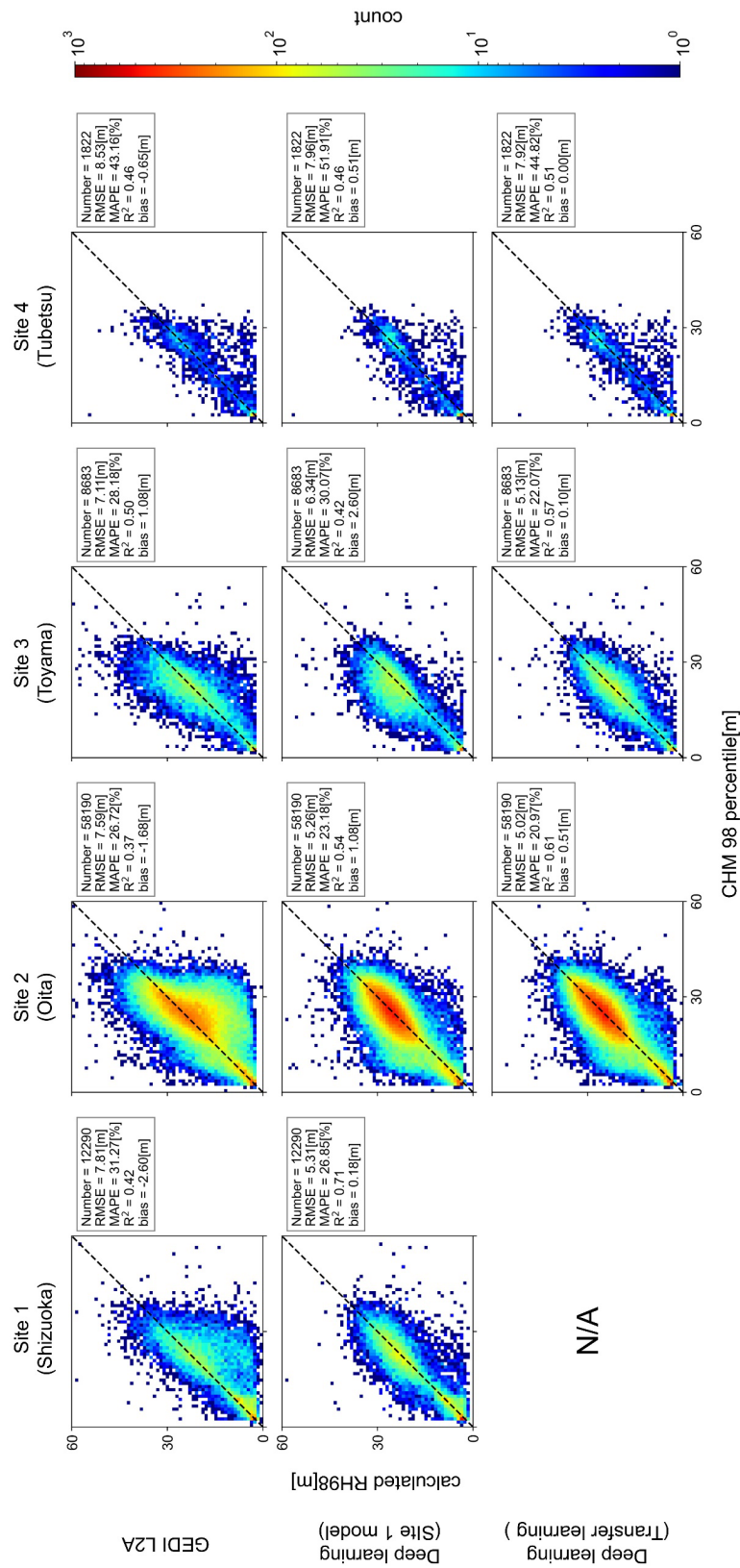


図 2.23 各手法による林冠高推定精度. 横軸は ALS データから算出した CHM 98%パーセンタイル, 縦軸は各手法による推定地盤標高で計算された RH98

上段: GEDI アルゴリズム, 中段: Site 1 のデータで構築した深層学習モデル,

下段: Site 2 から Site 4 のデータを用いた転移学習

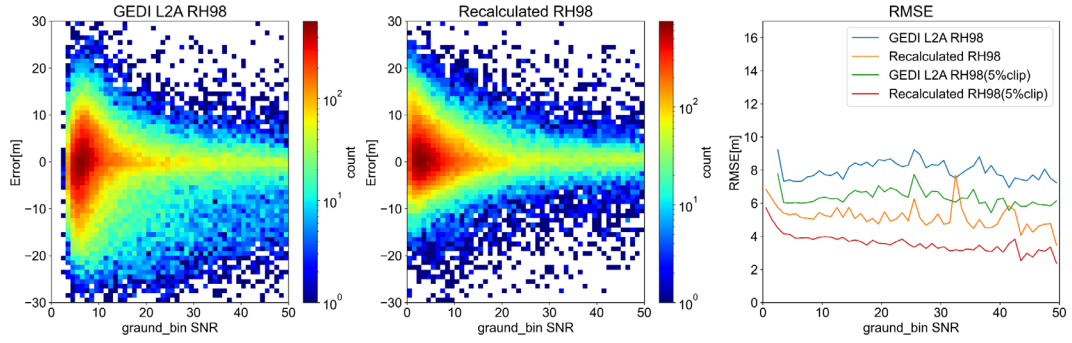


図 2. 24 GEDI 波形内における地盤標高推定 bin 位置の振幅と無信号区間でのノイズとの比である SNR(*groundbin_SNR*) と林冠高推定精度の関係

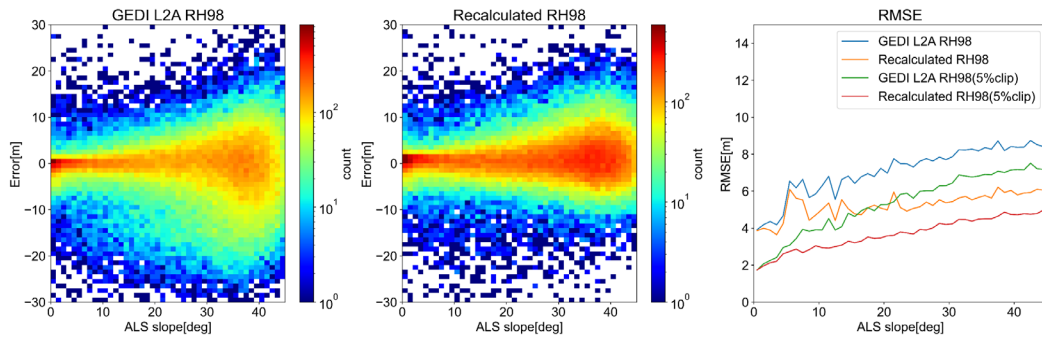


図 2. 25 GEDI 観測フットプリント内平均傾斜と林冠高推定精度の関係

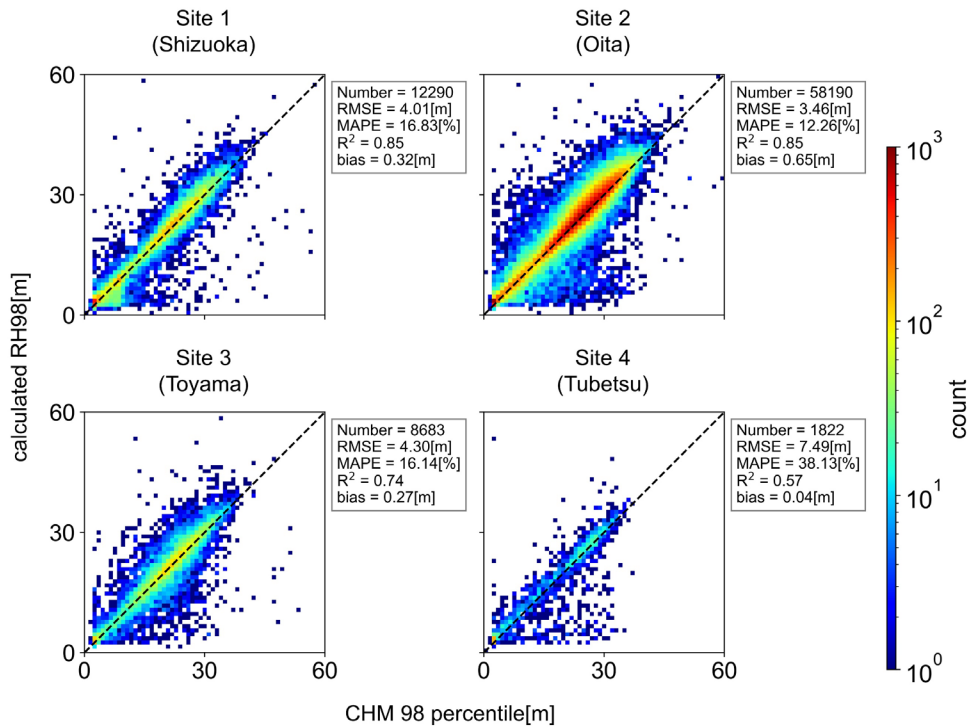


図 2. 26 ALS から算出された地盤標高を適用した場合の各 Site の林冠高推定精度

2.2.3.3. AGB

図 2.27 に Site 2 から Site 4 において 2.2.2.4 で求めた AGB を正解データとし, GEDI L4A プロダクトに格納された AGB 推定値及び本研究で再計算し求めた AGB 推定値との比較結果を示す. この結果から, 林冠高と同様に GEDIL4A プロダクトの AGB より本研究の手法で地面標高推定を実施した結果を元に再計算した AGB の値の方が正解データの AGB との RMSE が小さいことが確認できた. 転移学習の効果について確認した傾向と同様に Site 2 では大きな改善は確認できなかったが Site 3 や Site 4 では大きな RMSE の改善効果を確認した.

2.2.3.1 や 2.2.3.2 と同様に AGB 推定精度の要因調査の為, 各手法の GEDI 観測波形から求めた RH98 と AGB の正解データとの誤差と *groundbin_SNR* の関係を図 2.28 に, ALS から計算されたフットプリント内平均傾斜との関係を図 2.29 に示す. RMSE の計算にて外れ値による影響を除外する為, 各条件にてエラー上位 5%を除外し RMSE を計算した値を示した. この結果は標高推定精度の要因解析で示した図 2.20 や図 2.21 および林冠高推定精度の要因解析で示した図 2.24 や図 2.25 に対して顕著な傾向は見られなかったものの, *groundbin_SNR*が増加すれば AGB 推定精度が向上し, フットプリント内平均傾斜が増加すれば AGB 推定精度が悪化するという同様の傾向であることを確認した.

また図 2.26 と同様に, 仮に地盤推定誤差がゼロの場合に計算される RH を用いて AGB を再計算した結果および AGB 計算に使用する推定式を各 GEDI フットプリントにおける MODIS の植生タイプではなく現地計測で判明した植生を対象とした推定式を適用して再計算した AGB と正解データを比較した結果およびその RMSE を図 2.30 に示す. Site 2 から Site 4 において転移学習の結果と比較しても地盤標高誤差をゼロにしても大きな AGB 推定精度改善は確認できなかった. また AGB 計算に使用する式やパラメータについて現地データを用いて最適化しても大きな改善は確認できなかった.

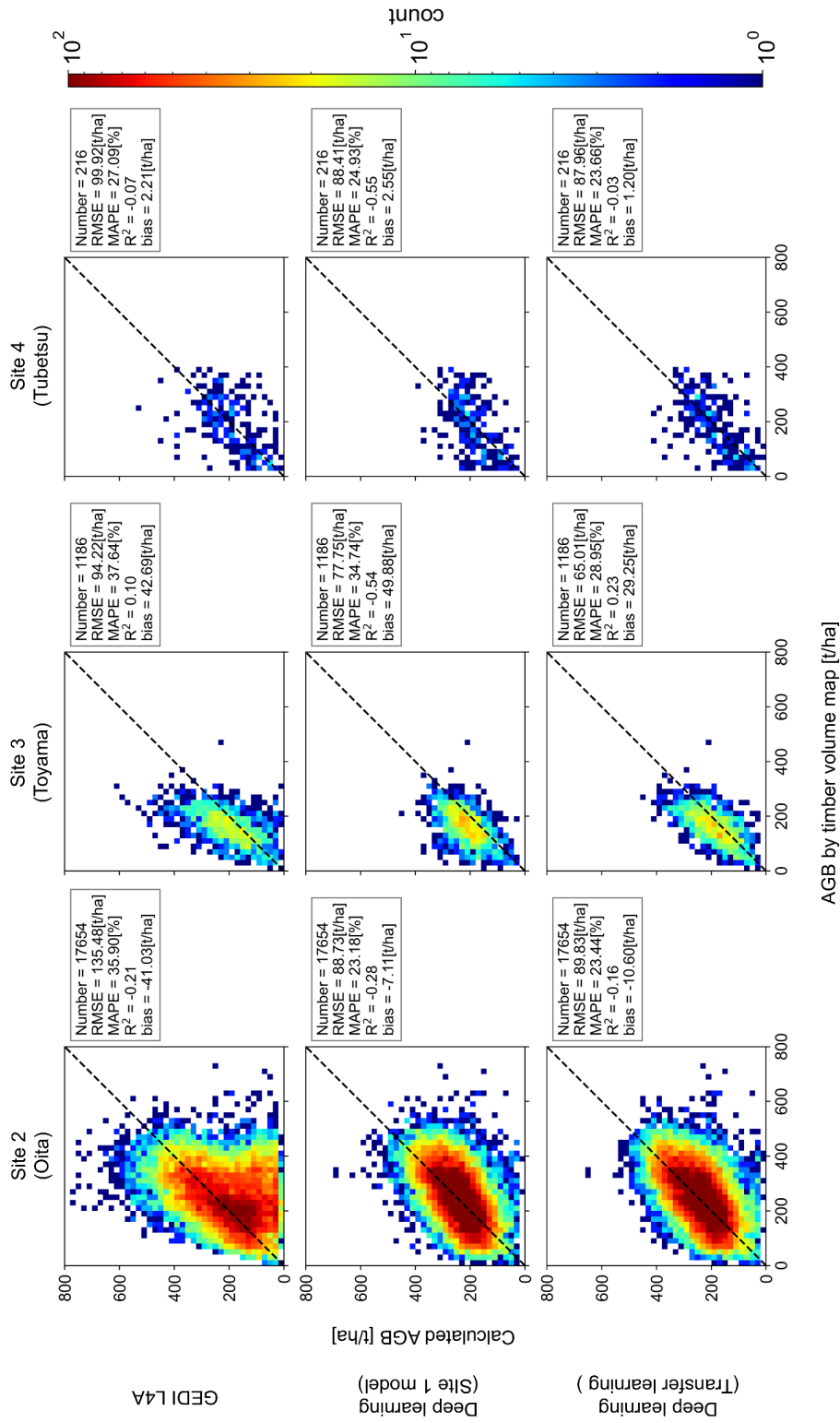


図 2.27 各手法による AGB 推定精度. 横軸は材積マップから算出した AGB,

縦軸は各手法による推定地盤標高を元に計算された AGB

上段: GEDI アルゴリズム, 中段: Site 1 のデータで構築した深層学習モデル,

下段: Site 2 から Site 4 のデータを用いた転移学習

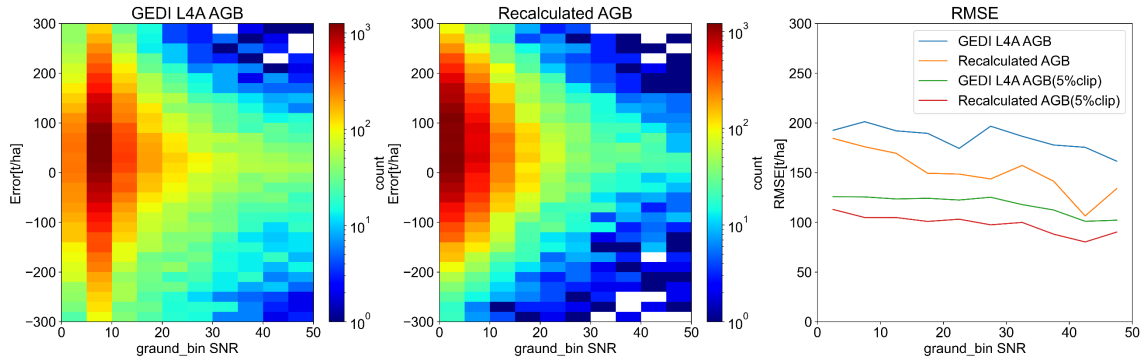


図 2.28 GEDI 波形内における地盤標高推定 bin 位置の振幅と無信号区間でのノイズとの比である SNR(*groundbin_SNR*) と AGB 推定精度の関係

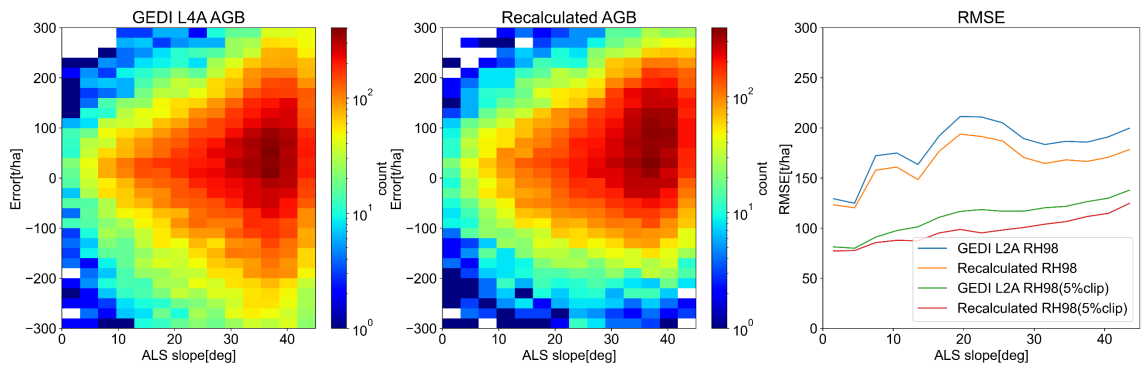


図 2.29 GEDI 観測フットプリント内平均傾斜と AGB 推定精度の関係

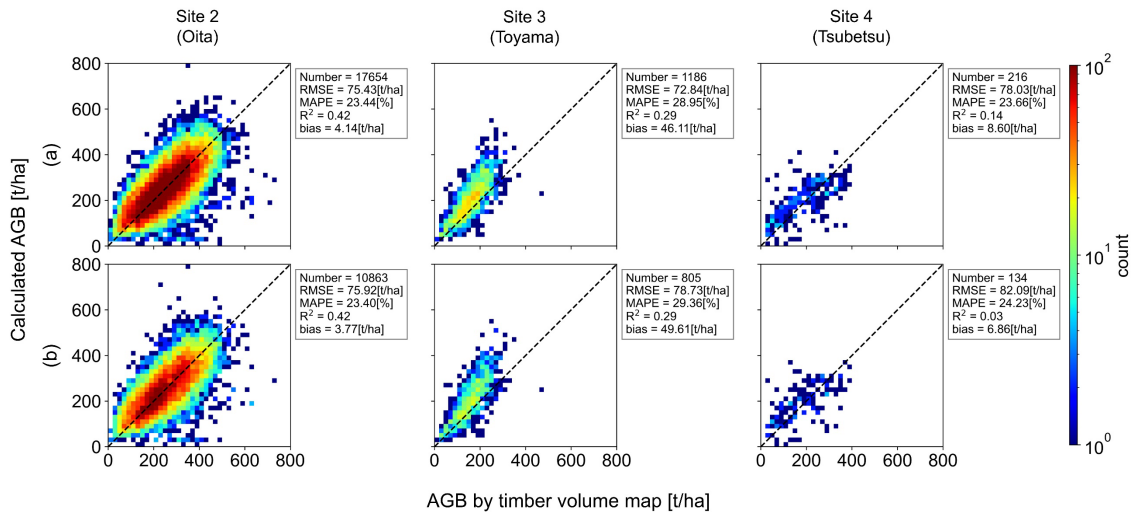


図 2.30 ALS から算出された地盤標高を適用した場合の各 Site の AGB 推定精度
 (a) ALS から算出された地盤標高を適用し導出した RH を用いた AGB 推定値
 (b) (a) に対して更に現地植生を用いて GEDI 推定式を最適化した場合の AGB 推定値

2.2.4. 考察

2.2.4.1. 深層学習による GEDI 波形内の地面標高推定の向上

図 2. 19 の Site 1 から Site 4 の結果から, GEDI 観測波形からの地盤標高推定について GEDI L2A プロダクトより本研究の深層学習を用いた手法の方が高い推定精度を得られることを確認した. これは GEDI L2A プロダクトの地盤標高推定においては GEDI 観測波形平滑化後のピークフィッティングにて地面からの信号を推定するのに対し, 本研究の手法は深層学習にて観測波形の特徴を捉える為, 地面からの反射信号が観測波形内に明確に表れていなくても地盤標高推定が出来たと考える. 一方で GEDI 観測波形において地盤面からの信号が明らかでない波形でも地盤標高が推定できるよう深層学習のモデルを構築している影響で *groundbin_SNR* が低い場合, GEDI 観測波形の裾野を不適切に地面標高と推定する傾向が確認でき, 結果として図 2. 19 にて深層学習を用いた地盤標高推定手法は *groundbin_SNR* が低い場合実際の地盤標高より地中側に推定する傾向を確認できた.

本研究にて提案した深層学習による地盤標高推定の結果について, 深層学習モデルの学習に使用した Site 1 および Site 2 での推定精度に比べ, Site 3 の推定精度が低い結果となった. この原因として学習データと検証データとの気候や地形の違いが考えられる. 気候や地形の違いは森林構造に影響を与える事から [120,121], 深層学習のモデルに使用した Site 1 のデータに含まれない植生および地形条件が Site 3 に含まれていたと考えられる. Table 2 から, Site 1 の学習データで構築された深層学習モデルの地盤標高推定は Site 1 および Site 2 の広葉樹では GEDI L2A より高精度に推定出来ているのに対して Site 3 では精度改善が確認できなかった. これは Site 1 の急傾斜地も含む針葉樹および広葉樹の森林では, Site 3 の日本海に面し寒冷な気候で生育している広葉樹をカバーできず, Site 1 の学習データに含まれない立体構造を有する Site 3 の広葉樹の地盤標高推定が悪化したと考えられる.

2.2.4.2. 深層学習モデルの転移学習による地面標高推定精度向上効果

図 2. 22 の転移学習に関する結果において Site 3 においては大きな精度向上を確認できた. また転移学習として追加するデータが少なくなるほど地盤標高推定の RMSE が大きくなる傾向を確認した. これは転移学習に使用する GEDI 観測波形が少量の場合はその地域の特徴を十分反映することなく局所性を持つようになり, 転移学習対象地域の地盤標高推定精度の向上に寄与しなくなると考えられる. 地形や植生の代表性を解釈する

為のサンプル数は重要であり[122], 今回の研究で構築した深層学習モデルの転移学習によるパラメータ再設定にて県レベルの領域では 200 程度の追加データセット数を用意することで対象領域の代表性を十分表現し, 地盤標高推定精度の向上に寄与するという結果を得た. このデータセットは座標補正された宇宙ライダーの観測波形と同地点の標高を用意することで実現できる為, ALS データが無くても先行研究のように地域レベルの高精度 DEM 等を用いた GEDI 観測データの座標補正を実施し[99]教師データを作成することができると考えられる. また樹冠率が高くない森林における SfM データで取得された地盤高[123]などを用いて転移学習に必要なデータセットを作成し精度向上を図ることが出来るを考える. 一方で転移学習による大きな精度向上が確認できなかった Site 2 に関しては Site 3 と同じ転移学習に使用するデータセット数と地盤標高推定精度の関係は確認できたが, Site 1 のデータのみで構築したモデルよりも RMSE が増加する結果となった. 本研究の転移学習においては学習時に全てのパラメータを変化させるため, 転移学習用データとして選択した GEDI 観測地点の局所的な波形によっては過剰適合により意図しないパラメータセッティングされた可能性がある[124].

2.2.4.3. 地面標高推定精度向上に伴う林冠高, AGB の推定精度の向上

GEDI 観測地点の地盤標高推定誤差が正解データに対してゼロであっても林冠高や AGB の正解データに対する推定誤差はゼロにはならない結果となった. 林冠高に関してはフットプリント内の微地形やフットプリントサイズに応じた林分の垂直構造の変化が影響し, 宇宙ライダーからの林冠高推定精度が悪化する指摘[125]に対応する結果と考えられる. 同様に GEDI 観測波形内において正解データの地盤標高を用いて RH を再計算し, 加えて植生タイプを現地の植生に合わせて AGB 推定式を変更し再計算した AGB についても正解データの AGB に対して RMSE が顕著に減少しない事も確認した. 植林地の針葉樹で構成される Site 2 は図 2. 30 の結果に対して RMSE の改善が確認できた一方で Site 3 は不確実性が大きな広葉樹のデータは除き針葉樹の正解データのみと比較しているが正解データに対して過大推定する結果となった. 同じ樹種でも気候や土壌が変われば植物の生産性等に影響を与えるため[126,127], Site 毎に GEDI L4A アルゴリズムの当てはまりの良さの違いが生じたと考える. GEDI L4A のアルゴリズムは世界中のデータを取集し大陸レベルの地域と MODIS の植生タイプ毎にモデル化されたが[79], アルゴリズムに使用されたデータが少ない日本を含むアジアの AGB に関しては本研究結果以上の精度を求める場合, 現在の大陸レベルより地域を絞ったローカルなモデルを構築する必要があることを示唆している.

2.3. 開発した地面標高推定手法の熱帯林における適用可能性の評価

2.3.1. はじめに

2.2 章において開発した深層学習を用いた GEDI 観測波形からの地盤標高推定手法により日本国内における様々な植生タイプの森林において地盤標高指定だけでなく AGB 推定精度も既存の GEDI プロダクトの値より精度向上することが確認できた。一方で、日本国内で検証できた森林は亜寒帯から温帯までの気候区分に属する森林であり、熱帯林に関しては検証が出来ていない状況である。熱帯林は地球上で最大の炭素貯蔵庫の一つであり、その森林バイオマス (AGB) は大気中の CO₂ を吸収・固定する。これは将来の気候予測に必要な気候モデルに CO₂ の吸排出に関する炭素循環を組み合わせた地球システムモデルにおいて大きな役割を担っている。例えばアマゾンの熱帯雨林の大規模伐採による影響を気候モデルでシミュレートし気温上昇や降水量の減少の効果があつた [128]。このように熱帯林の AGB モニタリングは、炭素循環の動態を正確に把握し、気候変動対策を効果的に進める上で不可欠である。過去の AGB モニタリングによる推定では熱帯林全体で年間約 1.3 ペタグラムの炭素を吸収していると推定されている一方で、同時に森林減少により年間約 1.4 ペタグラムの炭素を放出していることも明らかになっている [129]。また長期の地上調査データからアマゾンの熱帯林が過去数十年で炭素吸収能力が減少していることや [130]、アフリカの熱帯林における炭素吸収能力の減少予測など [131]、熱帯林の炭素吸収に関して様々な報告が挙げられている。しかしながら、広域でアクセスが困難な熱帯林を定期的にモニタリングする事には課題がある事も知られている [132,133]。

この課題について、宇宙ライダーによる AGB 推定において熱帯林でも実力を発揮することが確認できれば、日本国内での検証結果もあわせ、ほぼすべての植生タイプの森林において GEDI による AGB 推定精度が GCOM-C の AGB プロダクトの検証点になり得ることを示すことになる。先行研究において熱帯林は高い樹冠率や森林構造および地形の複雑さから林冠高や AGB 推定に大きな不確実性をもたらすことが明らかになっている [102,134]。このような状況に関しても 2.2 で開発した手法を用いてこれらの不確実性を低減できるかを、データが入手できた熱帯林が生育する国外地域にて検証を行う。

2.3.2. データと手法

本研究では熱帯の気候かつ検証用のデータがある地点で実施する。図 2.31 は南米における GEDI の検証地点をプロットした図である。使用する GEDI 観測データは 2.2.2.1 および 2.2.2.2 においてスクリーニングを実施したものを使用する。ALS データに関しては Brazilian Agricultural Research Corporation(EMBRAPA)が公開している LIDAR データの内、GEDI 観測時期を考慮し 2017 年から 2020 年までに計測したものを使用した。AGB に関して現地調査や複数のリモートセンシングデータから算出された AGB マップを使用した[135]。南米では ALS データがあるため、2.2 で実施した 2.1.2.2 の手法で GEDI フットプリントの観測座標補正を行った。さらに 2.2.2.5 で紹介した深層学習による地盤標高推定手法と転移学習の効果を確認する為、転移学習用データと兼用データに 2 分割し、地盤標高、林冠高および AGB 推定精度を従来の GEDI のアルゴリズムから導出された値と本研究で開発した手法による再計算値それぞれで比較を行った。

また南米以外の検証地点に関して、アフリカ、インド、タイの熱帯林において ALS データは公開されていないもの、現地調査を元に整備された AGB マップが利用可能である為、これをを使用した[136]。図 2.32 に AGB マップと使用した GEDI データの座標を表示する。使用した AGB マップは 40m 解像度で整備されており、GEDI の位置不確実性である 10~15m より十分大きい為、GEDI の位置誤差修正を行わずに AGB マップの値と GEDI L4A および本研究で開発した地盤面推定手法で再計算した AGB との比較を行った。

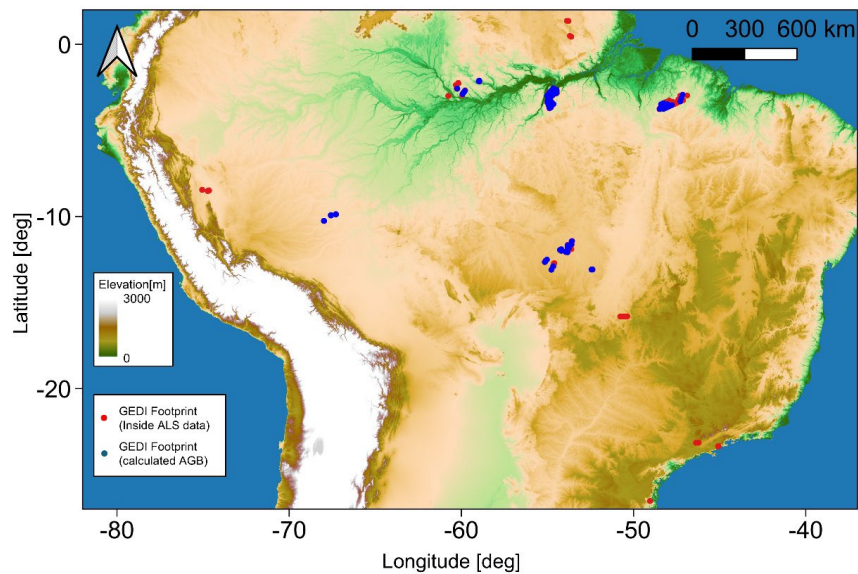


図 2.31 南米における ALS・AGB マップを用いた調査地域

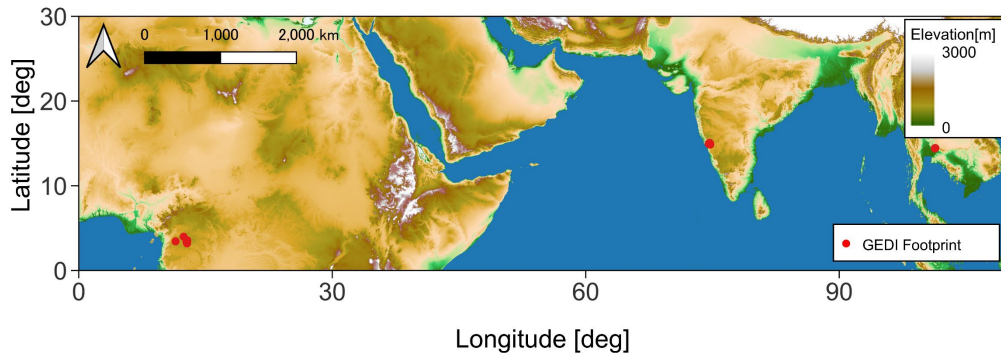


図 2.32 アフリカ，インド，タイにて整備された AGB マップと GEDI Footprint 座標

2.3.3. 結果

2.3.3.1. 南米

図 2.33 にて 2.2.3.1 から 2.2.3.3 で国内の調査地点で示した結果と同様に GEDI プロダクト及び 2.2 で静岡のデータで構築した地盤推定モデルで推定する地盤標高，およびその推定値から計算される林冠高，AGB の精度を南米において示した結果を示す。

地盤標高推定精度に関して，2.2.3.1 の Site 3(富山)と同様に，GEDI プロダクトの地盤推定に対して，本研究にて Site 1(静岡)のデータを用いて学習・構築した地盤推定モデルによる地盤標高推定の方が ALS から導出された地盤標高に対する推定精度が高く，更に転移学習によって南米のデータを加えたモデルでの地盤標高推定精度は更に向上する事も確認した。転移学習による効果を図 2.34 に示したが，こちらも Site 3(富山)と同様に 100 以下の少量の追加データで精度向上が認められ，200 を過ぎてから精度向上の効果が鈍化する事を確認した。

林冠高，AGB に関する結果も 2.2.3.2 や 2.2.3.3 と同様に地盤推定精度向上に伴いそれぞれの物理量の推定精度も向上したのを確認した。特に AGB に関してはまた南米においては ALS データがあるため，仮に AGB に関しては GEDI のプロダクトでは過大評価の傾向であったのに対し，本手法を用いることでその傾向が改善されたのを確認した。南米に関しては ALS データから導出された地盤標高を GEDI 波形に適用し，そこから計算される林冠高や AGB 推定精度の検証を行った結果を図 2.35 に示す。この結果からやと同様にそれぞれの推定値に対して劇的な変化は確認できなかった。

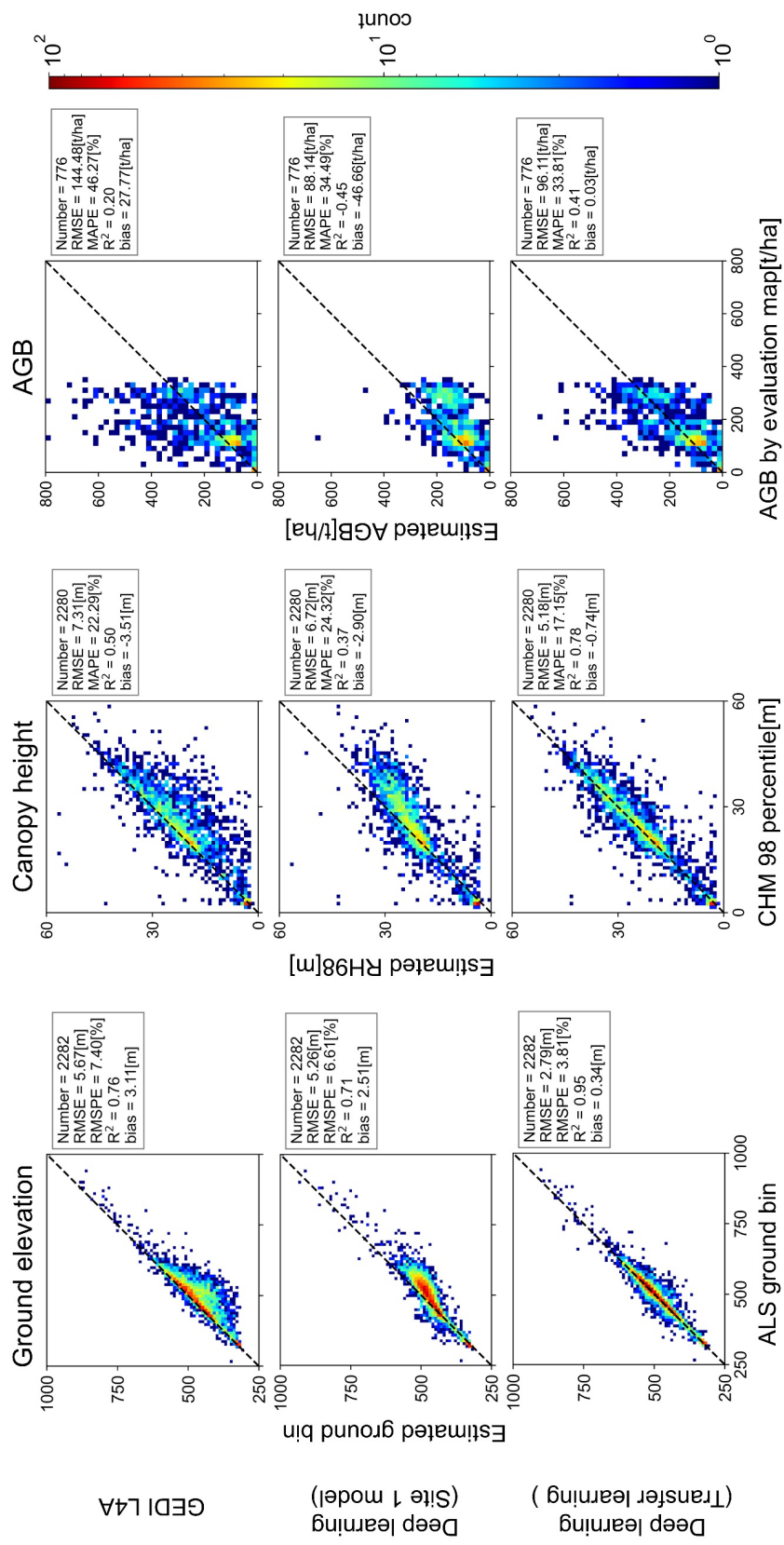


図 2.33 各手法による地盤標高, 林冠高および AGB 推定精度.

横軸は右列から順に ALS データから算出した地盤標高(bin), CHM 98%パーセンタイル, 検証マップからの AGB

縦軸は各地盤面推定手法での標高(bin)およびそれに伴い計算された RH98, AGB

上段: GEDI アルゴリズム, 中段: Site 1 (静岡) のデータで構築した深層学習モデル, 下段: 南米のデータを用いた転移学習

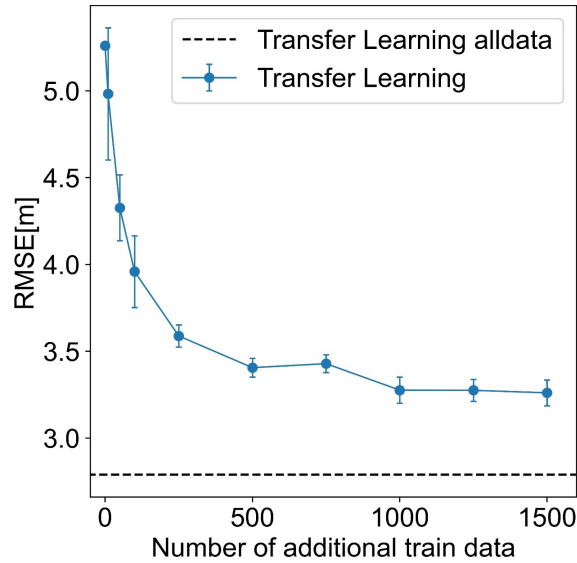


図 2.34 南米における転移学習に使用するデータと地面標高推定精度の関係

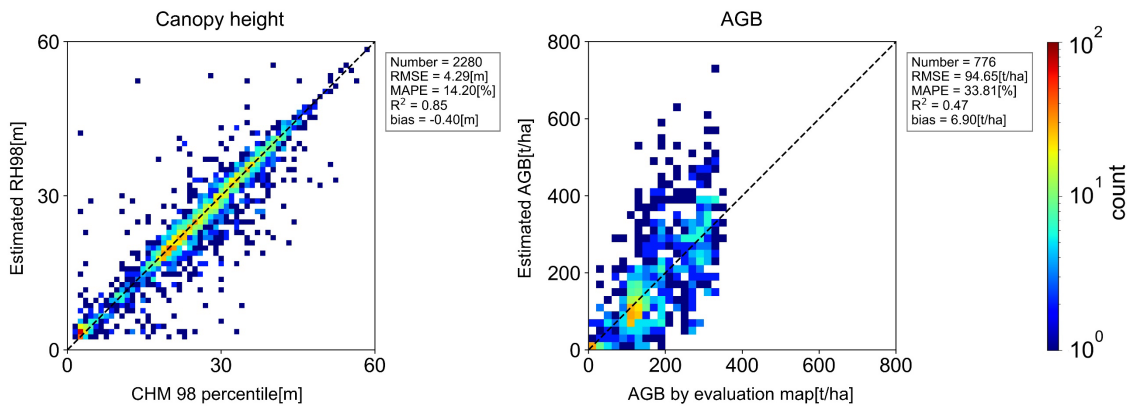


図 2.35 ALS から算出された地盤標高を適用した場合の林冠高および AGB 推定精度

2.3.3.2. アフリカ, インド, タイ

図 2.36 にアフリカ, インド, タイの AGB マップに対する GEDI プロダクト及び 2.2 で静岡のデータで構築した地盤推定モデルで推定する地盤標高, およびその推定値から計算される AGB の精度を南米において示した結果を示す. アフリカの場合 GEDI 本来の AGB 推定値に対して本研究で開発した地盤標高推定手法を用いて再計算した AGB は使用した AGB マップに対する AGB 推定精度向上は認められず若干の過小評価となった. 一方で相関係数 r の値は向上し, 南米のデータを用いて転移学習したモデルで再計算さ

れた AGB においては更なる相関係数 r の向上を確認した。インドやタイに関しては GEDI の AGB 推定値も本研究で開発した地盤標高推定を用いて再計算した AGB の値も使用した AGB マップに対して過小評価となった。また相関係数 r については GEDI 本来の AGB 推定よりも本研究で開発した地盤標高推定で再計算された AGB および南米のデータを追加したモデルでの地盤標高推定の方が高い値を示し、アフリカと同様の結果であることを確認した。

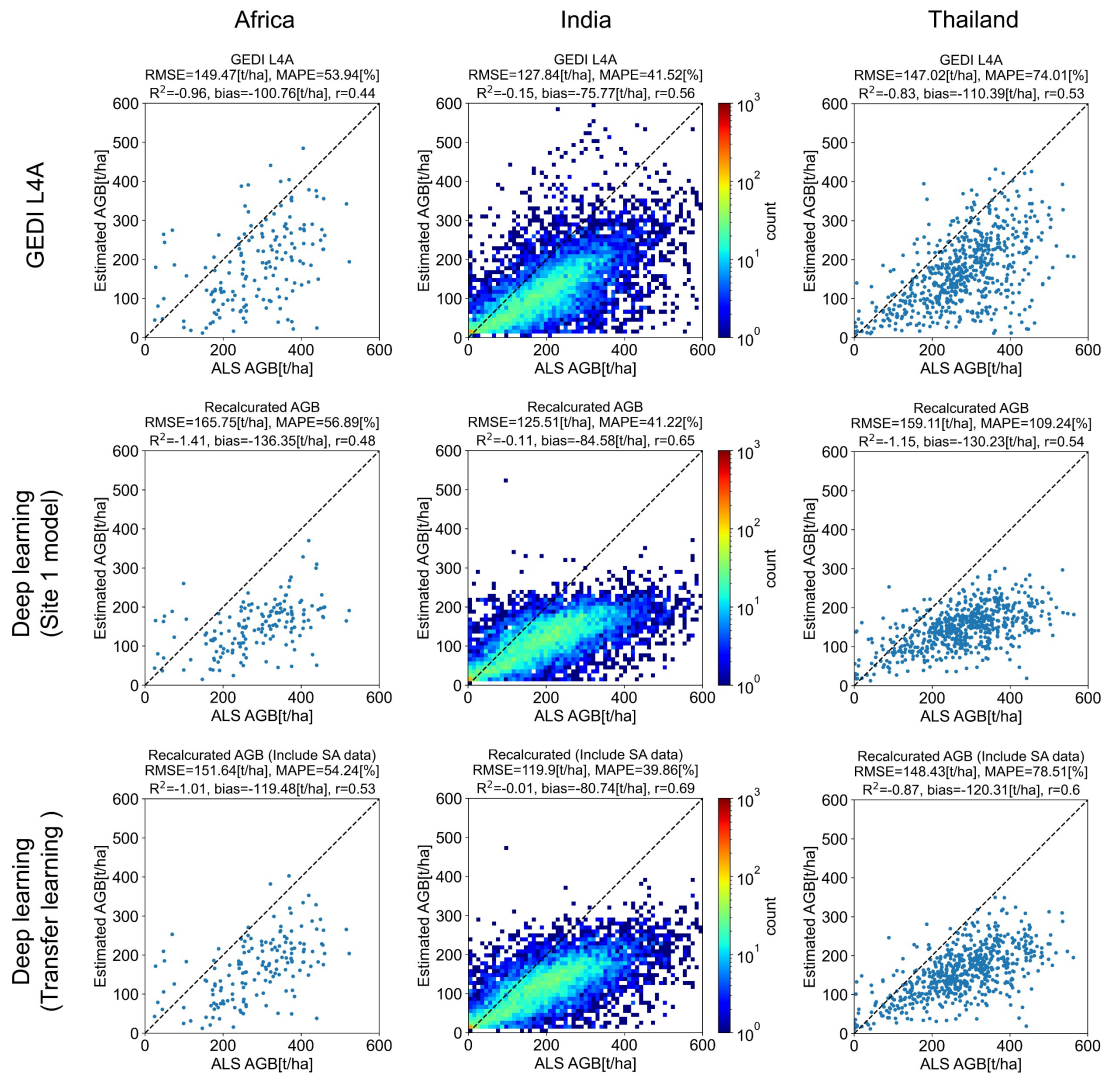


図 2.36 アフリカ、インド、タイの AGB マップに対する各手法による AGB 推定値の比較
 横軸は検証マップ AGB, 縦軸は各手法による推定地盤標高を元に計算された AGB
 上段: GEDI プロダクト, 中段: Site 1 (静岡) のデータで構築した深層学習モデル,
 下段: 南米のデータを用いた転移学習

2.3.4. 考察

本項目にて2.2で確認した地盤標高の高精度推定によるAGB推定精度向上に関して日本には生育していない熱帯林において確認を行った。南米に関してはALSデータがあったので2.2章と同様に地盤標高推定精度から追って確認を実施した。その結果、本来のGEDI地盤標高推定が実際の地盤標高よりも上空側に誤推定する傾向であった。Site 1(静岡)のデータで学習した深層学習モデルでは推定精度は向上したが、依然として実際の地盤標高よりも上空側に誤推定する傾向を確認した。これは一部の南米の検証データにおいて静岡のデータには含まれていない、熱帯林で特徴的な高樹高かつ複層構造の森林において地盤からの反射信号を検知できなかったためと考える。一方転移学習によって地盤標高推定精度は大きく向上しており、転移学習によってモデル構築には使用していないデータを加えることによる効果を確認した。本来は出来る限り広範囲、様々な植生タイプのデータを用いて深層学習モデルを構築するのが望ましいが、転移学習のように一度構築したモデルでも後に入手したデータを加えることで地域ごとに最適化を図れるスキームを確立できたと考える。またGEDIのアルゴリズムは林冠高においては過小評価だったのに対し、AGBにおいては過大評価となる結果であった。これはGEDIのAGBアルゴリズムにおいて、熱帯林のようなGEDIアルゴリズムでは地盤推定が困難な地域においては地盤標高推定で使用したピーク検知のパラメータより感度が高いものを使用し、それにより検知したより地中側のピークを基準としてRHを計算しAGBを推定している為[137]、寧ろ地中側への誤検知によりAGBを過大評価したと考えられる。

南米以外のアフリカ、インド、タイに関してはALSデータが無いため、地盤標高推定精度とAGB推定精度の関連は確認できなかった。一方でGEDIのアルゴリズムによるAGB、および本研究で開発した地盤標高推定精度で再計算したAGB共に過小評価となる結果となった。この影響で精度という観点では両者の手法で顕著な差異は確認できなかったが、本研究で開発した地盤標高推定精度で再計算したAGBはGEDIのアルゴリズムによるAGBより検証マップのAGBとの相関係数が高く、双方のデータがより高い相関関係を持つことが明らかになった。GEDIのAGB推定アルゴリズムは世界中のデータを用いて構築されているとはいえ、特にアジアでの検証データの不足が問題となっており、この影響もあってそもそもの推定式の当てはまりが悪かったと考える。一方で今までの結果から地盤標高推定精度が向上すると国内で確認されたAGBの過小評価や南米で確認された過大評価がなくなり、検証データと推定データモデルのばらつきが減少するので推定式のパラメータのみ最適化すればAGB推定精度は地盤標高推定精度の向上に伴い向上すると考えられる。

2.4. 2 章のまとめ

本章で GEDI のライダー観測による AGB 推定値が GCOM-C の AGB プロダクトに必要な教師データになり得るかを確認した。

まず 2.1 章にて国内の針葉樹である八ヶ岳のカラマツ林において現地調査を実施し、調査結果で得られた AGB 計測値と GEDI のライダー波形観測から推定される AGB 推定値を比較した。結果として世界中で使用され認められている航空機ライダーによる AGB 推定精度の文献値である 30% より高い推定精度で GEDI は AGB 推定を可能とする実力値を確認することが出来た。

このような現地計測で実施できる検証は数および植生タイプに限られるため、2.2 章にてより広域かつバリエーションに富む植生タイプでの検証を行い、かつ八ヶ岳の調査で明らかになった GEDI による地盤標高推定の不確実性が AGB 推定精度にも影響する問題を本研究で新たに開発した深層学習ベースのライダー波形を入力とした地盤標高推定手法を用いて評価を行った。その結果、本研究で開発した地盤標高推定手法は地盤標高の推定精度だけでなく AGB の推定精度向上にも寄与することが明らかになった。また本手法において GEDI 観測波形の特徴や地形の影響で地盤推定精度から AGB 推定精度が影響されることも明らかにし教師データとしてのスクリーニングにも使用できる項目を発見した。

2.3 章では 2.2 章ではカバーしきれなかった熱帯林に関して同様の検証を行い、深層学習において全く使用していない南米の熱帯林においても本研究で開発した地盤標高推定手法の効果および AGB 推定精度の向上を確認した。南米以外の熱帯林に関しては ALS データが無いため詳しい検証は行えなかったものの、本研究で開発した手法にて現地の AGB マップとの相関関係が向上し、簡単なパラメーターチューニングのみで推定精度向上が向上する可能性を示した。地盤面推定手法の向上のみで異なる地域、植生タイプの AGB 推定精度が向上する事を確認し、限定的な地域のみで特化した手法ではなく世界中のデータで構築された全球用の GEDI データのポテンシャルの向上及び推定精度としても IPCC で認められた手法に準ずる値に収まることを確認した。

以上の結果より、本章の問いである「SGLI AGB プロダクトの教師データとして衛星ライダーが地上調査の代替となり得るか？」に対する答えとして、宇宙ライダー GEDI は GHG インベントリにおける Tier3 に該当する航空機ライダーによる AGB 推定精度 30% より高い精度で AGB 推定できるポテンシャルを有し、異なる植生タイプでも地盤面を高精度に推定する事で同様の精度で AGB 推定が出来る為、代替になり得ると結論付けた。

3. GCOM-C/SGLI 観測による AGB マップ作製の改良検討

3.1. AGB 推定に特化した土地被覆分類（階層的土被覆分類）による AGB 推定能力向上の評価

3.1.1. はじめに

GCOM-C の AGB アルゴリズムは 1.2.1 や GCOM-C プロジェクトとして公開されている ATBD[74]に記載した内容に基づいたアルゴリズムで全球 AGB マップを作成する。SGLI の AGB プロダクトは SGLI の斜方観測のセンサの解像度から 1km で計算されており、直下視の解像度である 250m よりも空間分解能は粗い[138]。従来はこの 1km pixel の斜方視を含めた多方向観測反射率を用いた式 1.1 から 1.5 で計算される PVI(Plant Volume Index)内の地上調査などで得られた AGB 教師データを用いて植生タイプ毎に係数 C と β を求める。従来はこの C と β の導出の為に Forest Observation System(FOS)で公開されている文献値や GCOM-C プロジェクトの活動において収集された現地調査の結果を用いて植生タイプ毎の C と β を求めていたが、第 2 章にて宇宙ライダーが教師データとして利用できることが明らかになった。従来までの AGB マップ作成手法を GEDI による宇宙ライダーを用いた手法に適応した概念図を図 3.1 に示す。宇宙ライダー-GEDI は全球レベルで均一な手法で AGB 観測するものの、搭載先の ISS の軌道が北緯 51 度から南緯 51 度までに限定されておりシベリアやアラスカの北方林を直接観測できないことや、ライダーのフットプリントの空間分布も疎らで地球上を 1km のグリッド上で区切ったとしてもライダー観測しないグリッドが生じる。そこで有効な値を持つ 1km 解像度の PVI pixel 及び PVI の値とその範囲内を観測した GEDI の AGB 推定値のデータペアを用いて植生タイプ毎に式 1.1 について最小二乗法等を用いて C と β を決定し、GEDI の観測が無かった PVI pixel には同一植生タイプの C と β を用いることで全球を面的に観測した結果得られた PVI を AGB に変換する。現在 SGLI/AGB アルゴリズムで使用されている植生タイプは全球をカバーする MODIS の Land Cover Type(MCD12Q1, 以降 MODIS PFT と表記)[139]であり、先行研究では LAI を説明変数にして AGB の推定を行ったところ MODIS の土地被覆が実際の植生と異なっている地域では推定精度に影響を及ぼし[50], MODIS Land Cover Type 自体の不確実性についても報告がされている[140-142]。この課題について、GCOM-C/SGLI の観測値を用いて既存の各 MODIS PFT に対し AGB 推定に適したクラス内分類（階層的土被覆分類）を行い、GCOM-C/AGB アルゴリズムに最適な土地被覆分類を検討する。

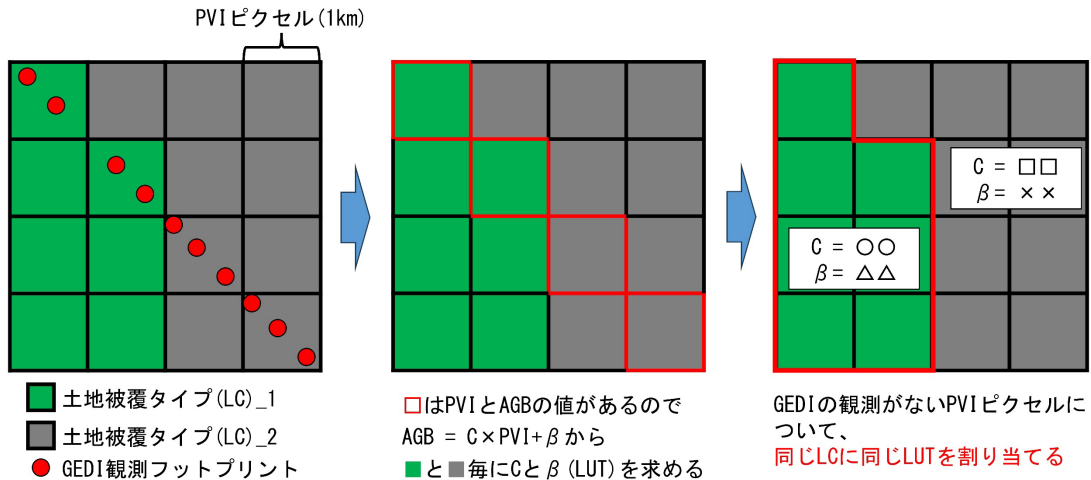


図 3.1 GCOM-C/AGB プロダクトにおける係数 C と β 導出の概念図

3.1.2. データと手法

3.1.2.1. 多方向反射率から PVI の導出

PVI の導出には GCOM-C/SGLI の大気補正済地表面反射率(RSRF)プロダクトにおける可視・近赤外放射計部 (VNR) にて直下方向を観測する非偏光観測センサ(NP サブユニット)で観測された赤と近赤外の反射率(R_s_VN08P , R_s_VN11P)および多方向観測できる偏光観測センサ(PL サブユニット)で観測された近赤外の反射率(R_s_PI02)を用いて式 1.1 から 1.5 を用いて導出した. 使用した反射率データの空間解像度はすべて 1km である. RSRF プロダクトには雲や saturation recovery など 16 種類の 250m 解像度のデータに合わせたバイナリの QA flag がある. その内 Bit00 (no data), Bit01(land), Bit02(coast), Bit05(snow or ice), Bit06(cloud), Bit07(prob. cloud)を用いてスクリーニングを行う. QA_flag は 250m 解像度で格納されているのに対し, 使用する反射率 R_s_VN08P , R_s_VN11P , R_s_PL02 は 1km 解像度であるため, 対象の 1km 解像度内の 250m 解像度 16 ピクセルに対し 1 ピクセル以上スクリーニング対象の flag が存在する場合 PVI の計算を実施しない.

また, 斜方視の PL チャンネルは SGLI センサ特性ガイドに記載の通り直下視における解像度が 1km になるようにセンサ設計されており, 図 3.2 (a)に示す通り斜方視において実際には 1km 四方以上の空間における反射率を計測している. そこで実効的な空間解像度を計算するために図 3.2 (b)のような幾何条件を設定し実効的な空間解像度を計算した. まず図 3.2 (b)の GCOM-C 位置(0, b)に対して斜め観測による観測地点(x' , y')を結ぶ直線は

$$y = ax + b \quad (3.1)$$

と記載でき、地表面を半径 R の円と仮定すると観測地点(x', y')は

$$x^2 + y^2 = R^2 \quad (3.2)$$

上に存在するとも記載できる。ここで斜め視の観測角を θ とすると図 3.2 (b) の w は

$$\tan(\pi/2 - \theta) = b/w \quad (3.3)$$

$$w = b/\tan(\pi/2 - \theta)$$

で記載でき、(w, 0)は式(3.1)の直線に存在するため

$$0 = ab/\tan(\pi/2 - \theta) + b \quad (3.4)$$

$$a = -\tan(\pi/2 - \theta)$$

が成り立つ。これから式(3.1)に代入し

$$y = -\tan(\pi/2 - \theta)x + b \quad (3.5)$$

を得る。この(3.5)と(3.2)を x, y について解くと

$$x = \sin(\theta) \left(b \cdot \cos(\theta) \mp \sin(\theta) \sqrt{-b^2 + R^2 \cot^2(\theta) + R^2} \right) \quad (3.6)$$

$$y = \sin(\theta) \left(b \cdot \sin(\theta) \pm \cos(\theta) \sqrt{-b^2 + R^2 \cot^2(\theta) + R^2} \right)$$

を得る。

式 3.6 について地球の半径 R を 6371.13km, b を先ほどの R と GCOM-C の高度 798km の和, IFOV を 0.036deg としてセンサ画素における衛星に一番近い端から一番遠い端までの地表投影距離を計算すると約 2.50km となる。これは、PL チャンネルにおけるある対象 pixel は、その周囲 1pixel も実際には観測している事を意味し、同時に PVI 計算に利用する 1km pixel の斜方視による反射率は周囲の植生状況が異なっている場合、その対象 pixel を表現する値ではなく周囲の植生状況も加味され混ざり合った値となり直下視によって得られた反射率との対応が取れなくなる。このような観測上の問題に対し、PL サブユニットで観測された近赤外の反射率(Rs_PI02)について対象 pixel の反射率と同日観測された周囲 1pixel を含めた反射率、計 9pixel の無効値を除く平均値と標準偏差を計算し、標準偏差が平均値の 20%以内に収まっている斜方観測による反射率のみ使用する。

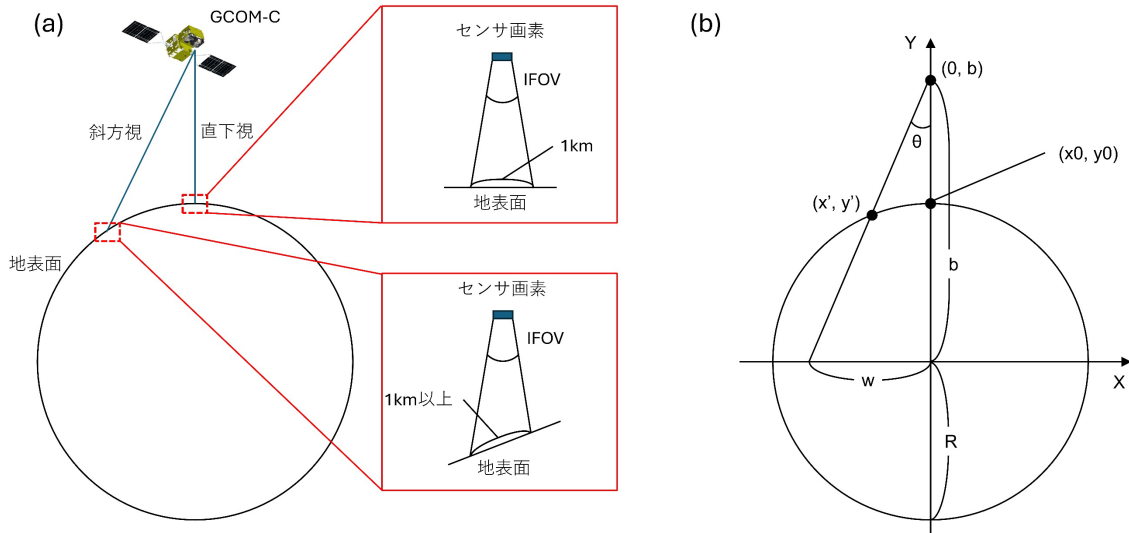


図 3.2 GCOM-C PL チャンネルの実効解像度

(a)斜方視による実効解像度増加の概念図 (b)実効解像度計算のための幾何条件

QA flag と斜方視観測による実効観測範囲を考慮したスクリーニングにより有効な赤と近赤外領域における SGLI の反射率 (R_s_VN08P , R_s_VN11P , R_s_PL02) で計算される NDVI と PVI を, 2.1 章で現地計測を実施した落葉針葉樹であるカラマツ林が生育している八ヶ岳および 2.3 章で対象とした熱帯林の代表として四方 8km 以上均質な植生であるブラジル/マナウスの Reserva Florestal Adolpho Ducke におけるにおいて 2020 年の変動を示したのが図 3.3 である. 八ヶ岳は落葉針葉樹のカラマツの植生である為 NDVI は 8 月ごろに極大を迎える年間変動を示し, PVI も着葉による影響を受ける為同様な年間変動を示す. 一方ブラジル/マナウスの常緑広葉樹は落葉しないため年間通して NDVI の変動が無く, PVI も同様な傾向を示している. また両地点とも NDVI の極大値は同じ 0.9 を示しているのに対し, PVI の最大値は八ヶ岳が凡そ 1.5 であるのに対しブラジル/マナウスでは 2 付近を示しており, NDVI では飽和して検知できない AGB の差が多方向観測から確認できる. ここで NDVI が直下視による観測で殆ど観測幾何条件が年間通して変化しないのに対し, PVI は斜方視による観測を含んで導出されている為, 値の変動が大きく単純に最大値を取るの是不適であると考え. そこで八ヶ岳の NDVI と PVI の関係より PVI は着葉による影響を受け落葉時に比べ着葉時の方が PVI に関して値が大きくなる原理や着葉時にその森林の体積が反映されることから, NDVI の年間最大値を記録した日時から 1 か月以内の範囲で PVI の最大値を AGB 計算に使用する PVI として採用した. また QA flag で取り切れない異常値や PVI の観測条件による異常値をフィルタリングする為, Hampel Filter を用いて 30 日間における移動平均及び標準偏差 σ を計算し, 平均値

±3σを超える NDVI 及び PVI に関しては処理の対象から除外した. この処理を経て作成した 2020 年における全球 PVI の分布を図 3.4 に示す.

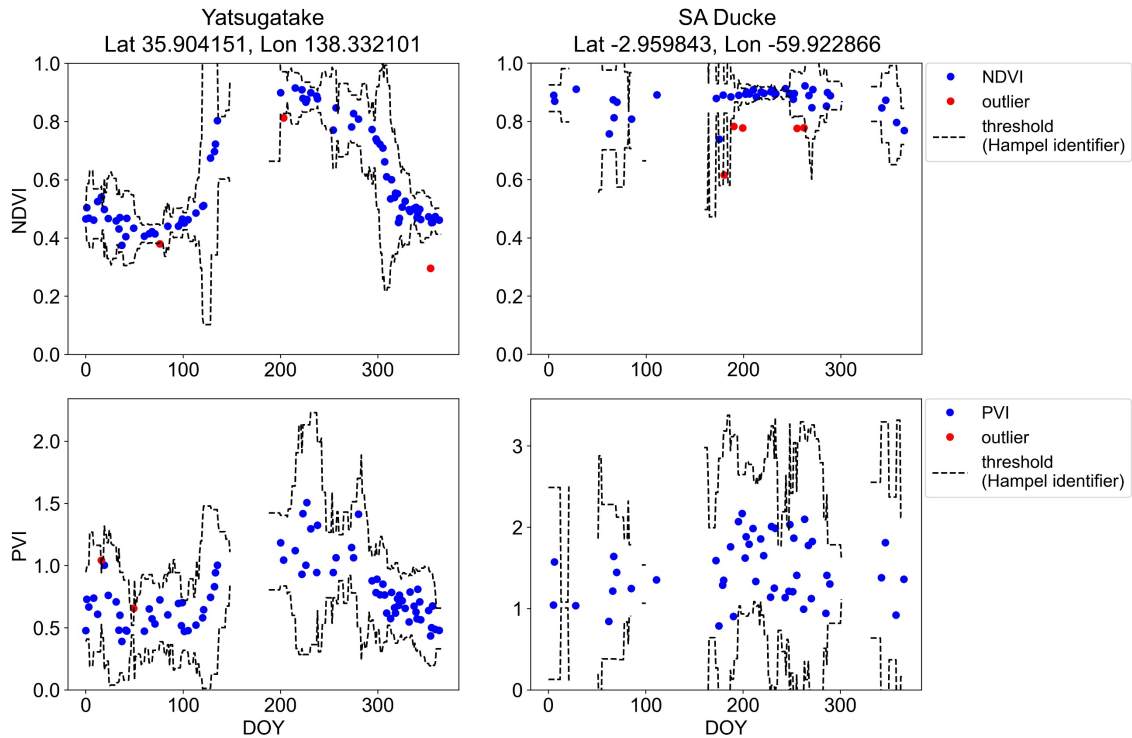


図 3.3 ハヶ岳およびブラジル/マナウスにおける有効な反射率を用いた 2020 年の NDVI 及び PVI の変動.

図中黒破線は Hampel Filter による ±3σ の閾値を示し, 赤点は閾値外の値を示す

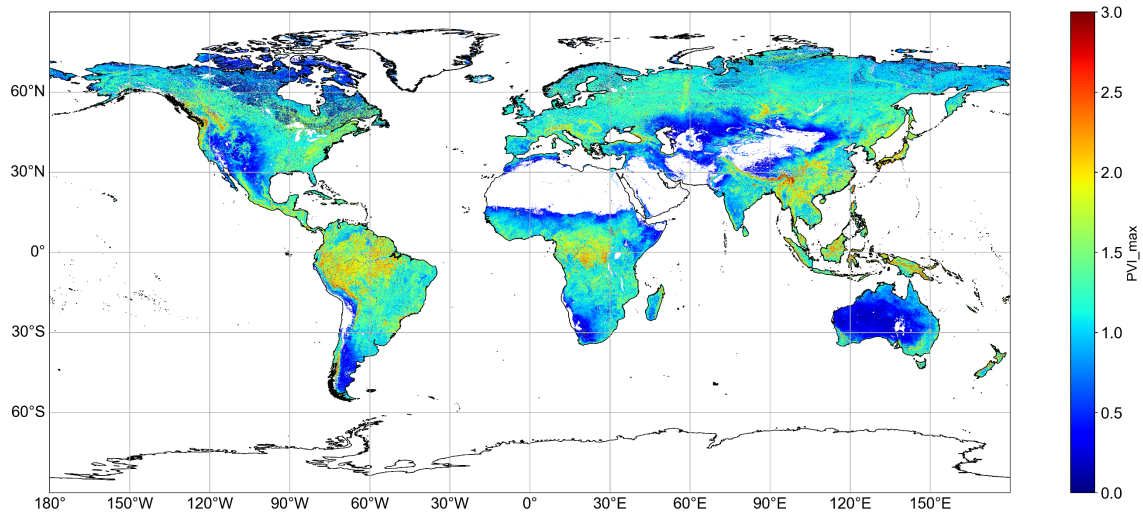


図 3.4 2020 年における全球 PVI 分布

図 3. 4 から明らかにヒマラヤなど AGB が比較的大きくない地域で PVI の値が極端に高い値を示していることから地形の影響を受けていると判断し、 C と β の計算において AW3D[143]を用いて傾斜を導出し PVI pixel 内にて 10 度以上の傾斜角である場合は対象から除外した。

3.1.2.2. LUT の割り当てに使用する地域, 植生分類

式 1.1 の C と β はこの一次式の係数であり、それぞれ地域および植生タイプ別に設定する値である。3.1.1 でも記載した通り全球にわたる面的な AGB 推定の為 C と β は AGB の教師データがあり直接算出可能な pixel 以外にも割り当てる必要がある。AGB に関わる森林構造は大陸内および大陸間で変化することは十分に調査されており[144-147]、本研究では先行する GEDI の AGB 推定に使用した地域分類を参考に図 3. 6 に示すアフリカ(Af)、オーストラリア(Au)、ヨーロッパ(Eu)、イランからインドを含みパプアニューギニアまでの東南アジア(SAs)、SAs 以北の日本を含む北アジア(NAs)、北米(NAm)、南米(SA)で全球の地域を分類した。また植生に関しても GEDI の AGB 推定に使用した植生タイプを参考に図 3. 7 に示す全球レベルでの土地被覆 (MODIS PFT) を元に常緑針葉林(ENT)、常緑広葉林(EBT)、落葉針葉林(DNT)、落葉広葉林(DBT)およびその他の植生である草原や灌木を統合した植生(GWS)で区分する[64]。この場合、7 地域と 5 種の植生タイプの組合せで計 35 種類の C と β を用いることになる。

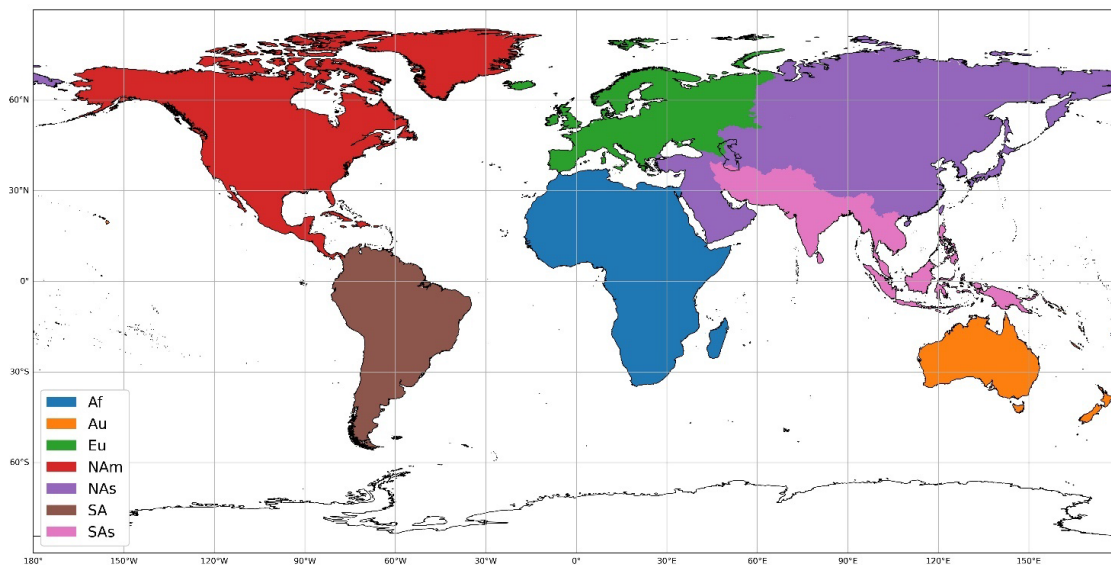


図 3. 5 LUT の割当てに使用する地域分類

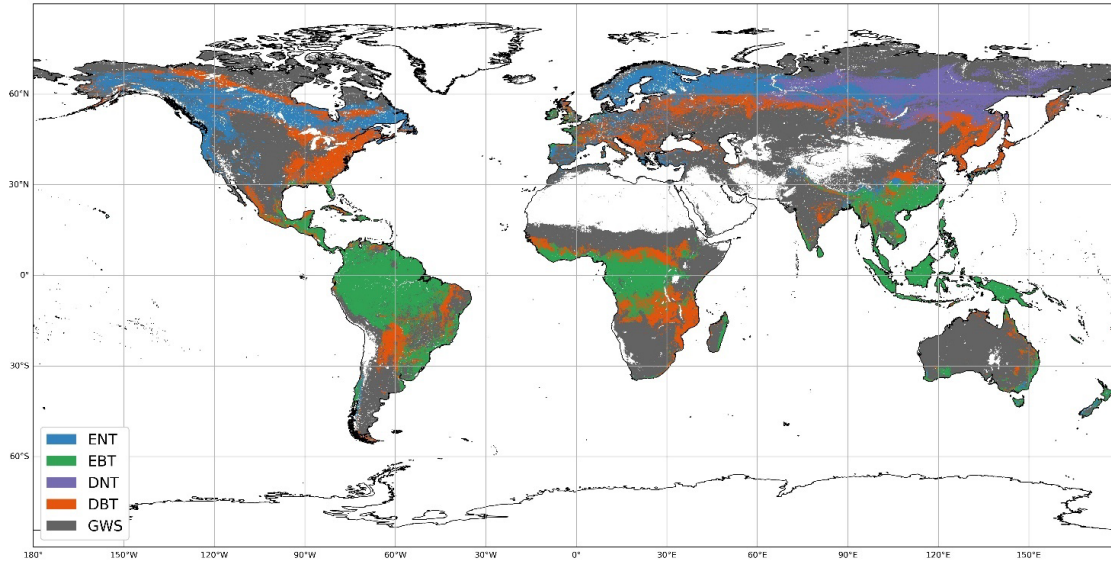


図 3.6 LUT の割当に使用する植生分類 (MODIS PFT)

3.1.2.3. AGB 教師データについて

GCOM-C の AGB アルゴリズムにおける係数 C と β の算出やその評価に使用する教師データは、2 章において高精度な地盤標高推定が出来ている GEDI 観測波形による AGB 推定値が担えることを確認した。そこで C と β の算出の為、2 章で開発した GEDI 波形からの地盤標高推定手法を 2020 年に観測を行った GEDI 波形すべてに適用し、その結果再計算された全球 AGB を教師データとして使用した。一方で 2.2 章にて GEDI 観測波形の形状や観測地点の傾斜によりその地盤標高推定精度は大きく変化する事も確認した。このことから使用する GEDI 観測波形は 2.2 章で検証した GEDI 観測波形における地盤標高推定位置の SNR(*groundbin_SNR*)が 10 以上かつグローバルな地形データとして空間解像度 30m の AW3D[143]を用いて傾斜を導出し、GEDI の観測地点の傾斜が 10deg を超える地点のデータを除外した。

また 1km 解像度の PVI に対し GEDI のフットプリントサイズは直径 25m であり、観測位置によっては PVI pixel 内の AGB を代表するにはふさわしくない値である可能性が存在する。そこで空間代表性の観点から、PVI 1km ピクセル内の GCOM-C RSRF プロダクトの 250m 解像度 16pixel のうち 8pixel 以上で GEDI の AGB 推定値が計算され、かつその範囲内の GEDI AGB 推定値の標準偏差が平均値の 20%以内となるケースのみ選択した。

3.1.2.4. 階層的な土地被覆分類

既存の SGLI/AGB アルゴリズムで使用している土地被覆は MODIS PFT である。一方で図 3.7 に例示するように、同一の土地被覆におけるであっても PVI と 3.1.2.3 で計算した対応する GEDI による AGB との関係を確認すると、明らかに傾向の異なる分布を確認した。また図 3.8 にて南米において空間的に土地被覆と PVI の関係を見ると、同一土地被覆でも PVI の傾向が異なる地域が確認できる。このことから既存の土地被覆に対して AGB に関連がある PVI を用いて C と β の算出に最適な土地被覆（階層的な土地被覆）を作成する着想を得た。

この階層的な土地被覆分類のフローを図 3.9 に示す。初めに AGB に関係があると考えられる年間最大・最小・平均 NDVI と年間最大 PVI を 3.1.2.1 でスクリーニングした赤および近赤外の反射率を用いて計算した。この 4 変数を用いて MODIS PFT にて同一の地域・土地被覆毎に集計し、教師なし分類による分割を実施した。分類手法は 0 から 1 までの範囲に収まる NDVI と 0 から上限が無く 1 を超える値が算出される PVI を用いることから、PVI を規格化せずとも適切な教師なし分類が出来ると考えられる混合ガウスモデル(GMM)を用いた。また単年のデータで GMM モデルを作成するのではなく、2018 年から 2022 年までの期間における同一地域・土地被覆のデータをランダムに選択しモデルを構築する事で長期にわたり適用できるモデルを構築した。分類数は 2 から 5 クラスまで作成した。

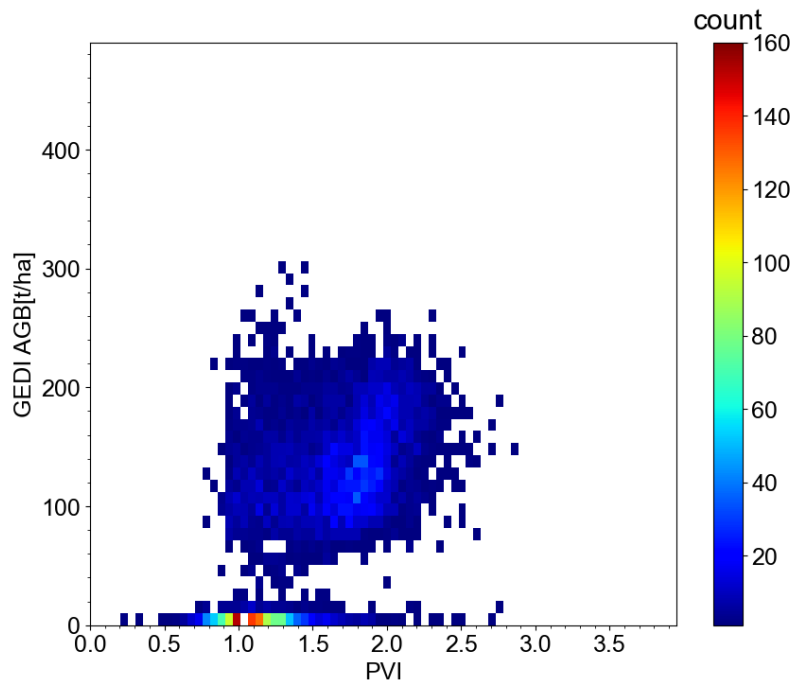
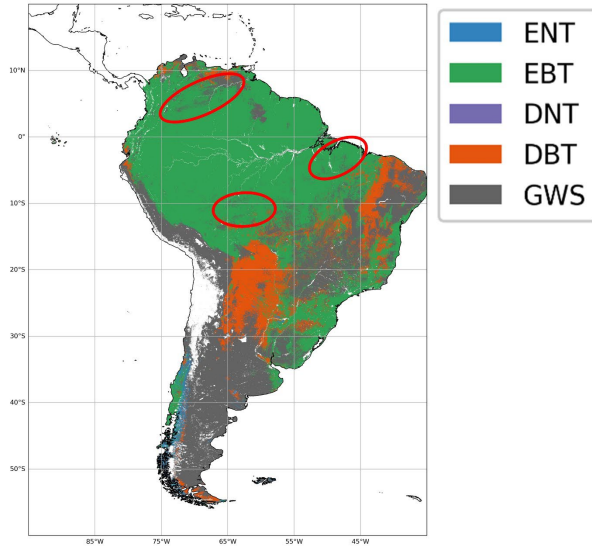


図 3.7 南米の常緑針葉林(EBT)における PVI と GEDI/AGB の関係

MODIS Land Cover Type (MODIS PFT)



SGLI PVI(2020)

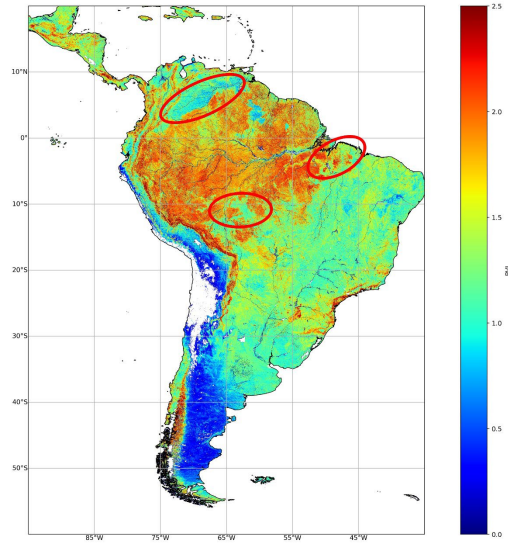


図 3.8 南米における MODIS PFT と PVI の関係

図中赤丸内にて顕著に同一土地被覆で異なる PVI の傾向が確認できる

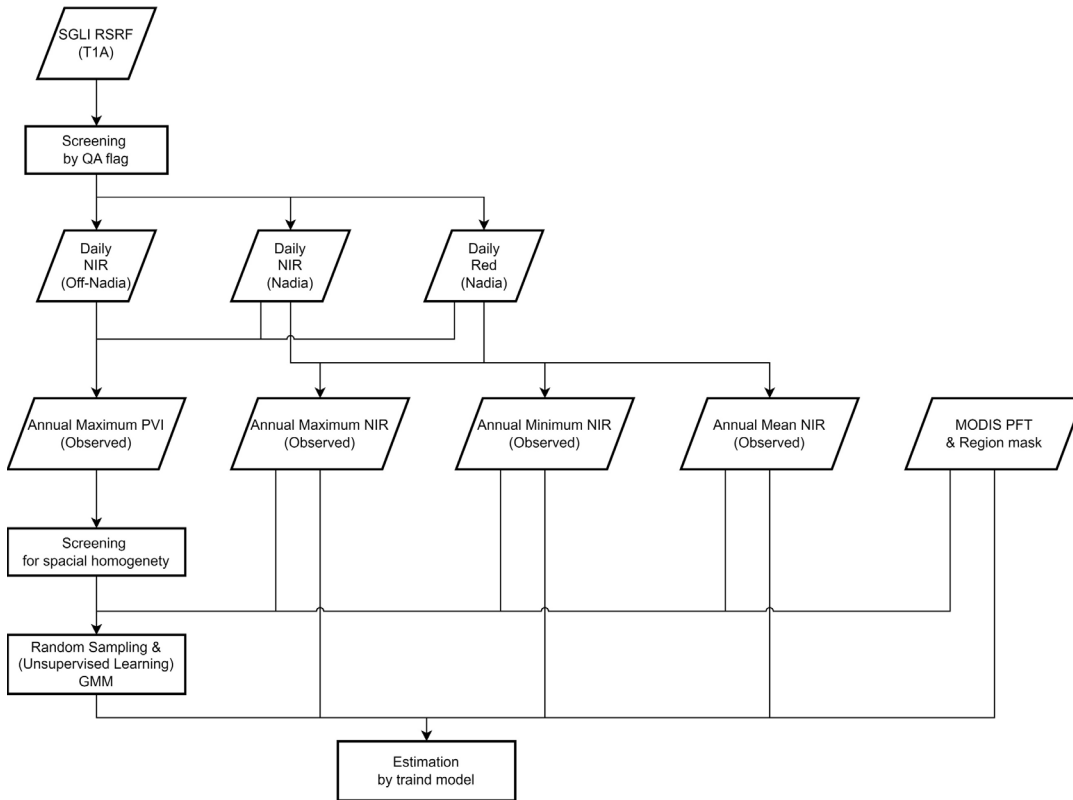


図 3.9 階層的土被覆構築のフロー

3.1.2.5. 評価

階層的土被覆の有効性確認については、土被覆毎の教師データに対する回帰誤差による評価を行う。教師データは 3.1.2.3 で処理した 2020 年の GEDI データを用いた。図 3.1 に記載した手法で従来使用している土被覆分類である MODIS PFT と 3.1.2.4 で作成した 2 から 5 クラスの階層的土被覆分類毎に係数 C と β を計算する。この時、AGB が大きく立木密度が高いと考えられる森林である場合、多方向反射率の変動が観測条件により大きく変動することが知られている [148]。その為、AGB が大きな値と考えられる EBT や DBT および階層的土被覆分類にて高 AGB の分布になった植生タイプに対しては通常の最小二乗法による線形回帰ではなくデータから回帰直線までの直交距離の和を最小化する Orthogonal Distance Regression (OD 回帰) を採用した。評価については k-Fold Cross Validation を実施し、Train データで係数 C と β を求め Test データにて Train データで求めた C と β を用いて AGB を算出し、Test データの GEDI による AGB との回帰誤差を評価した。回帰誤差は誤差上位 10% をカットした二乗誤差 (RMSE) とパーセンテージエラー (MAPE) を使用した。この評価を $k=10$ だけ順繰りに Train データと Test データを入れ替え回帰誤差の値の平均値を採用する。これをオリジナルの MODIS PFT の場合と 2 から 5 分割した階層的分割を行った場合とで比較を行う。階層的土被覆を行った場合はクラスごとのデータ数に応じた重み付き平均を採用する。このような評価を行うため、Test データ数が 20 を切る、つまり各土被覆クラスにて使用できるデータ数が 200 を切る場合は評価を行わない。

また異常値の影響を避ける為、GEDI のフットプリントごとの傾斜だけでなく、PVI 1km の傾斜角も 10 度以内に限定した。また、土被覆分類の確からしさ、安定性を考慮し、3.1.2.4 にて使用した 2018 年から 2022 年までのデータのうち、オリジナルの MODIS PFT 含め一度も土被覆のクラスが変化していない PVI Pixel のみ採用した。 C と β の計算に際しては PVI および GEDI の AGB の分布においてそれぞれ平均値の $\pm 3\sigma$ 外のデータは使用しない。

上記を考慮したうえで、オリジナルの PFT から 2 から 5 分割した階層的土被覆の回帰誤差が 2 つの指数を鑑みて明らかに減少し、かつ最小の分割数の土被覆を採用する。

3.1.3. 結果

3.1.3.1. k-Fold 法による階層的土被覆分割の評価

図 3.10 から図 3.16 にオリジナルの MODIS PFT 及び 2 から 5 分割した階層的土被覆それぞれの回帰誤差を地域別に示す。図の横軸は階層的土被覆の分割数を示し、org は階層的土被覆を実施しないオリジナルの MODIS PFT を示し、以降の sub_2 から sub_4 は階層的土被覆の分割数を示す。縦軸について左側が Test データの AGB に対する Train データで計算した係数 C と β で予測した AGB の RMSE を示し、青の誤差付きプロットで示す。縦軸の右側は MAPE で比較した結果について、橙の誤差付きプロットで示す。これを植生タイプ毎に表示した。また落葉針葉林 (DNT) は地域によっては使用するデータに含まれていないためプロットされていない。

アフリカ(Af)

アフリカ(Af)における結果を図 3.10 に示す。植生タイプ毎に確認すると、常緑広葉林 (EBT) に関しては 2 分割の階層的土被覆分類を行うことで 2 つの回帰誤差が顕著に減少し、3 から 4 分割では回帰誤差が上昇し 5 分割する事で 2 分割と同様の回帰誤差になることを確認した。落葉広葉林 (DBT) においては 3 分割の階層的土被覆分類を行うことで回帰誤差の減少を確認し、それ以上の分割では回帰誤差の減少を確認できなかった。また草原・灌木 (GWS) についてはオリジナルの MODIS PFT に対し階層的土被覆による回帰誤差の変化は確認できなかった。

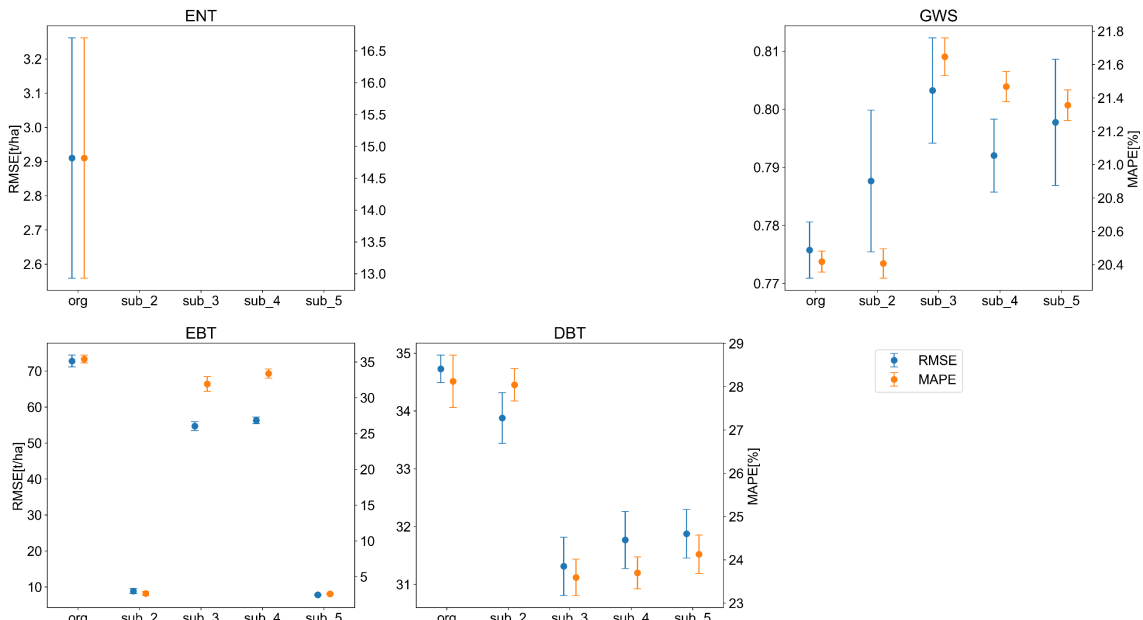


図 3.10 アフリカ(Af)における階層的土被覆分割の効果

オーストラリア(Au)

オーストラリア(Au)における結果を図 3.11 に示す。植生タイプ毎に確認すると、常緑広葉林(EBT)に関してはAfと同様に2分割の階層的土被覆分類を行うことで2つの回帰誤差の減少を確認した。3以上の分割では土被覆変化の影響で評価に使用できるデータが足りずその効果を確認することは出来なかった。常緑針葉林(ENT)と落葉広葉林(DBT)はAfのENTと同様に階層的土被覆分類を行うと土被覆変化の影響で評価に使用できるデータが足りずその効果を確認することは出来なかった。草原・灌木(GWS)についてはオリジナルのMODIS PFT に対し3分割の階層的土被覆を行うことで回帰誤差の減少を確認できた。

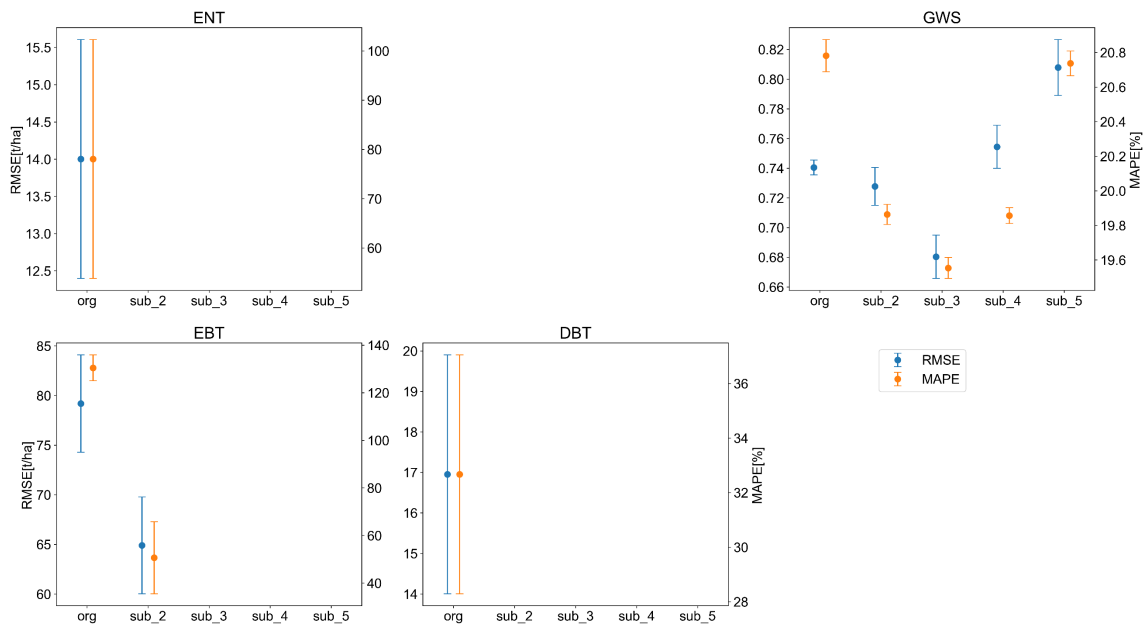


図 3.11 オーストラリア(Au)における階層的土被覆分割の効果

ヨーロッパ (Eu)

ヨーロッパ(Eu)における結果を図 3.12 に示す。植生タイプ毎に確認すると、常緑針葉林(ENT), 常緑広葉林(EBT)に関しては3分割の階層的土被覆分類まで評価出来ており, MODIS PFT と比較して階層的土被覆分類による回帰誤差の減少は確認できたが, 分割数による違いは確認できなかった。落葉広葉林(DBT)と草原・灌木(GWS)についてはオリジナルのMODIS PFT に対し2分割の階層的土被覆を用いることで回帰誤差の減少を確認でき, それ以上の分割数ではかえって回帰誤差が悪くなる傾向を確

認した. Eu では落葉針葉林(DNT)のデータも存在したが, そのデータ数は少なく階層的
土地被覆の評価は実施できなかった

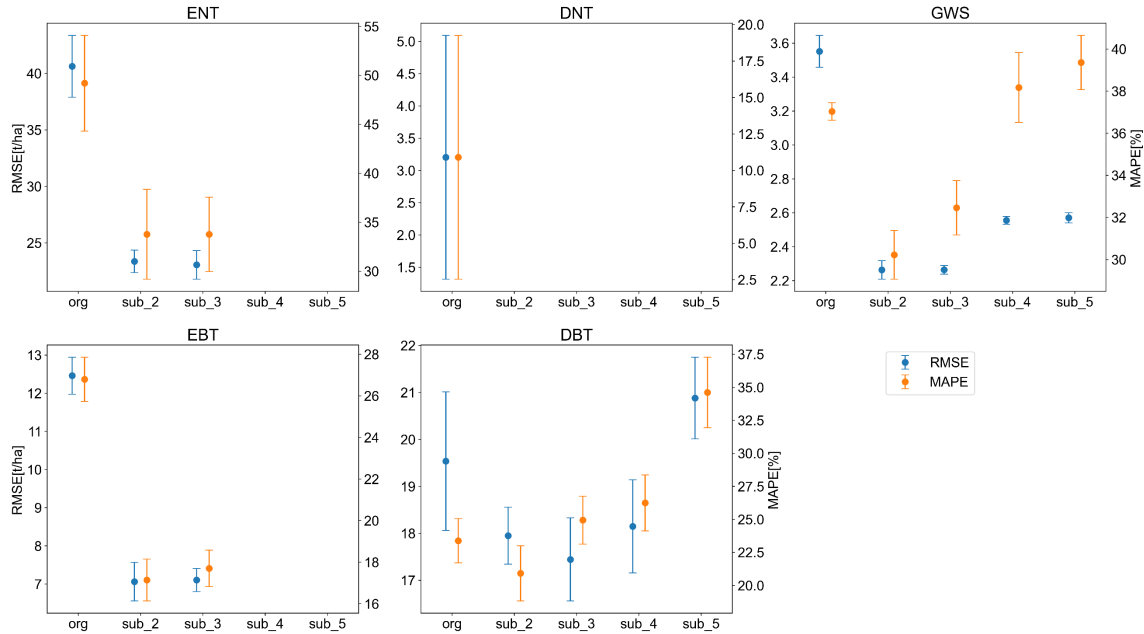


図 3.12 ヨーロッパ(Eu)における階層的土被覆分割の効果

北米(NAm)

北米(NAm)における結果を図 3.13 に示す. 植生タイプ毎に確認すると, 常緑広葉林 (EBT)はオリジナルの MODIS PFT に対し階層的土被覆を用いることで回帰誤差の減少を確認できた一方で, その分割数の違いによる回帰誤差の違いは確認できなかった. 草原・灌木 (GWS) についても EBT と同じ傾向であり, 2分割以上の階層的土被覆では回帰誤差の減少が確認できず, 5分割では回帰誤差がむしろ上昇する傾向が確認できた. 落葉広葉林 (DBT) は MODIS PFT に対し2分割, 3分割の階層的土被覆を用いることで回帰誤差が徐々に減少し, それ以上の分割の階層的土被覆では回帰誤差減少の効果は確認できなかった. また常緑針葉林 (ENT) についてはオリジナルの MODIS PFT に対し階層的土被覆による回帰誤差の変化は確認できなかった.

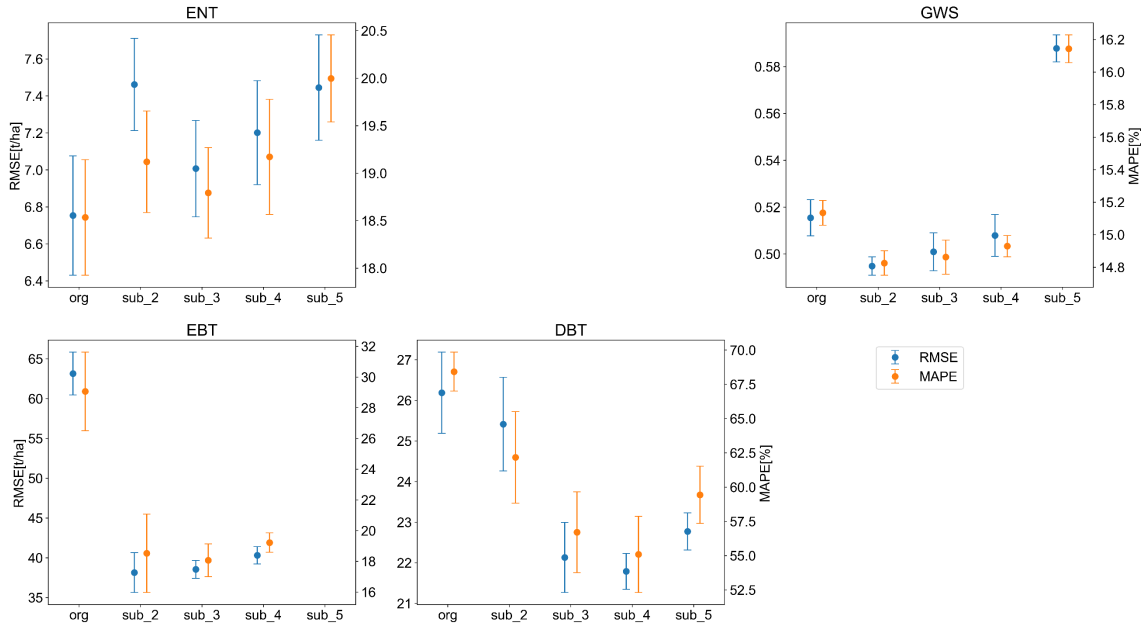


図 3.13 北米(NAm)における階層的土被覆分割の効果

北アジア(NAs)

北アジア(NAs)における結果を図 3.14 に示す。北アジア(NAs)においてはどの植生タイプにおいても階層的土被覆分類による回帰誤差減少の効果を確認できなかった。

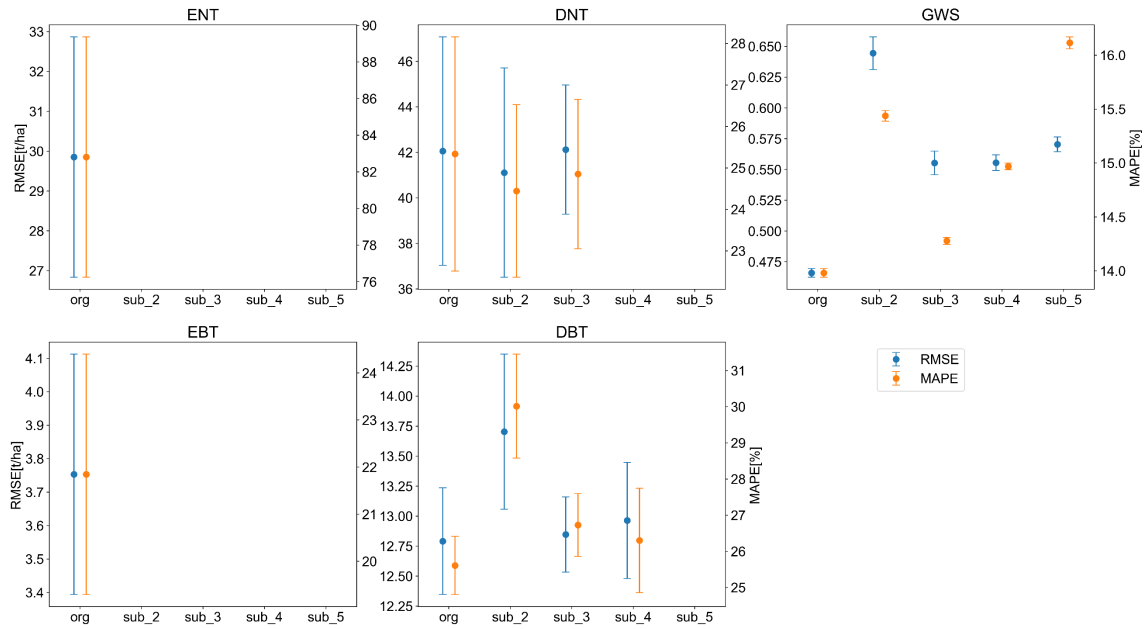


図 3.14 北アジア(NAs)における階層的土被覆分割の効果

南米(SA)

南米(SA)における結果を図3.15に示す。植生タイプ毎に確認すると、常緑広葉林(EBT)は北米(NAm)と同様にオリジナルの MODIS PFT に対し階層的な土地被覆を用いることで回帰誤差の減少を確認できた一方で、その分割数の違いによる回帰誤差の違いは確認できなかった。草原・灌木(GWS)についてはMODIS PFT に対し2分割, 3分割の階層的な土地被覆を用いることで回帰誤差が徐々に減少し、それ以上の分割の階層的な土地被覆では回帰誤差減少の効果は確認できなかった。落葉広葉林(DBT)についてはオリジナルの MODIS PFT に対し階層的な土地被覆による回帰誤差の変化は確認できなかった。また常緑針葉林(ENT)はアフリカ(Af)と同様に常緑針葉林(ENT)は階層的な土地被覆分類を行うと土地被覆変化の影響で評価に使用できるデータが足りずその効果を確認することは出来なかった。

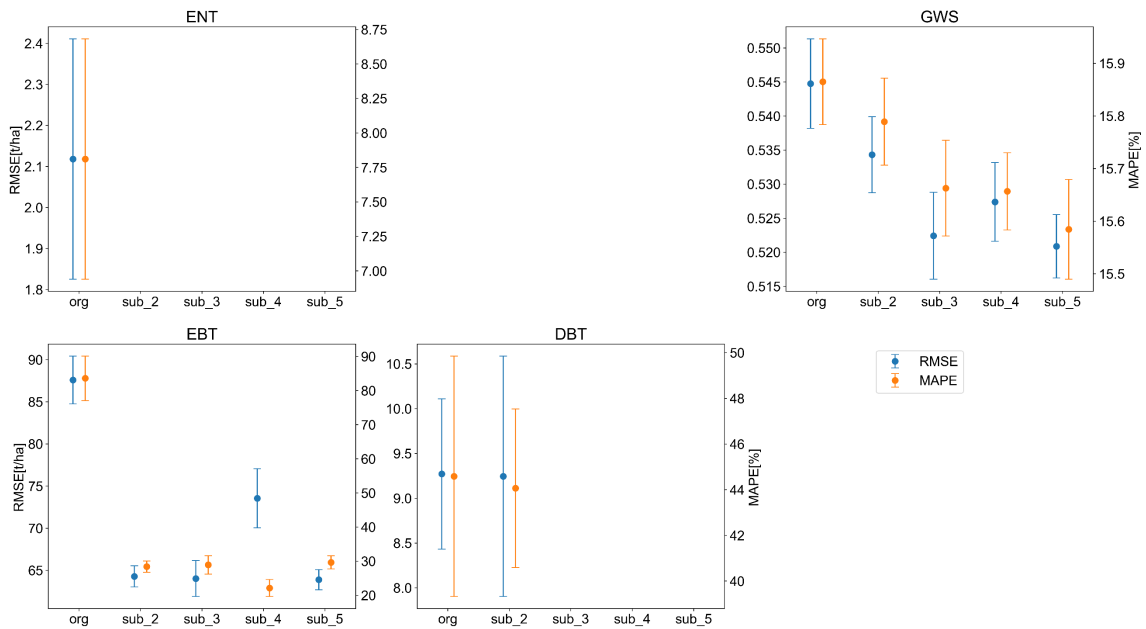


図 3.15 南米(SA)における階層的な土地被覆分割の効果

東南アジア(SAs)

東南アジア(SAs)における結果を図 3.16 に示す。植生タイプ毎に確認すると、常緑広葉林(EBT)は北米(NAm)や南米(SA)と同様にオリジナルの MODIS PFT に対し階層的な土地被覆を用いることで回帰誤差の減少を確認できた一方で、その分割数の違いによる回

帰誤差の違いは確認できなかった。それ以外の植生タイプについては土地被覆変化の影響で評価に使用できるデータが足りない影響も含め、階層的な土地被覆分類の効果を確認することは出来なかった。

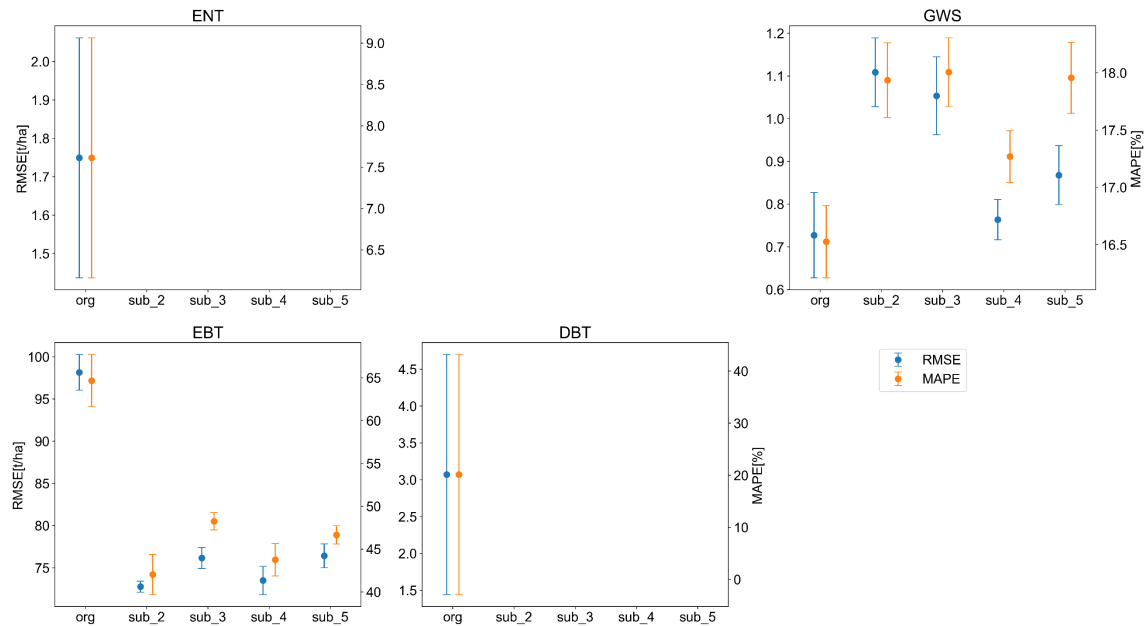


図 3.16 東南アジア (SAs) における階層的な土地被覆分類の効果

3.1.3.2. 階層的な土地被覆分類の地理的分布

3.1.3.1 の結果を踏まえ、表 3.1 に GCOM-C/AGB アルゴリズムにおいて最適な階層的な土地被覆の分割数を記載する。この表にて 1 と記載された地域・植生タイプは既存の MODIS PFT を用いることが評価の実施有無も含め最適であることを示す。また落葉針葉樹 (DNT) における N/A は今回の評価に使用したデータセットに含まれていないため係数 C と β を計算できないことを示す。北米 (NA_m) は DNT を含む地域であるため、係数 C と β は北アジア (NA_s) の値を使用する。

表 3.1 に関して、拡大した図としてアフリカ、南米における最適な階層的な土地被覆の空間分布をそれぞれ図 3.17 と図 3.18 に示す。また全球における最適な階層的な土地被覆の空間分布を図 3.19 に示す。図中にて色がついていない地域は 3.1.2.2 にて AGB 導出の対象となっていない植生タイプである。分類結果について、教師なし分類の手法である

GMM を用いて行ったが縞模様な分布にならず、分類結果に対して意味づけが出来るような傾向となった。

表 3. 1 k-Fold 法における最適な階層的分割数

(N/A は Original の MODIS PFT でも評価できなかった地域と土地被覆)

Region	ENT	EBT	DNT	DBT	GWS
Af	1	2	N/A	3	1
Au	1	2	N/A	1	3
Eu	2	1	1	1	2
NAm	1	2	N/A	3	2
NAs	1	1	1	1	1
SA	1	2	N/A	1	3
SAs	1	2	N/A	1	1

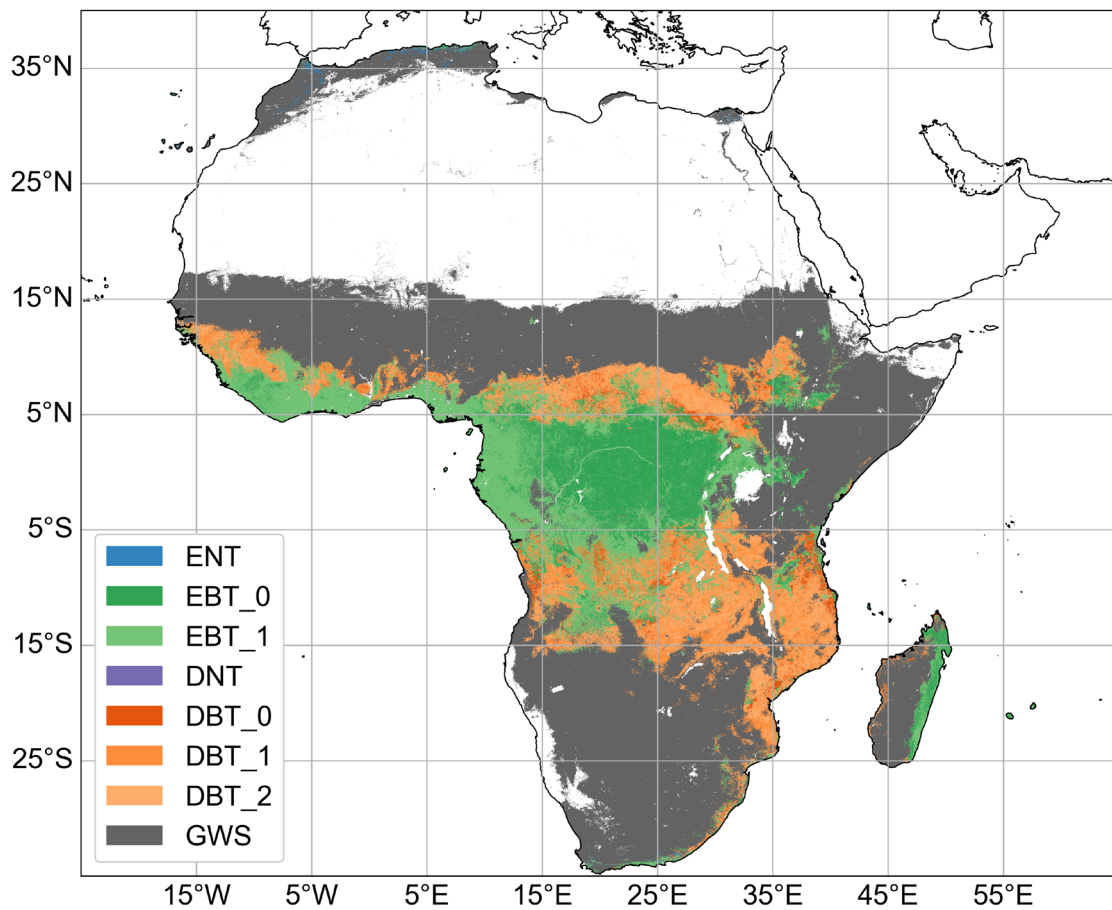


図 3. 17 アフリカ(Af)における AGB 推定に最適な階層的土被覆分類の結果

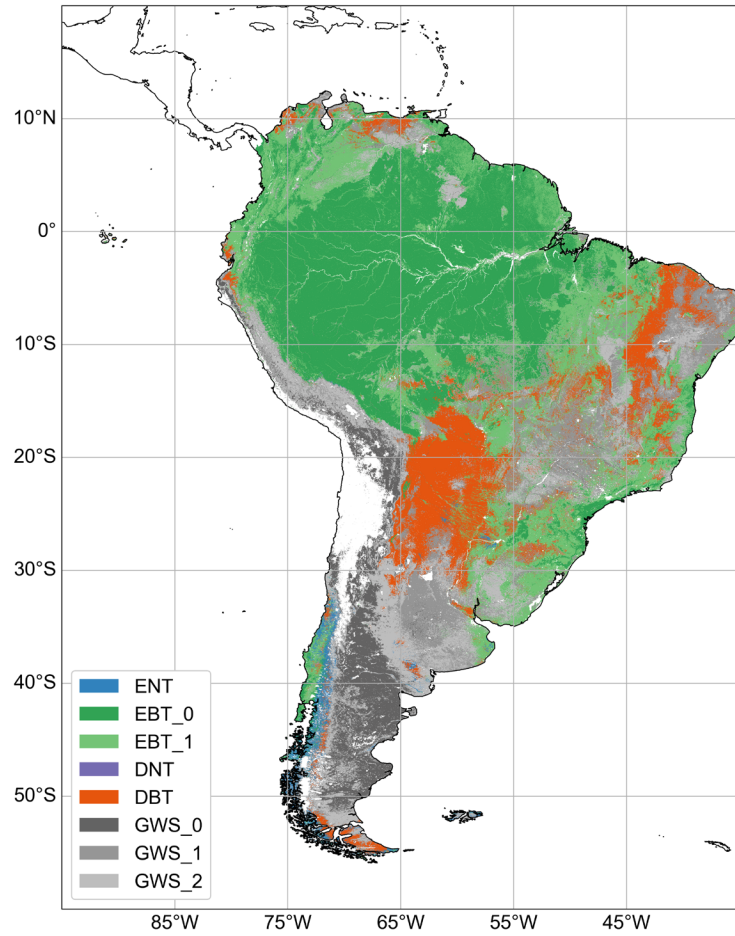


図 3.18 南米(SA)における AGB 推定に最適な階層的土被覆分類の結果

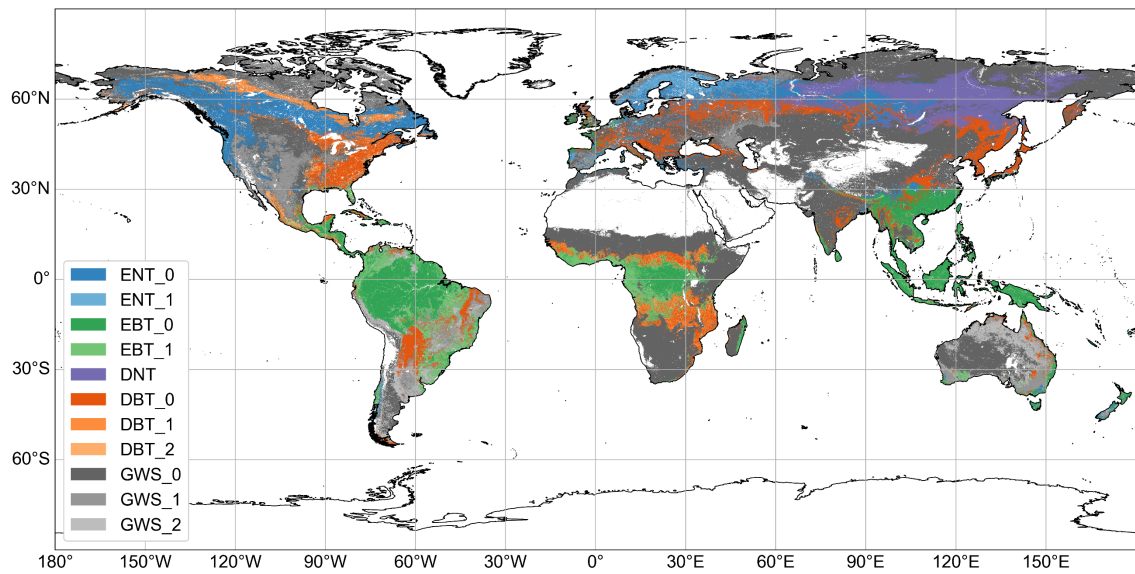


図 3.19 全球における AGB 推定に最適な階層的土被覆分類の結果

3.1.3.3. 最適な階層的土被覆分類による SGLI/AGB マップ

階層的土被覆分類を評価した結果, AGB 推定に最適な土被覆を決定し土被覆毎に LUT を計算し面的な AGB を作成した. 2020 年における SGLI/AGB マップを図 3.20 に示す. カラーマップの表示がない地域に関しては, 階層的土被覆分類の対象外である MODIS PFT の分類であり, 主に砂漠, 都市域, 雪氷地域である. また 3.1.2.1 のスクリーニングにより PVI の年間最大値が計算できなかった地域においても AGB の計算が出来ず, カラーマップの表示はされていない. PVI のスクリーニングを実施しているものの, 山岳地などの傾斜地においては南米やアフリカの熱帯林地帯よりも AGB が高くな

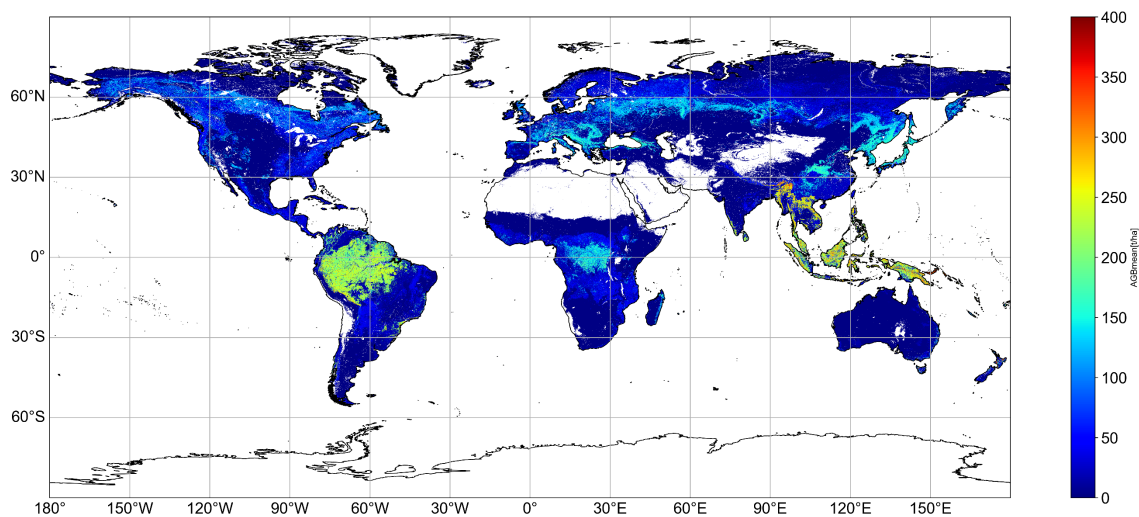


図 3.20 2020 年の AGB (階層的土被覆分類にて作成)

3.1.4. 考察

本章では GCOM-C の多方向反射率から計算され, 森林の体積に関連がある PVI に対して AGB への値付けを行う際に重要な土被覆の改良により GCOM-C と宇宙ライダー GEDI との複合利用による AGB マップの高度化を検討した. 結果として, 現状の 7 地域, 5 種類の植生で考えていた係数 C と β に対して表 3.1 に示した通り計 51 パターンに分けて考慮するのが良いという結果を得た. MODIS の土被覆は毎年更新されグローバルに利用できるデータセットとして有用ではあるが, その分類精度に関しては課題が残っている. 特に草本に関しては草地と農地, 草地と不毛地の区別が困難であることが報

告されている[149,150]. その為 AGB として木本植生に対して大きくないものの PVI と AGB の関係として異なる傾向が生じ, 半数以上の地域にて GWS にて異なる C と β を選択する事でテストデータに対する回帰誤差が減少したと考えられる. また木本植生でも常緑広葉樹では MODIS の土地被覆分類の誤分類について報告されており, 土地被覆アルゴリズム自身の問題であることも指摘されている[151]. また密植地では反射率が飽和する為, 植生に関する推定が悪化する事も原因の一つとして考えられている[152]. 落葉林に関しては MODIS のデータ処理方法が, 新芽展開や葉の落葉を誤認識する可能性があることも報告されている[153].

このように MODIS の土地被覆の分類精度に一定の課題があることは明らかであると同時に, BRDF を用いることで土地被覆分類精度の向上も確認されている. 先行研究として BRDF の活用で作物分類において最大 4.9%の精度向上[154], 全球スケールでの分類誤差を 3.15%削減[155], 落葉林での分類精度を 5.68%, 常緑広葉樹林の分類精度を 6.70%向上[156]が報告されている. また MODIS の観測データで構築された太陽-センサの幾何関係で構築される BRDF 形状が土地被覆の特徴と関連しており, 特定の BRDF 形状を用いることで分類精度を向上できる可能性が示されている[157]. 本研究では GCOM-C/SGLI の斜方視によって計算される PVI を用いて既存の MODIS 土地被覆分類において同一の土地被覆を教師なし分類で分類したが, 先行研究の通り本来の MODIS 先行研究では誤った分類をしていた地域を分離し結果として評価における回帰誤差を低減できたと考えられる.

多方向観測に得られる PVI は過去のヘリドローンによる実験によって AGB との関連が確認されたが, この実験以外にも衛星観測によって多方向観測データと AGB の関連は確認されている. 例として MODIS の観測において NIR の BRDF が AGB に対して感度が高いことが確認されており[158], CHRIS/PROBA の多方向観測データを用いた AGB との関連の研究も報告されている[159,160]. 同時に光学観測によるスペクトル飽和の限界や[161]AGB が増加すると BRDF の変動が小さくなり飽和する現象[162]が確認されており, PVI による AGB 推定も NDVI より高バイオマスまで飽和せずに推定できるが限界があり, その影響で特に中央アフリカの熱帯林にて高 AGB 側の階層的な土地被覆分類クラスでも南米や東南アジア程 AGB が高くならなかつたと考えられる.

3.2. Kernel-driven BRDF model で計算される仮想観測条件による反射率を用いた AGB 推定能力向上の評価

3.2.1. はじめに

3.1 章において GCOM-C/SGLI の多方向観測データを用いて PVI を計算し、2 章で教師データとして利用できることを確認できた GEDI の AGB 観測値を用いて AGB マップが作成できることを確認した。また AGB マップを作成する際に必要な係数 C と β について従来は既存の MODIS の土地被覆(PFT)を用いていたが、これを GCOM-C の観測値から求められる PVI や NDVI を用いて同一土地被覆クラスを複数に分割する事で個別の C と β を算出でき、結果的に AGB の予測精度の向上に繋がるという結果を得た。

一方で 3.1 にて使用した PVI は GCOM-C/SGLI の実際の観測により計算された値であり、その観測条件は図 1.10 で示したヘリドローンによる実験のような太陽とセンサの相対方位角が 0 度（順光条件）もしくは 180 度（逆光条件）になるような Principal Plane 上での観測ではない。毎回の観測幾何条件が異なる PVI を計算する場合、観測結果にばらつきが生じ、結果的に図 3.3 のように NDVI に対し PVI の値が非常に大きく変動する課題がある。現在は年間最大の PVI を採用し、この問題に対応している。

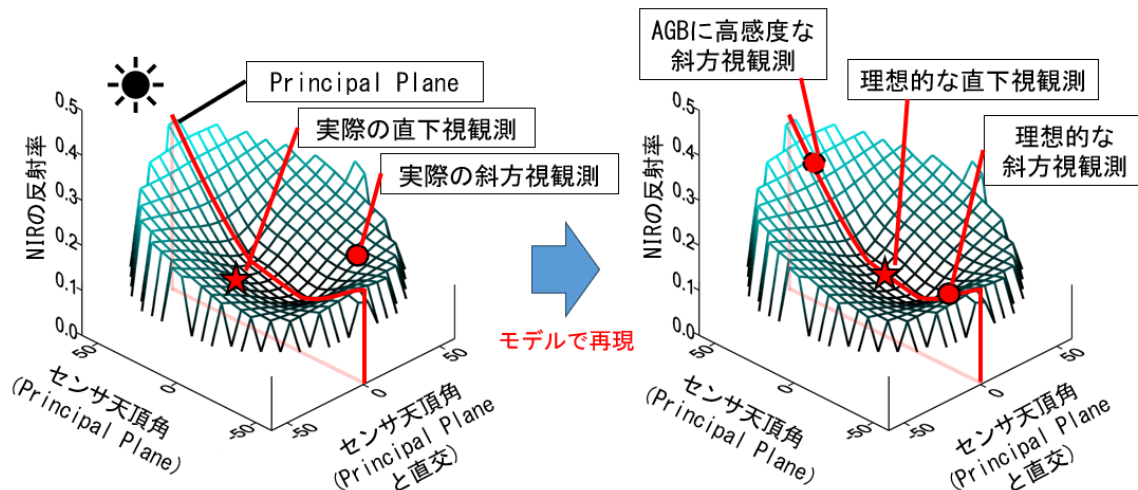


図 3.21 BRDF モデルを用いた理想的な観測条件による PVI 模擬の概要

この毎回の観測で観測幾何条件が異なる PVI において、GCOM-C/SGLI の多方向観測から得られた反射率と観測幾何条件を用いて観測地点における BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) モデルを構築し、実際には観測できない Principal Plane 上での観測を模擬し PVI を計算する事で改善が見込まれるのではないかと予想し

た. また, GCOM-C/SGLI の斜方視のチャンネルは太陽に対して逆光方向で観測するが, BRDF モデルを用いることで AGB の感度が高いと考えられる順光方向の観測における PVI をシミュレーション的に再現する事も可能である. そこで実際の観測で得られた PVI に対し GCOM-C/SGLI の観測で構築した BRDF モデルを用いて Principal Plane 上での観測で得られる模擬的な PVI を用いて係数 C と β を導出し 3.1 章と同様な評価を行いその効果を確認した.

3.2.2. データと手法

3.2.2.1. 使用する kernel について

SGLI の観測について, 太陽天頂角(SOZ; θ_i), センサ天頂角(SEZ; θ_v), 太陽方位角(SOA; φ_i), センサ方位角(SEA; φ_v)で記載される観測条件による BRDF モデルのイメージ図を図 3. 22 に示す. 各観測波長において, θ_i , θ_v および $\phi = \varphi_i - \varphi_v$ を変数とした草地等の水平方向に一様な散乱体からの体積散乱に関する関数 (kernel) K_{vol} と樹木等の高さを有する離散的な散乱体からの幾何散乱に関する kernel K_{geo} を用いて反射率 R を

$$R(\theta_i, \theta_v, \phi) = f_{iso} + f_{vol}K_{vol}(\theta_i, \theta_v, \phi) + f_{geo}K_{geo}(\theta_i, \theta_v, \phi) \quad (3.7)$$

で表現する. このような kernel の線形和で各幾何条件化の反射率を表現するモデルを kernel-driven BRDF model と呼ぶ. K_{vol}, K_{geo} は MODIS でも使用されている Ross-Thick kernel と Li-Sparse kernel[163]を使用し, f_{vol}, f_{geo} および等方散乱の寄与を示す係数である f_{iso} を実際の反射率及び観測条件 θ_i, θ_v, ϕ を用いて最小二乗法で決定する.

Ross-Thick kernel に関しては下記の式(3.8)を使用する.

$$K_{vol}(\theta_i, \theta_v, \phi) = \frac{(0.5\pi - \xi)\cos\xi + \sin\xi}{\cos\theta_i + \cos\theta_v} - \frac{\pi}{4} \quad (3.8)$$

$$\cos\xi = \cos\theta_i\cos\theta_v + \sin\theta_i\sin\theta_v\cos\phi$$

ここで ξ : 散乱体の位相角を表現する.

Li-Sparse kernel は太陽に照射される樹冠部分による項 K_C と影とならなかった地表部分による項 K_G の和で表現されるため以下の式(3.9)で定義される.

$$K_{geo}(\theta_i, \theta_v, \phi) = K_C(\theta_i, \theta_v, \phi) + K_G(\theta_i, \theta_v, \phi) \quad (3.9)$$

K_C と K_G は以下の通りである

$$K_C(\theta_i, \theta_v, \phi) = O(\theta_i, \theta_v, \phi) - \frac{1}{\cos\theta'_i} - \frac{1}{\cos\theta'_v}$$

ただし

$$O = \frac{1}{\pi} (l - \sin l \cdot \cos l) \left(\frac{1}{\cos\theta'_i} + \frac{1}{\cos\theta'_v} \right) \quad (3.10)$$

$$\cos l = \frac{h}{b} \frac{\sqrt{D^2 + (\tan\theta'_i \tan\theta'_v \sin\phi)^2}}{1/\cos\theta'_i + 1/\cos\theta'_v}$$

$$D = \sqrt{\tan^2\theta'_i + \tan^2\theta'_v - 2\tan^2\theta'_i \tan^2\theta'_v \cos\phi}$$

$$K_G(\theta_i, \theta_v, \phi) = \frac{1}{2} (1 + \cos\xi') \frac{1}{\cos\theta'_i} \frac{1}{\cos\theta'_v}$$

ただし

(3.11)

$$\theta' = \tan^{-1} \left(\frac{b}{r} \tan\theta \right)$$

ここで h は植生の高さ、 b および r は樹冠部分の鉛直方向と水平方向の半径でMODISプロダクトでは $h/b = 2$ 、 $b/r = 1$ と設定されており本研究でもこの値を用いる。また後方散乱方向($\theta_v < 0$)で最大反射率になる極大 (Hotspot)を表現する為、

$$K_{vol_HS}(\theta_i, \theta_v, \phi) = K_{vol} \cdot \left(1 + \frac{1}{1 + \xi/\xi_0} \right) \quad (3.12)$$

を用いて

$$R(\theta_i, \theta_v, \phi) = f_{iso} + f_{vol} K_{vol_HS}(\theta_i, \theta_v, \phi) + f_{geo} K_{geo}(\theta_i, \theta_v, \phi) \quad (3.13)$$

と体積散乱に関する kernel を置き換えた kernel-driven BRDF model を採用する[164]. ここで $\xi_0 = 1.5[deg]$ と empirical な値を使用する。従来の kernel-driven BRDF model と今回採用した kernel-driven BRDF model の principal plane における各 SOZ, SEZ における反射率を図 3. 23 に示す。

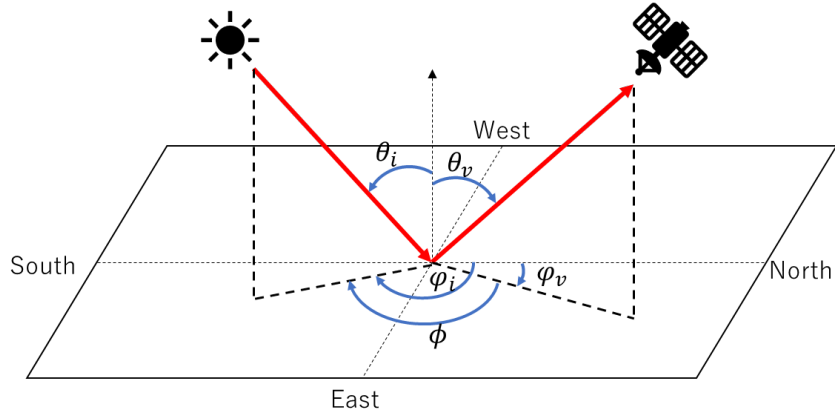


図 3.22 kernel-driven BRDF model で使用する観測幾何条件

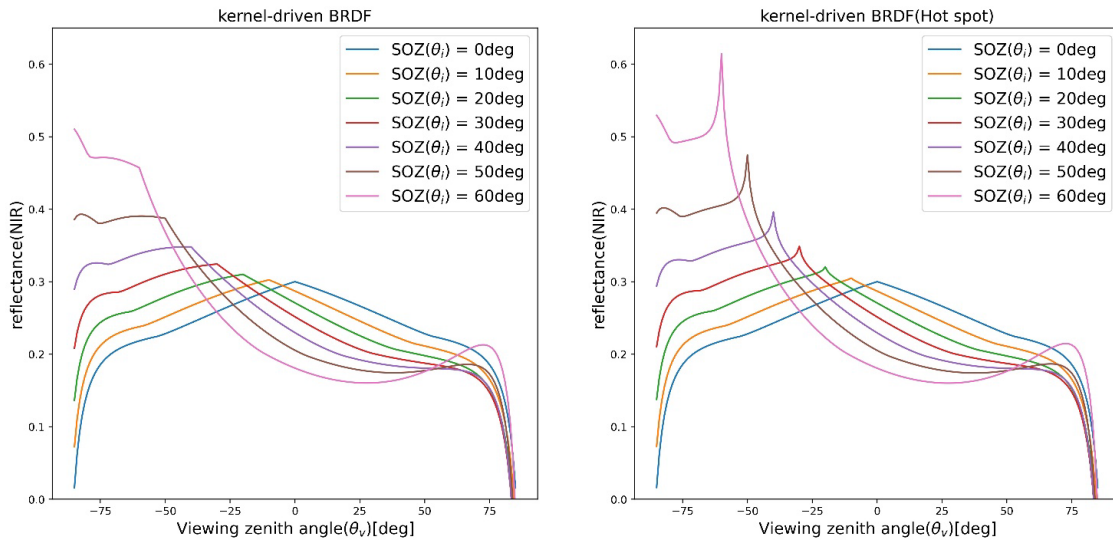


図 3.23 principal plane 上の従来モデル(左)と hot spot を模擬したモデル(右)における各 SOZ, SEZ の反射率($f_{vol} = 0.20$, $f_{geo}=0.05$, $f_{iso}=0.3$)

3.2.2.2. Kernel のパラメータ決定

kernel-driven BRDF model の係数 f_{vol} , f_{geo} および f_{iso} を決定するにあたり, GCOM-C RSRF プロダクトに格納されている各観測波長と観測幾何条件を紐づけ最小二乗法で求める場合, 実際の森林の状況に即さない係数及び BRDF model になる場合がある. そこで 2004 年に打上げられた Parasol/POLDER-3 が 2008 年の 1 年間で観測した各波長の

多方向観測データを用いた. POLDER-3 はフランス国立宇宙研究センター (Centre National D'études Spatiales: CNES) が開発した衛星搭載型センサであり, 多方向観測で得られたデータは International Geosphere-Biosphere Programme (IGBP) 毎に格納されている. このデータの中でRs_VN08やRs_PL01に近い波長の 670nm およびRs_VN11やRs_PL02に近い波長の 865nm の観測幾何条件含む反射率を NDVI の値毎に集約して kernel-driven BRDF model の式に代入し残差が最小になるパラメータ f_{vol} , f_{geo} および f_{iso} を求めた. 図 3. 24 に 670nm 及び 865nm で構築した kernel-driven BRDF model の反射率と実際の反射率を比較した結果を図 3. 24 示す. この結果は近赤外の 865nm より赤の 670nm のデータで構築した kernel-driven BRDF modelの方が実際に観測された反射率との差分が大きくなることを確認した.

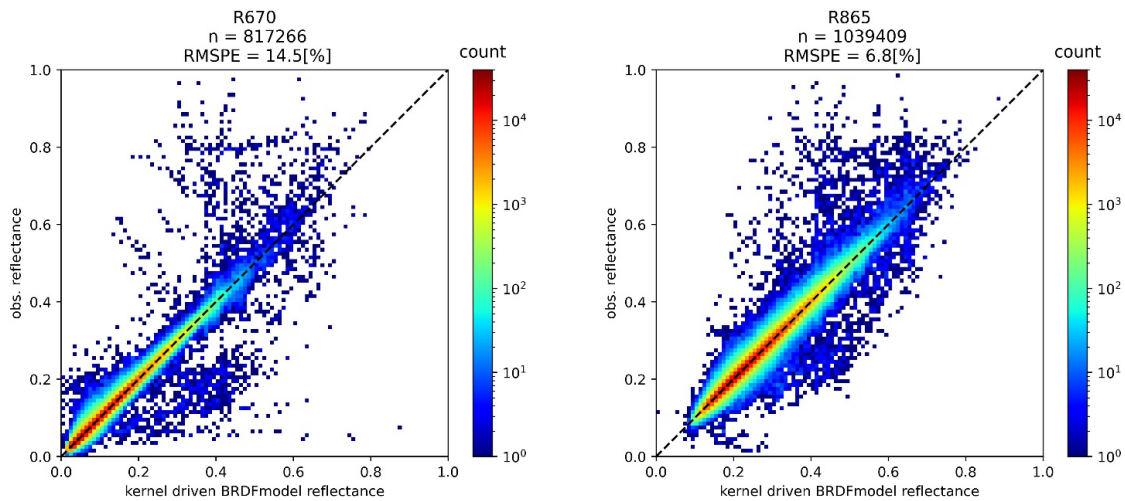


図 3. 24 POLDER-3 の 670nm および 865nm 反射率における kernel-driven BRDF model の反射率と観測された反射率の比較

図 3. 24 の結果や GCOM-C 地上部バイオマスプロダクトのアルゴリズムにおいて赤領域の波長は直下視のみの反射率しか使用しないことを踏まえ, PVI の計算において NIR のみ kernel-driven BRDF model の反射率を用いて計算する. NIR の kernel-driven BRDF model 構築にあたり, 公開されている POLADR-3 の観測データから 0.1 刻みの NDVI 毎に kernel-driven BRDF model を構築した際のパラメータを図 3. 25 に示す. プロットは各地点で計算されたパラメータの平均値及び標準偏差(σ)を示す. この結果から GCOM-C RSRF プロダクトを用いた 1km pixel 毎の kernel-driven BRDF model の構築時のパラメータ決定において, 各 SGLI 1km pixel の NDVI に対応する POLDER-3 で計

算したパラメータ f_{vol} , f_{geo} および f_{iso} の平均値から $\pm 3\sigma$ 以内かつ $f_{iso} \geq f_{vol} \geq f_{geo}$ の制限を加えた非線形最適化手法(L-BFGS-B[165])を用いて導出し、構築した BRDF model で求めた NIR 反射率と実観測の直下視の赤領域の反射率を用いて理想観測条件の PVI を計算する. BRDF model 構築にあたり, GCOM-C RSRF プロダクトの従来のスクリーニングで選別した Rs_VN11P, Rs_PL02 について集計期間を 3 ヶ月, 6 日以上の有効な観測があり前述の条件で非線形最適化手法が適用出来た場合のみ f_{vol} , f_{geo} , f_{iso} を導出した.

理想観測条件に関して, PL サブユニットの天頂角 60deg に合わせ SOZ を 60deg に固定した場合の BRDF model で計算される直下視($SEZ = 0$)の反射率に対して SGLI 実観測と同じ条件の逆光方向($SEZ > 0$ かつ $SEZ \leq 60$)および SGLI 実観測では実現できない順光方向($SEZ < 0$ かつ $SEZ \geq -50$)の反射率との差の絶対値が最大になる principal plane 上の SEZ と反射率を採用する. また緯度(太陽天頂角)により樹冠構造による光の当たり方(影の発生)に変化が発生することは既に知られており[166,167], この影響で緯度帯の違いによる樹冠構造の違いが発生し BRDF model にも関わると考えられる事から SOZ を固定せず SGLI 1km pixel その地点の年間通して平均的な太陽天頂角となる緯度の値を用いて SOZ 固定条件と同じ逆光・順光方向の条件で PVI を計算した. GCOM-C 地上部バイオマスプロダクトは 0 から最大 1000 以上の範囲である AGB[t/ha]を PVI の一次式で表現する為に PVI 自体に相当のダイナミックレンジが必要であり, この 4 条件での理想観測条件での PVI と実観測で求められた PVI, 計 5 条件の PVI の最大値を採用する.

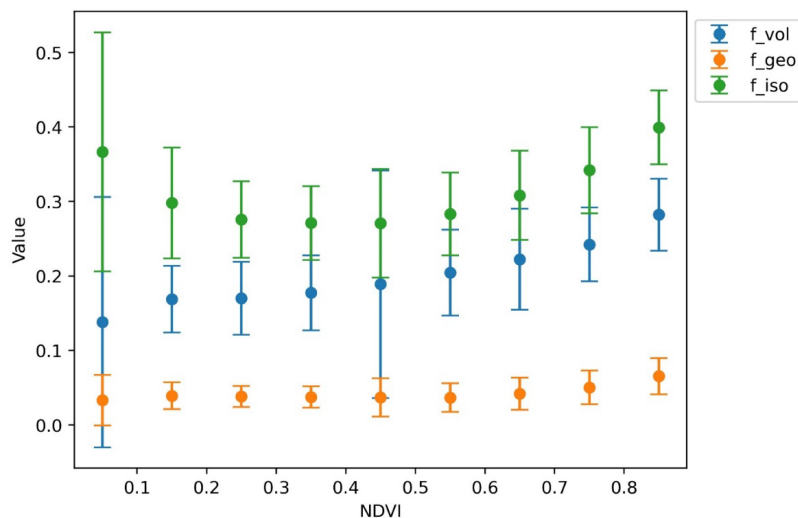


図 3.25 POLADR-3 観測データに格納された NDVI 毎に kernel-driven BRDF model を構築した際の f_{vol} , f_{geo} および f_{iso} の平均値および標準偏差

3.2.2.3. 評価

3.2.2.1 から 3.2.2.2 で構築した kernel-driven BRDF model による PVI の計算条件の評価については 3.1.2.5 と同じく, $k = 10$ の k-Fold Cross Validation を実施し, kernel-driven BRDF model で計算された PVI と GEDI/AGB のデータセットにおいて Train データで求めた係数 C と β を用いて Test データの PVI で AGB を計算し, 同じく Test データの GEDI AGB と比較して評価を行う. 土地被覆においては 3.1 で決定した階層的土地被覆の結果を採用し計算を行う. また各観測条件から作成した LUT から計算される全球 AGB も作成する.

3.2.3. 結果

3.2.3.1. kernel-driven BRDF モデルで計算された PVI

図 3. 26 から図 3. 29 が 5 条件それぞれの 2020 年最大の全球 PVI をプロットしたものである. また全球における PVI のヒストグラムを図 3. 30 に示す. この結果, kernel-driven BRDF model における SOZ を 60deg に固定し順光方向における斜方視の NIR 反射率を利用した条件が, 10 以上の PVI を取りうるダイナミックレンジとなった. また, kernel-driven BRDF model における SOZ を固定せず SGLI 1km pixel その地点の緯度を SOZ として用いて PVI を計算させた場合, 赤道近くの PVI は実観測の PVI より低い値が算出され, 極域に近い地域においては実観測の PVI より高い値が算出された.

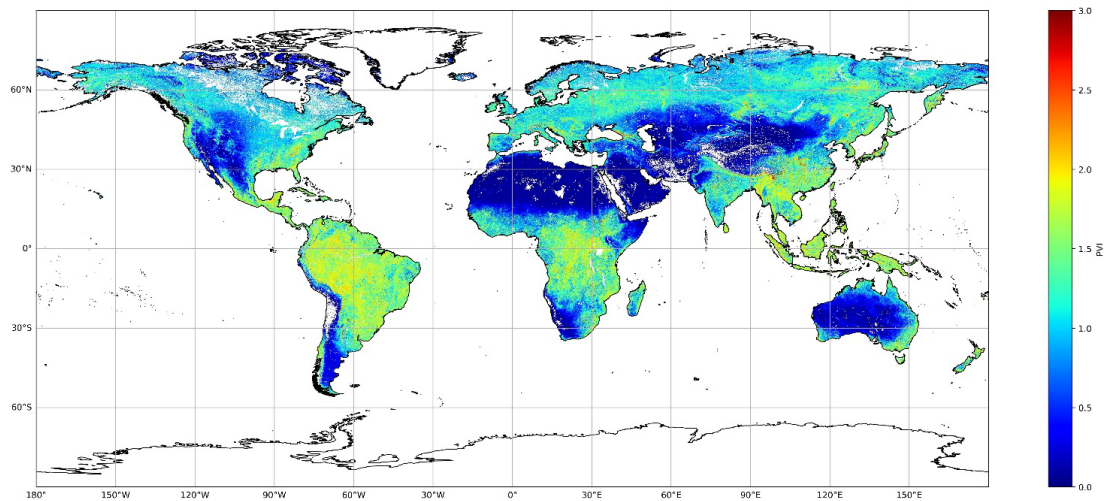


図 3. 26 kernel-driven BRDF model で求めた 2020 年 PVI 年間最大値(SOZ = 60deg, 逆光条件)

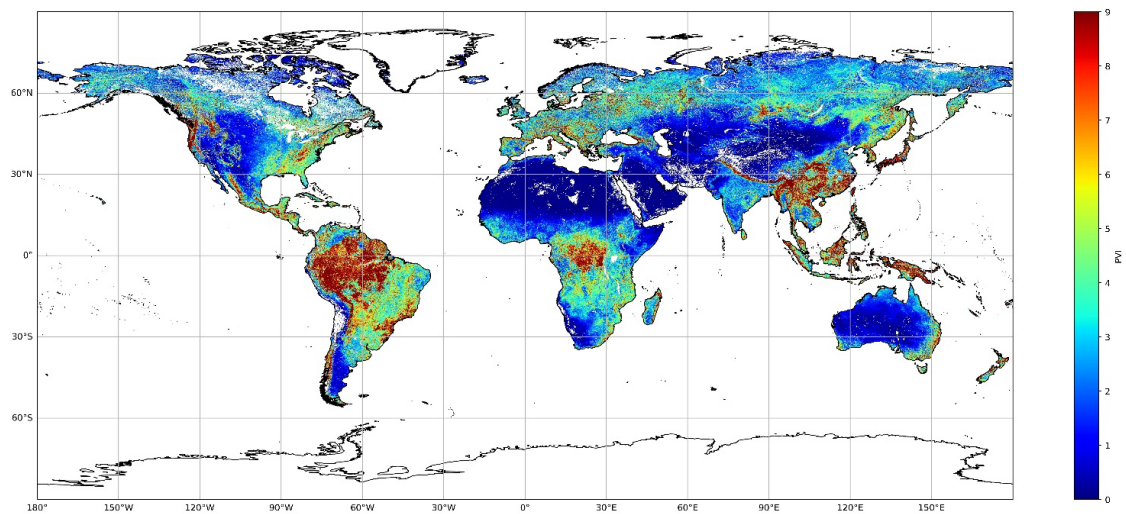


図 3.27 kernel-driven BRDF model で求めた 2020 年 PVI 年間最大値(SOZ = 60deg, 順光条件)

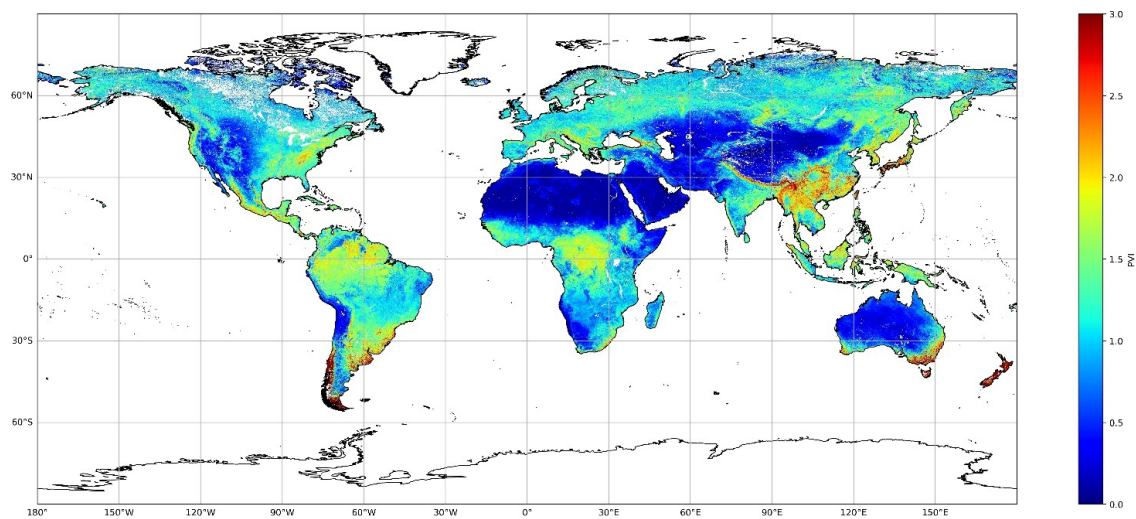


図 3.28 kernel-driven BRDF model で求めた 2020 年 PVI 年間最大値(SOZ = 観測地点の緯度, 逆光条件)

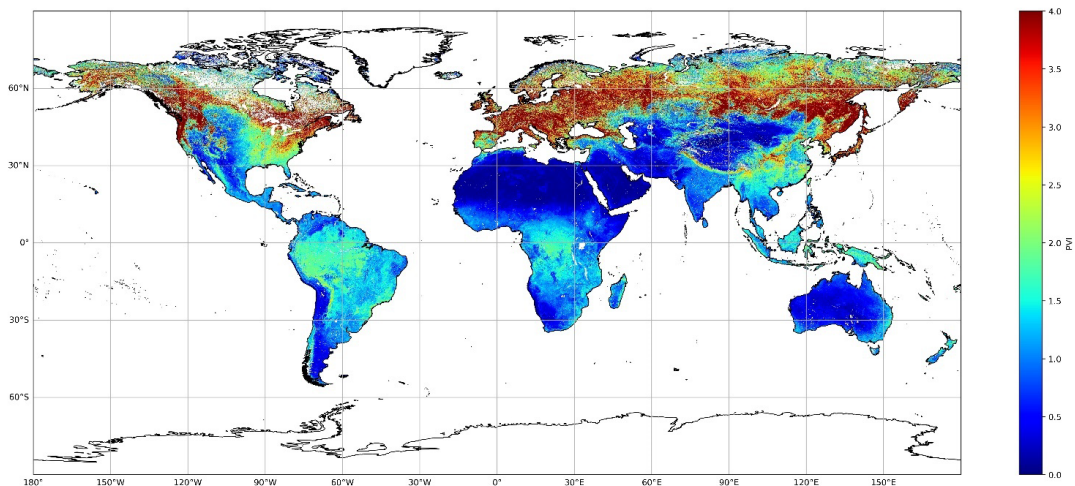


図 3. 29 kernel-driven BRDF model で求めた 2020 年 PVI 年間最大値
(SOZ = 観測地点の緯度, 順光条件)

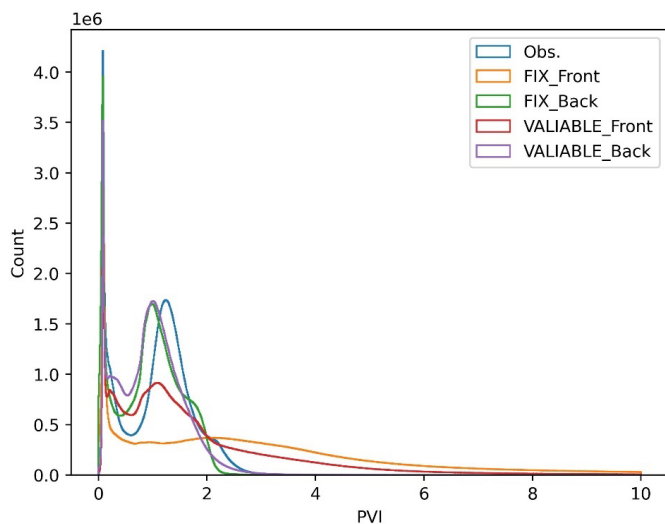


図 3. 30 全球における実観測(Obs.)および kernel-driven BRDF model における SOZ 固定条件(FIX), 地域ごとの平均太陽天頂角に適用した場合の条件(VALIABLE)の 順光(Front)・逆光(Back)条件での PVI ヒストグラム

3.2.3.2. k-Fold 法による実観測 PVI との LUT 評価

図 3. 31 に太陽天頂角固定条件で計算した kernel-driven BRDF model で計算した PVI と GEDI/AGB によるプロット及び LUT の計算例, 図 3. 32 に太陽天頂角を緯度ごとに変動さ

計算した kernel-driven BRDF model で計算した PVI と GEDI/AGB によるプロット及び LUT の計算例を示す. 特に図 3.31(b)に関しては PVI のダイナミックレンジは増加しているものの, 全体的なばらつきが大きくなり評価関数の値は他の kernel-driven BRDF model で計算した PVI との条件に比べ大きいことが確認された.

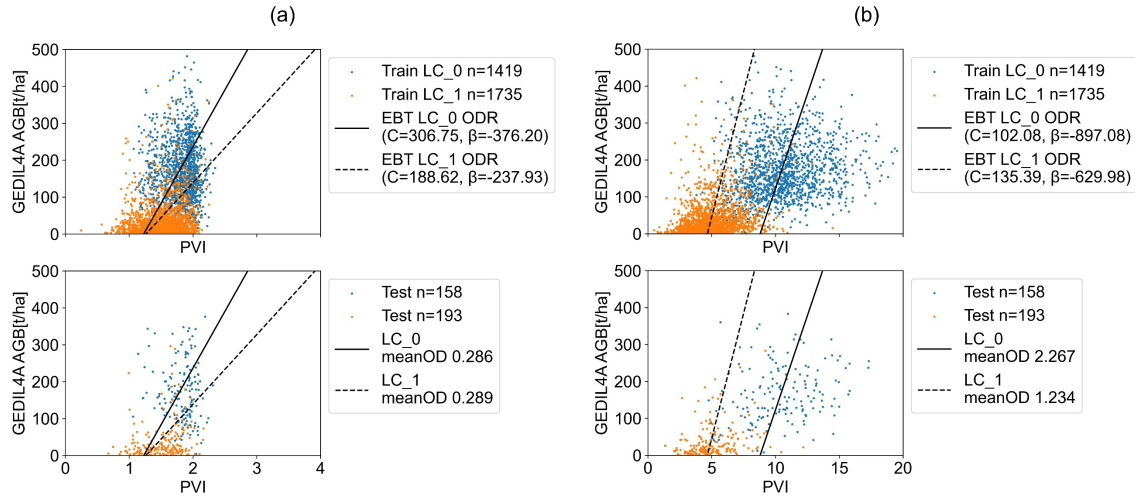


図 3.31 SA_EBT における最適な階層的土地被覆分類を考慮した LUT 評価の計算例

(a) 太陽天頂角固定, 逆光観測 (b) 太陽天頂角固定, 順光観測

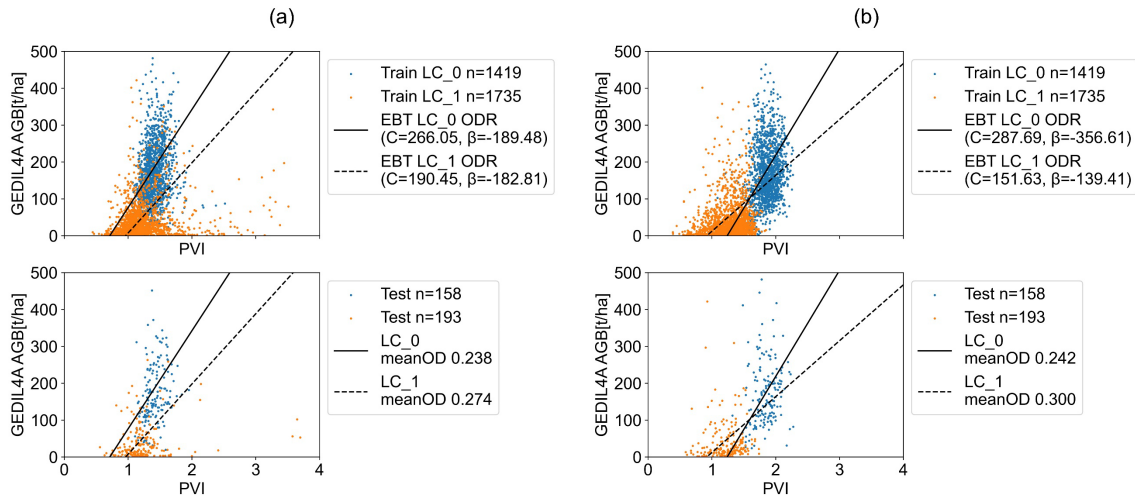


図 3.32 SA_EBT における最適な階層的土地被覆分類を考慮した LUT 評価の計算例

(a) 太陽天頂角変動, 逆光観測 (b) 太陽天頂角変動, 順光観測

3.1 章で決めた最適な階層的土地被覆を用いて, 実際の観測で得られた PVI および kernel-driven BRDF model で導出された PVI で計算した LUT による評価関数の平均及び標準偏差をプロットした図を図 3.33 に示す. 図 3.31(b)で得られた傾向が殆どの地域・植生タイプで確認され, また本評価手法においては実際の観測で得られた PVI 対

する各条件で計算された kernel-driven BRDF model による PVI の優勢は確認できなかった。

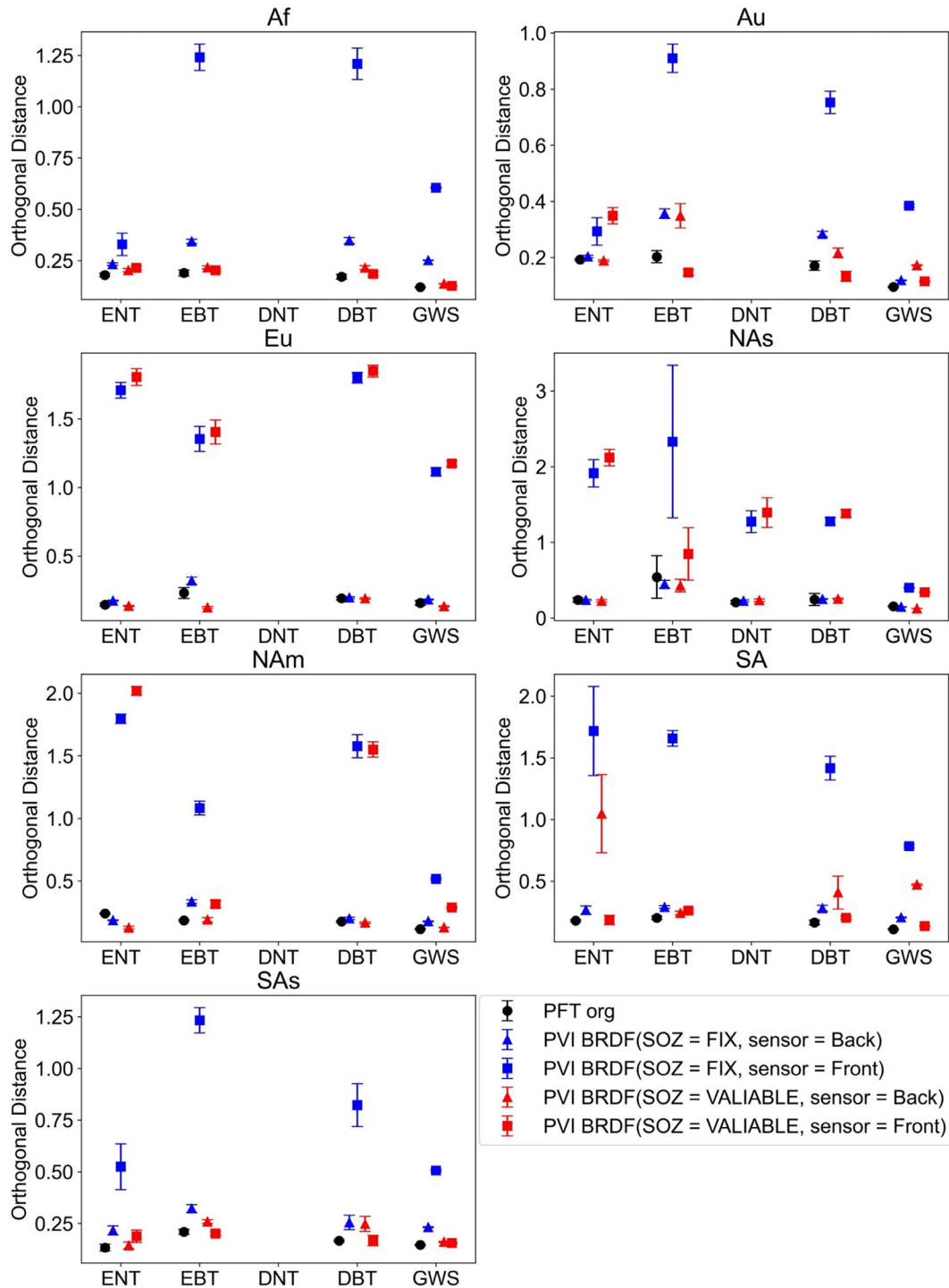


図 3.33 最適な階層的土被覆分類を踏まえた実際の観測で得られた PVI および kernel-driven BRDF model により計算された PVI で計算された LUT の評価

3.2.3.3. kernel-driven BRDF model の各観測条件で計算される PVI による AGB マップ

図 3.34 に各 kernel-driven BRDF の計算条件で計算された PVI および LUT を用いて作成された 2020 年における AGB マップを示す。3.2.2.2 に示した kernel-driven BRDF のパラメータが決定できなかった pixel や、計算された AGB が負の値になる地域に関してはプロットしていない。先ず SOZ を固定し GCOM-C/SGLI の実観測と同じ逆光条件で計算された図 3.34 (a) については実観測の結果に対して全体的に AGB の値が過小となった。この結果に対して実観測では実現しえない逆光条件で計算された AGB マップ (図 3.34 (b)) は特に常緑広葉樹の植生帯において非常に大きな AGB となった。

SOZ を固定せずに観測地点の緯度で計算した結果について、逆光条件である図 3.34 (c) は図 3.34 (a) と同様な AGB 分布を確認できたものの、極域にて極端に AGB が高い地域の出現を確認した。また順光条件である図 3.34 (d) に関しては北米やヨーロッパなど高緯度地域で赤道域の熱帯林より AGB が大きくなるような傾向が確認された。

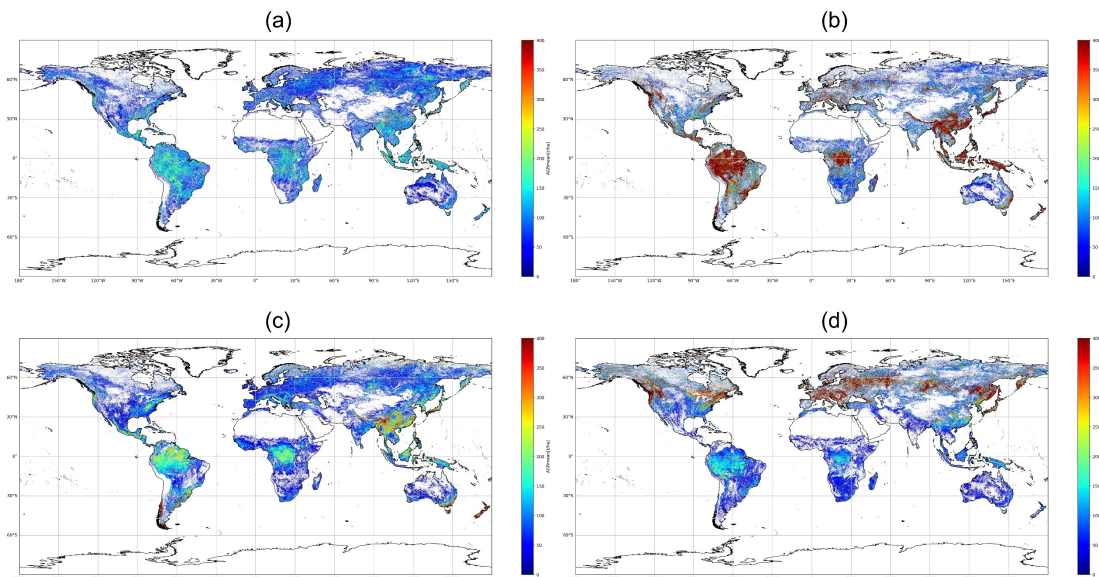


図 3.34 kernel-driven BRDF model で計算された PVI で計算した 2020 年における AGB マップ (a) SOZ = 60deg, 逆光条件 (b) SOZ = 60deg, 順光条件 (c) SOZ = 観測地点の緯度, 逆光条件 (d) SOZ = 観測地点の緯度, 順光条件

3.2.4. 考察

本研究では実際の観測データではなく、観測値に基づき構築されるモデルを用いて PVI を計算し、AGB の推定能力について評価を行った。MODIS のアルベドプロダクト (MCD43) においては本研究と同様に植生のような体積散乱を表現するカーネルに Ross-Thick kernel, 樹冠や都市の建物のような幾何散乱を表現する Li-Sparse kernel を用いたモデルで全球 1km グリッドの BRDF を 16 日間ごとに算出している [163]。また GCOM-C も最短 8 日, 最長 1 か月の集計単位で直下視のみの反射率を用いて全球 250m の MODIS と同じモデルで BRDF を提供している [168]。本研究に関しては GCOM-C のプロダクトとして提供されている BRDF モデルに対し, 1km 内 16pixel 全てにおいて QA フラグを満足する必要がある, 結果として kernel のパラメータを計算するのに十分なデータを集める為に集計期間を 3 か月と設定した。落葉樹だけでなく常緑樹においても着葉状況が季節ごとに変化する事は知られている [169,170]。この為集計期間中に植生の季節変化が発生し kernel-driven BRDF モデルにおいて実際の多方向反射率に対して不適合が発生した可能性がある。MODIS に対して本研究では SGLI の斜方視の観測も含めモデルを構築しているが, 3.1.2.1 でも記載した通り SGLI の斜方視チャンネルについて実際の地上分解能は約 2.5km であり, スクリーニングを実施しているとはいえ直下視よりも広い範囲を含んだ反射率で計算されている事も実際の多方向反射率に対する不適合の要因となった可能性がある。

本研究で使用した MODIS と同一の kernel を用いた BRDF モデルに関しては先行研究で有用性が確認されているが, 植生が密集している高バイオマスな地域に関しては異方性の変化を十分捉えきれていないという報告もある [171,172]。Kernel-driven BRDF model における kernel の改良に関しては様々な研究があり, Li-Transit kernel は, Li-Sparse kernel の改良版として開発され, SOZ が大きい場合における外挿性能を向上させ [173], Topographical Kernel-Driven BRDF モデル (KDCT) では地形起伏の影響を考慮し, 対象 pixel 内の標高変化が BRDF 計算に及ぼす誤差を軽減するよう設計されている [174]。十観測の PVI に対して逆光条件のモデルは大きな差異が無かったことから, 本研究の結果このような新たな kernel を用いることで, AGB 予測性能を保ちつつ現在年単位の AGB においてモデル計算による月単位の時間分解能に向上する可能性も考えられる。

また順光条件に関しては実観測に対して AGB の予測性能が悪化する傾向が確認された。これは図 3. 23 でも示されている通り kernel-driven BRDF model において順光条件は逆光条件よりも反射率が大きく算出され, 式(1.2)において斜方視の反射率が使用される P_2 の項が 3 乗されて PVI が算出される為と考えられる。これは実際の観測を行って

なくとも AGB に対して感度が高いと思われていた順光方向の光学観測がモデル計算により不適であると明らかになり、将来の AGB 観測ミッションにおけるセンサ設計に対して有用な結果を得たと考える。

3.3. 3章のまとめ

本章では 2 章で GEDI のライダー観測による AGB 推定値を教師データとし、従来の GCOM-C/SGLI の AGB プロダクトの根幹は変えずに高度化する方法を検討した。

まず 3.1 章にて GCOM-C/SGLI の AGB マップ作成において教師データの観測がない PVI pixel で PVI を AGB に変換する係数 C と β を導出する為に必要な土地被覆分類を改良する試みを行った。GCOM-C/SGLI の観測値で計算される PVI と教師データである GEDI/AGB の関係から、従来使用していた土地被覆である MODIS PFT の同一地域・植生タイプを PVI や NDVI を用いた教師なし分類（階層的な土地被覆分類）を行うことで、従来の地域・土地被覆分類毎に計算していた C と β を最適に細分化し、結果として 7 地域 \times 5 タイプの植生毎に設定していた C と β を計 51 パターンに細分化し AGB マップ作成を高度化できることが明らかになった。また作成された階層的な土地被覆分類の結果も雑然とした分布ではなく、水域含む従来の土地被覆の境界や人為活動の有無が反映された分布であることを確認した。

3.2 章では実際の観測では成しえない Principal Plane 上での観測値を観測幾何と反射率から構築される kernel-driven BRDF model を用いて PVI を求め AGB マップを作成する試みを行った。PVI の計算条件は各地域の平均太陽天頂角を考慮したパターンや実際の GCOM-C/SGLI の観測では在り得ない AGB に対して感度が高いと思われる順光方向の観測条件も含め設定した。その結果、太陽天頂角を固定し逆光条件であるならば実観測の PVI を用いた結果に対して大きな性能差がないことを確認した。一方で順光条件では予測に反し PVI の値が安定せず逆光条件に対して AGB 推定性能が悪化する事を確認した。今回の検討では MODIS で用いられているものと同じ kernel を使用し、QA の条件を非常に厳しく設定した試行的な条件での検討であったため、kernel やデータのスクリーニング方法、集計期間に関しては改善の余地がある。一方で実観測の PVI 導出では観測幾何条件が観測毎に異なり年間最大値という枠でその性能を発揮するのに対し、kernel-driven BRDF model を用いた PVI では観測条件を揃えて各時期における PVI を計算できるため、年単位の時間分解能で合った AGB マップを月単位などの時間分解能に向上することができる可能性を本項の結果で示すことが出来た。

4. 宇宙ライダーと GCOM-C/SGLI にて作成した全球時系列 AGB マップの評価

4.1. はじめに

3章までで、多方向観測イメージャと宇宙ライダーの複合利用における AGB マップが作成できることを確認した。一方で作成した AGB マップの評価に関してその精度や不確実性を検証するために地上観測データとの比較が必要不可欠である。1.2.1 でも述べた通り、現在利用できる AGB の地上検証点データは数が少なく偏在し、加えて今回の研究で作成した AGB マップの空間解像度は 1km であり、この広さの検証地点は非常に少ない。衛星リモートセンシングデータの評価において、空間解像度よりも狭い範囲の検証地点を用いることは、バイアスや誤差を引き起こす要因となり得る。この問題は、検証データと衛星データ間のスケールミスマッチによるものである。具体的には、衛星データはピクセル単位で情報を取得するため、1つのピクセルが複数の土地被覆や異なる AGB を含む可能性がある。このような場合、狭い検証地点を用いると、実際のピクセル全体の特性を正確に反映できないことがある [175,176]。また、広域的な平均化効果により、小規模な AGB の変動や異質性が衛星データに反映されにくくなる。これは特に、森林の境界部や異なる土地被覆が隣接する地域で顕著である [177]。さらに、検証地点のサイズが不十分である場合、局所的な特徴が強調され、結果として過大または過小評価を引き起こすリスクが高まる [178]。これらの問題を解決するためには、検証地点の選定において複数の検証プロットを統合してより広域なスケールで比較するなど衛星データの解像度に合わせた地上データのサンプリングデザインを工夫することが推奨されている [179]。

今回、空間解像度 1km 範囲の評価を行うために 2章で示した GEDI の AGB 観測データを用いることで、均一な計測手法で世界中をカバーする検証点として評価する方針とした。また、限定的ではあるが GCOM-C プロジェクト用に整備された中分解能衛星用の検証地点を使った検証も実施した。検証にあたってはベンチマーク比較として 1.2.2 でも紹介した現在グローバルな AGB マップとして使用されている ESA の CCI Biomass map を使用した。

本研究で作成した AGB マップはスナップショット的な AGB マップとは異なりその手法から一度 3章で求めた係数 C と β を求めれば GCOM-C/SGLI の観測データが得られる度に年次更新が可能となっている。本章の最後にこのような利点から想定できる AGB マップの利用方法についても触れる。

4.2. データと手法

4.2.1. ESA CCI Biomass について

ESA CCI Biomass は、欧州宇宙機関 (ESA) の気候変動イニシアティブ (CCI) の一環として提供されている全球 AGB データセットである。現在 CCI Biomass は 2010 年および 2015 年から 2021 年までの期間の年間 AGB マップを提供している。AGB マップの作製には、ESA の Sentinel-1A/B (C バンド) および JAXA の ALOS-2 PALSAR-2 (L バンド) を使用した合成開口レーダ (SAR) データ、さらには 2019 年から 2021 年においては NASA の GEDI (LiDAR) データが使用されている。Sentinel-1 の C バンドは比較的浅い森林構造に対する感度が強く、若い森林や再生中の森林など低 AGB の推定に貢献します。Sentinel-1 の解像度は 20m であるが、高 AGB な森林では感度が弱くなるためバイアスが生じる可能性があり、処理速度と計算効率のバランスから 150m にリサンプリングされ、月ごとの平均値が使用される。C バンドのデータの補完として ALOS-2 PALSAR-2 の L バンドを用いる。ALOS-2 のデータは通常 25m 解像度で提供されるが、Sentinel-1 との互換性を保つため 100m にリサンプリングされている。

CCI Biomass の AGB 推定には、BIOMASAR と呼ばれる半経験的なモデルが使用されている。このモデルは、SAR の後方散乱信号を森林の樹冠密度や林冠高に関連付け、その情報を基に AGB を推定する。具体的には、ALS による計測データや地上調査による AGB の全球統計データなどで作成された AGB データベースと林冠高の関係を示す補助データセットを利用して、林冠高と AGB の関係をモデル化する。このプロセスには、森林の地表面と樹冠からの後方散乱係数を示すパラメータが含まれ、これを C バンドと L バンドのデータセットに適用することで、全地球的な AGB マップを作成している。C バンドと L バンドから得られる 2 種類の AGB マップは、高 AGB 地域では L バンドの AGB 推定値が優先され、低 AGB 地域では C バンドのデータも加味される。

2019 年以降の AGB マップにおいては宇宙ライダーの GEDI および ICESat-2 のデータが用いられており、AGB プロダクトではなく観測波形から導出される林冠高や RH を前述の林冠高と AGB の関係のモデルに用いている。

CCI Biomass は解像度 100m の全球 AGB マップとして整備されているが、本研究によって GCOM-C/SGLI と GEDI の複合利用により作成した AGB マップは解像度 1km であり、両者の比較の為に検証では CCI Biomass の解像度を 1km にリサンプリングして使用した。図 4.1 にベンチマークとして使用した 2019 年の 1km 解像度にリサンプリングした ESA CCI Biomass を示す。

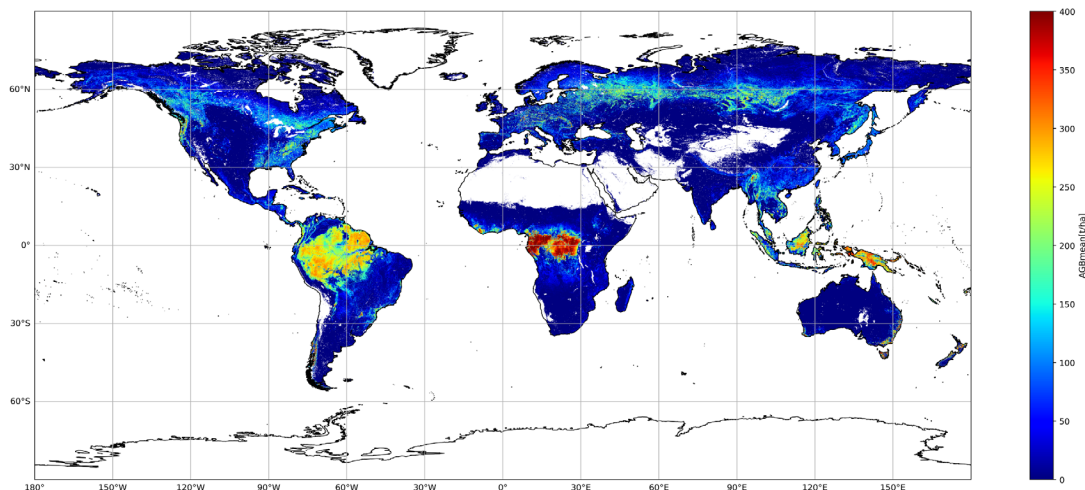


図 4.1 2019 年における 1km 解像度にリサンプリングした ESA CCI Biomass

4.2.2. 検証データ

1.1.5 にも記載した通り，全球における AGB の検証データについて現地調査によるデータに関しては調査地点が偏在し計測時期・計測手法も異なる．本研究の目的は全球における高精度な AGB マップであり，局所的な検証では目的の達成を確認できない．そこで検証においても全球を隈なく観測し，2 章において AGB 推定精度が担保されている GEDI の観測データを用いて全球 AGB マップの検証を実施した．

GEDI のデータを用いた検証データについては次のように作成した．まず，係数 C と β の算出に使用していない 2019 年に GEDI の AGB 観測値を選択した．次に 3.1.2.3 にて記載した処理と同様に *groundbin_SNR* が 10 以上かつ傾斜 10 度以内の地形を観測した GEDI 観測データのみを選別した．さらに選別したデータが 1km 四方の検証点となり得るように PVI 1km ピクセル内の GCOM-C RSRF プロダクトの 250m 解像度 16pixel のうち 8pixel 以上で GEDI の AGB 観測があり，かつその範囲内の GEDI AGB 推定値の標準偏差が平均値の 20%以内となるケースのみ選択し，GCOM-C/SGLI の PVI で作成した AGB マップの解像度 1km に合わせた検証データを作成した．作成した検証データを図 4.2 に示す．また ESA CCI Biomass が GEDI プロダクトの値を参照していることも考慮し，図 4.3 に 2 章の手法で再計算した AGB ではなく，従来の GEDI L4A に格納された AGB の値を用いた検証データも作成した．

また，限定的ではあるものの現地調査との比較として GCOM-C 用の検証データにも

使用できる東アジアにおける典型的な陸域被覆タイプを対象にした現地観測データセットを使用した[75,76]. このデータセットは図 1.6 にも示した国内を中心とする JaLTER を基本とした 2019 年以降に地上調査された AGB データで, 地形が平坦で 500m×500m の均一な植生を持つことが条件として選ばれている. このデータセットは一定間隔毎に AGB の計測を行っており, GCOM-C/SGLI のような中分解能衛星から Sentinel-2 のような解像度 10m のような高分解能衛星のプロダクトにおける検証データとしての利用を目的としている. 例として北海道雨龍研究林のデータを図 4.3 に示す. この研究林はトドマツなどの冷温帯針混交林であり, AGB の平均は約 102t/ha である. 本研究では木本の AGB のデータがある北海道雨龍研究林(URY)以外に 苫小牧研究林(TOS), 渡良瀬(WTR), 富士北麓フラックス観測サイト(FHK), 草本の AGB データがあるモンゴルの Baganuur(MBN), Delgertsogt(DGT), Khar Yamaat(KYM)の計測データと比較を行う.

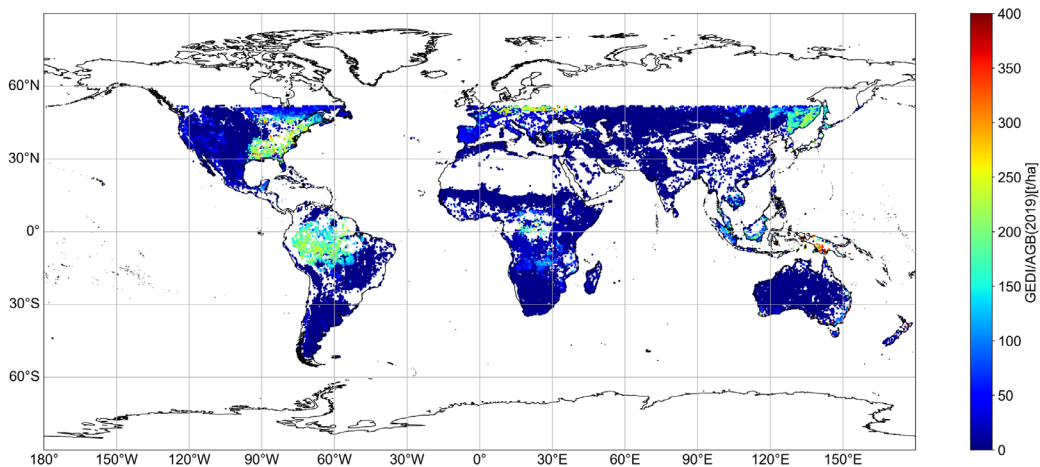


図 4.2 2019 年の GEDI 観測データから作成した AGB 検証データ

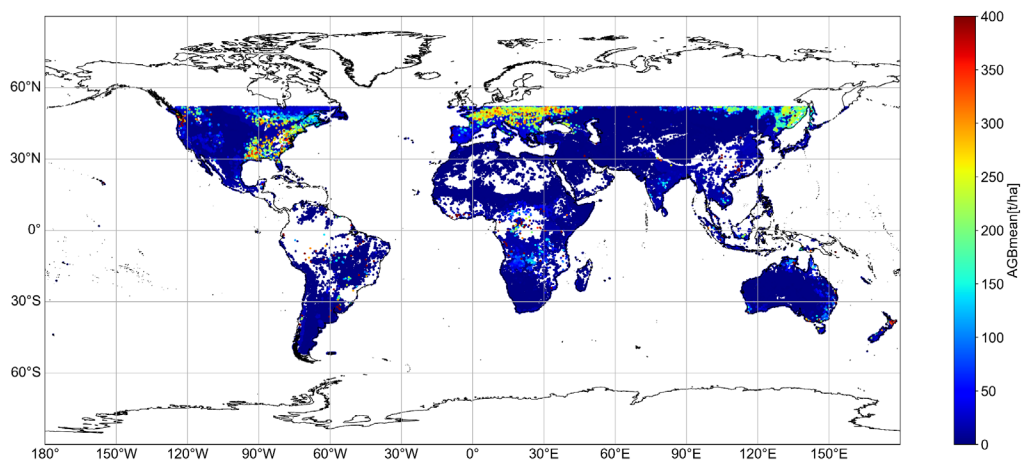


図 4.3 図 4.2 で使用したデータを GEDI L4A の AGB に置き換えて作成した AGB 検証データ

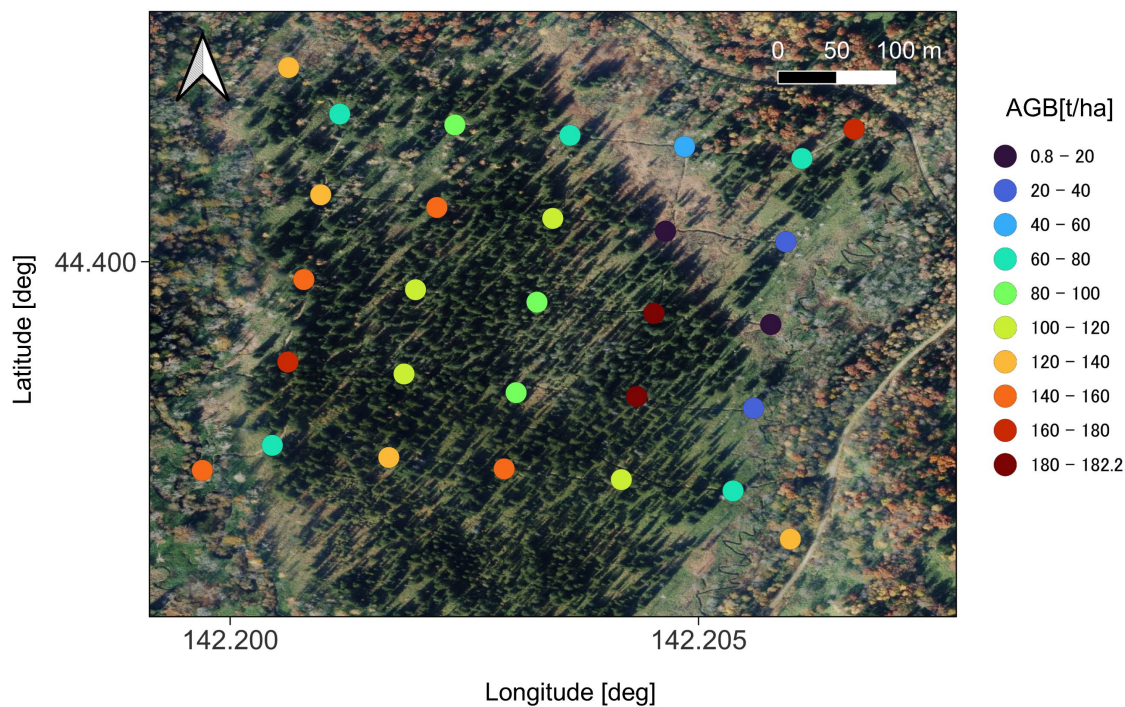


図 4.4 JaLTER 検証サイト（雨龍研究林）の AGB 検証点
背景は国土地理院航空写真を使用

4.3. 結果

4.3.1. 2019 年の GEDI AGB との比較

図 4.5 に図 4.2 で作成した 2019 年の GEDI の観測データを 2 章で開発した高精度地盤標高推定手法を適用して AGB を計算した全球における検証点と同年の ESA CCI Biomass および 3 章で作成した GCOM-C/SGLI と GEDI の複合利用で作成した AGB マップとを比較した結果を示す。全球において大半が草原・灌木(GWS)に属する為、これらを除いた結果を図 4.6 に示す。図 4.5, 図 4.6 とも ESA CCI Biomass は GEDI 観測データで作成した検証データに対して低 AGB において過大評価の傾向があることを確認した。その為平均絶対誤差(MAE)としては ESA CCI Biomass も本研究で作成した AGB マップも大きな差はないものの MAPE としては本研究の AGB マップの方が高精度に推定できている事を確認した。

図 4.7 から図 4.13 に本研究で作成した AGB に関して各 7 地域における植生毎の比較結果を、図 4.14 から図 4.20 に同様の比較を ESA CCI Biomass で実施した結果を示す。

全体的な傾向として図 4.5 および図 4.6 と同じく, ESA CCI Biomass はどの植生タイプでも低 AGB に対して過大評価の傾向が確認できた. 本研究で作成した AGB マップに関して, ESA CCI Biomass に対して検証データとの誤差は少ないものの, 落葉広葉樹(DBT)および南米(SA)や東南アジア(SAs)の常緑広葉樹(EBT)における誤差が大きいことを確認した.

また, 図 4.21 に評価用の GED AGB データについて 2 章で開発した高精度地盤標高推定を用いた AGB 計算結果でなく L4A プロダクトして公開されている従来の AGB の値を用いた場合の結果を示す. プロットの傾向が図 4.5 や図 4.6 に対して GEDI AGB データの値が増加するよう変化したが, 低 AGB において過大評価の傾向がある傾向は変わらなかった.

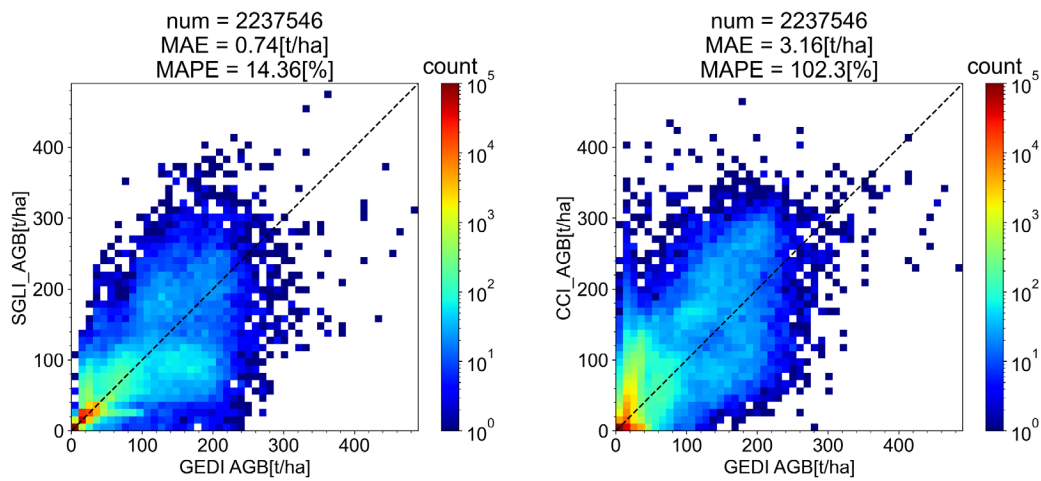


図 4.5 2019 年の GEDI 観測データで作成した検証点と各 AGB マップの比較
(左:本研究で作成した AGB マップ, 右:ESA CCI Biomass)

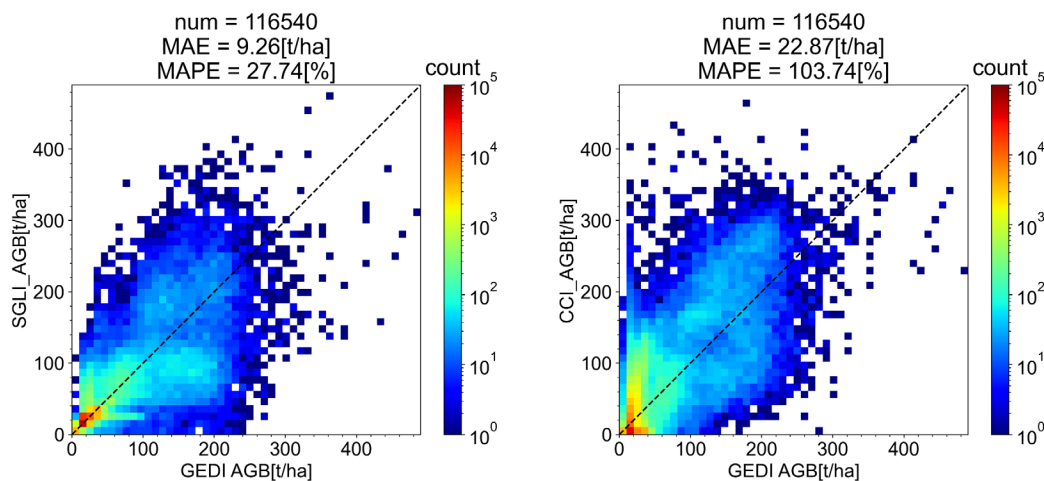


図 4.6 図 4.5 の結果に対して草原・灌木(GWS)のデータを除いて比較した結果

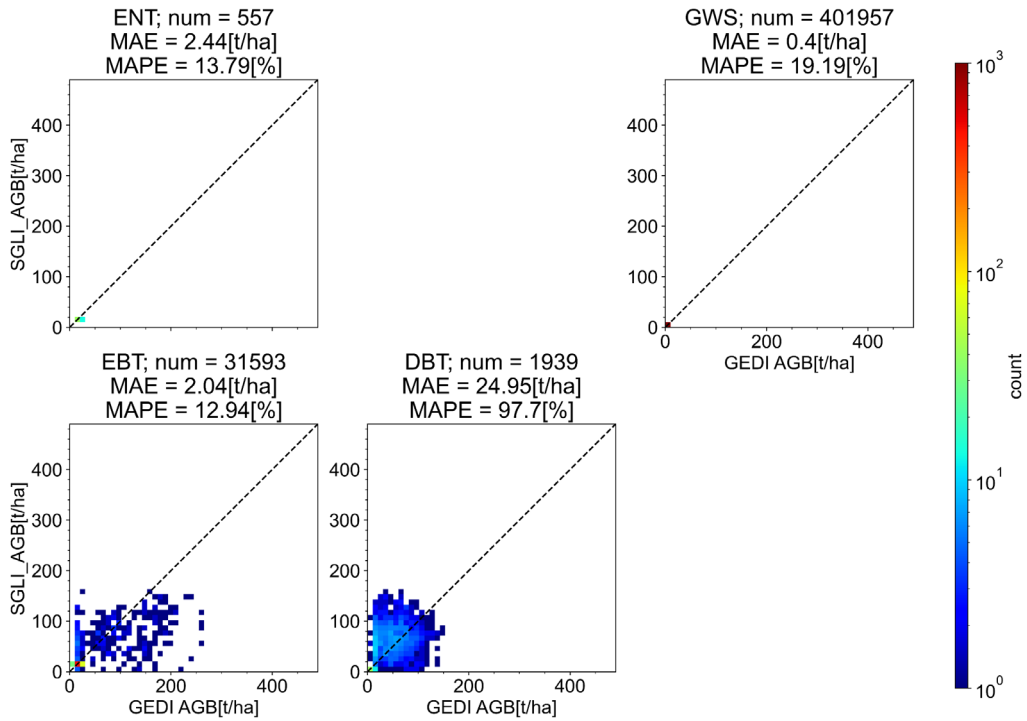


図 4.7 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(Af)

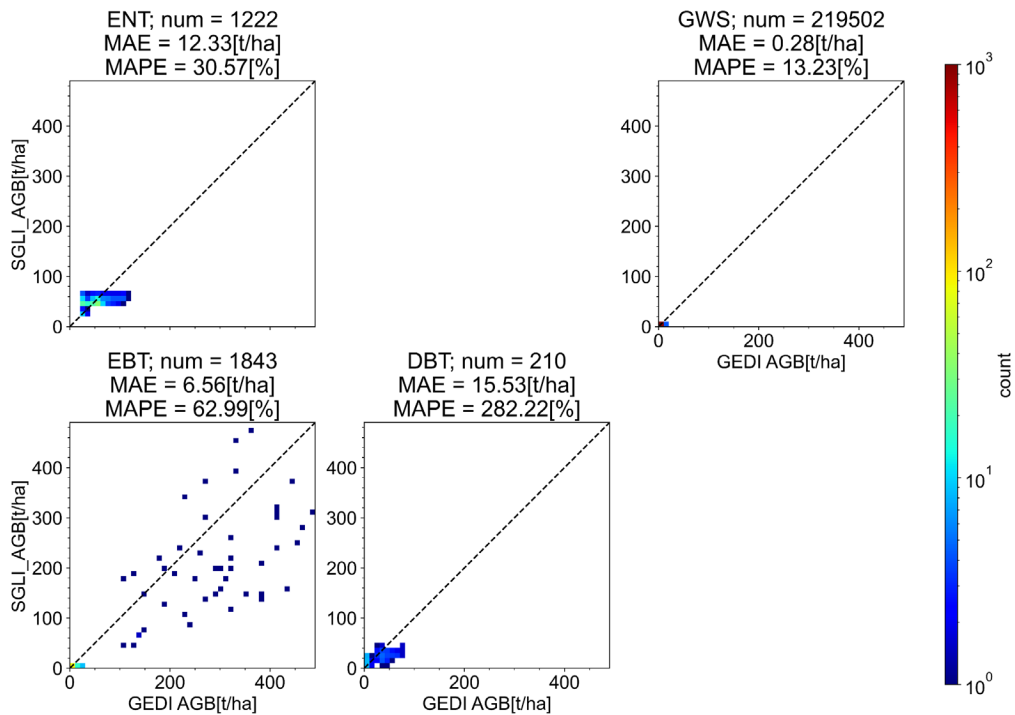


図 4.8 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(Au)

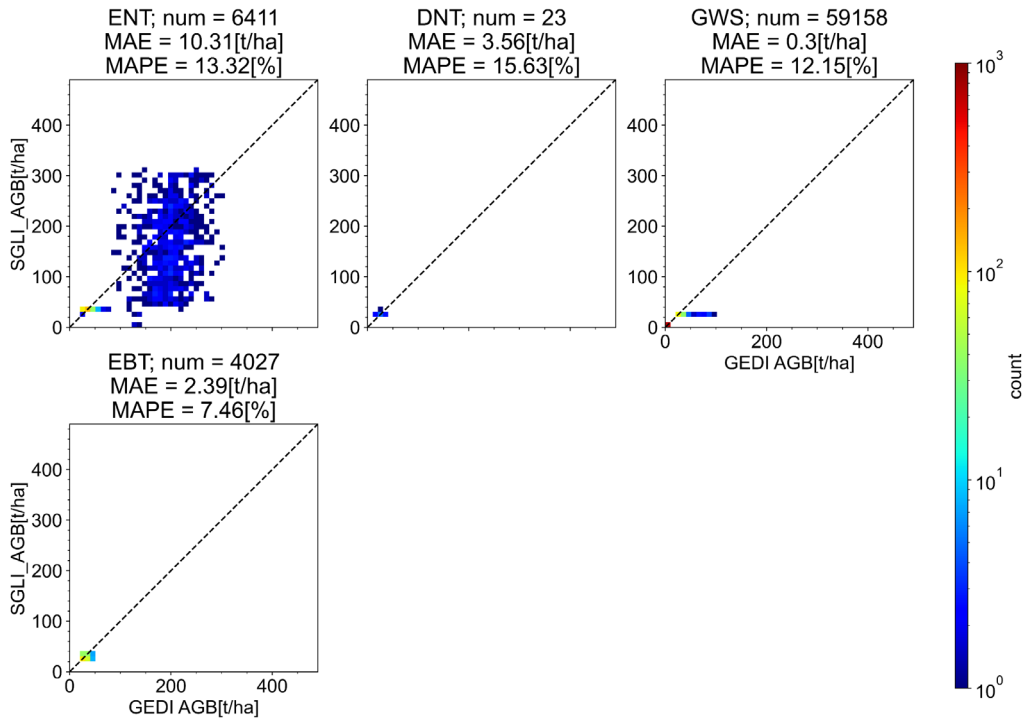


図 4.9 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(Eu)

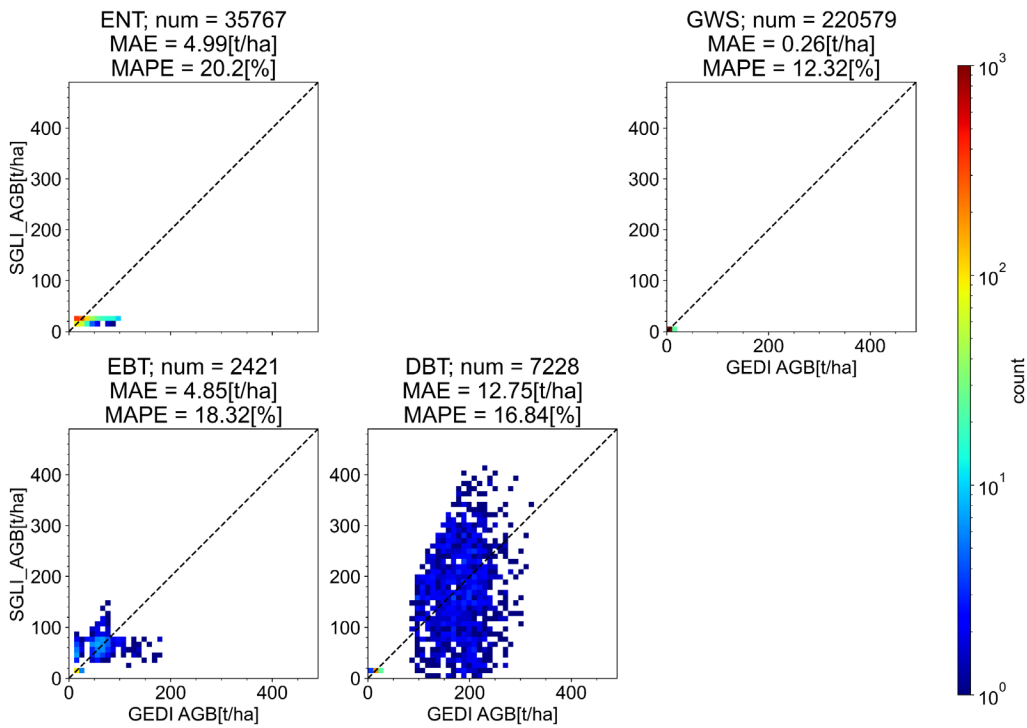


図 4.10 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(NAm)

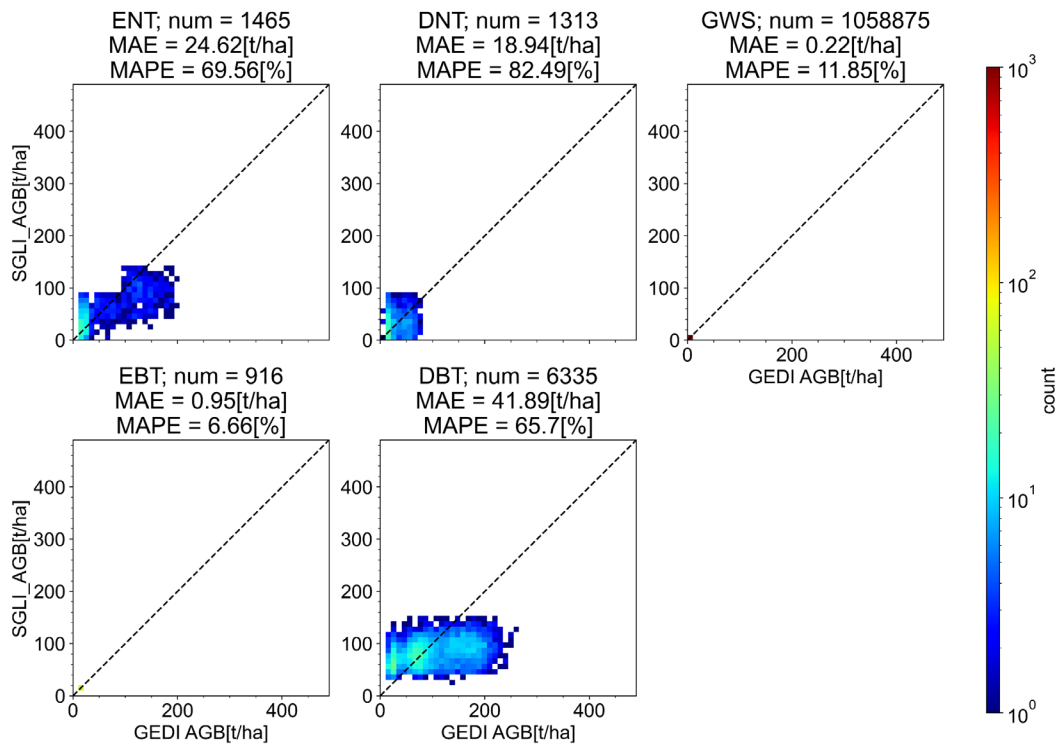


図 4.11 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(NAs)

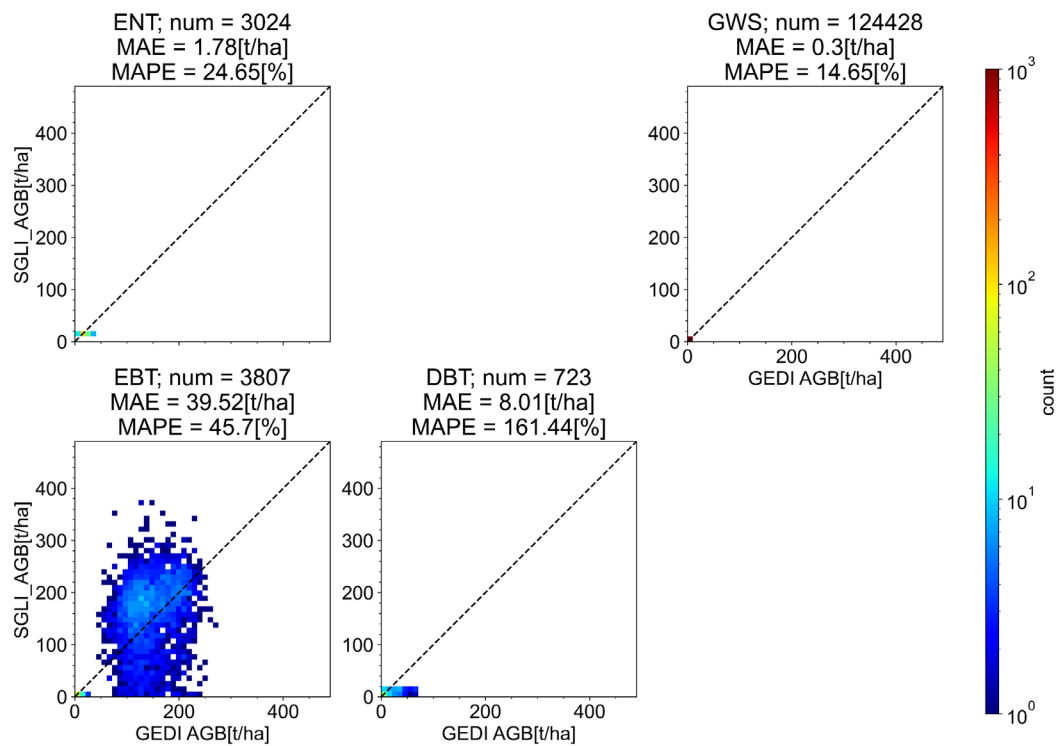


図 4.12 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(SA)

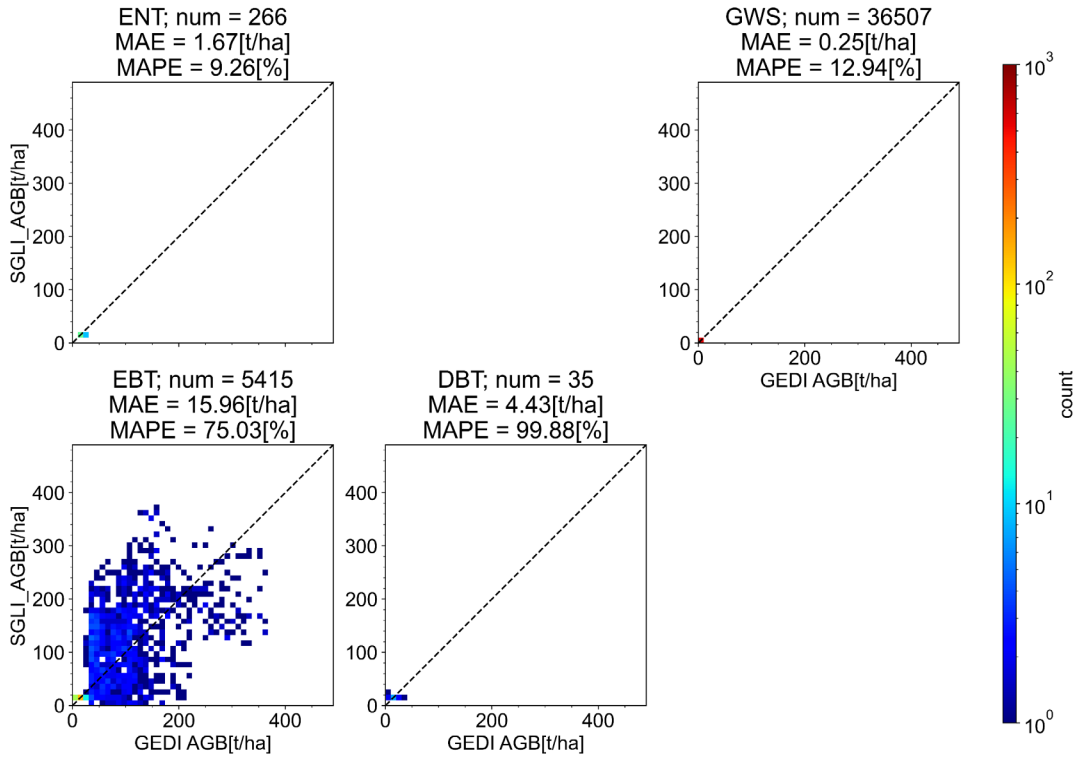


図 4.13 2019 年における GCOM-C/SGLI AGB マップと GEDI の AGB 観測値の比較(SAs)

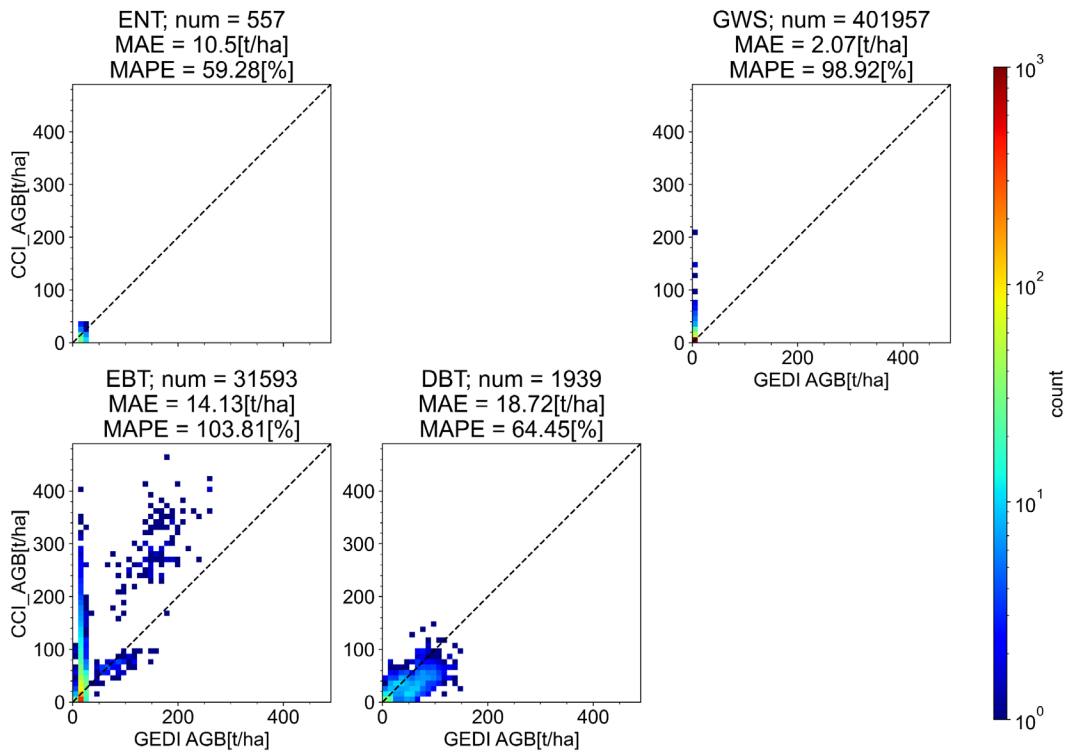


図 4.14 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(Af)

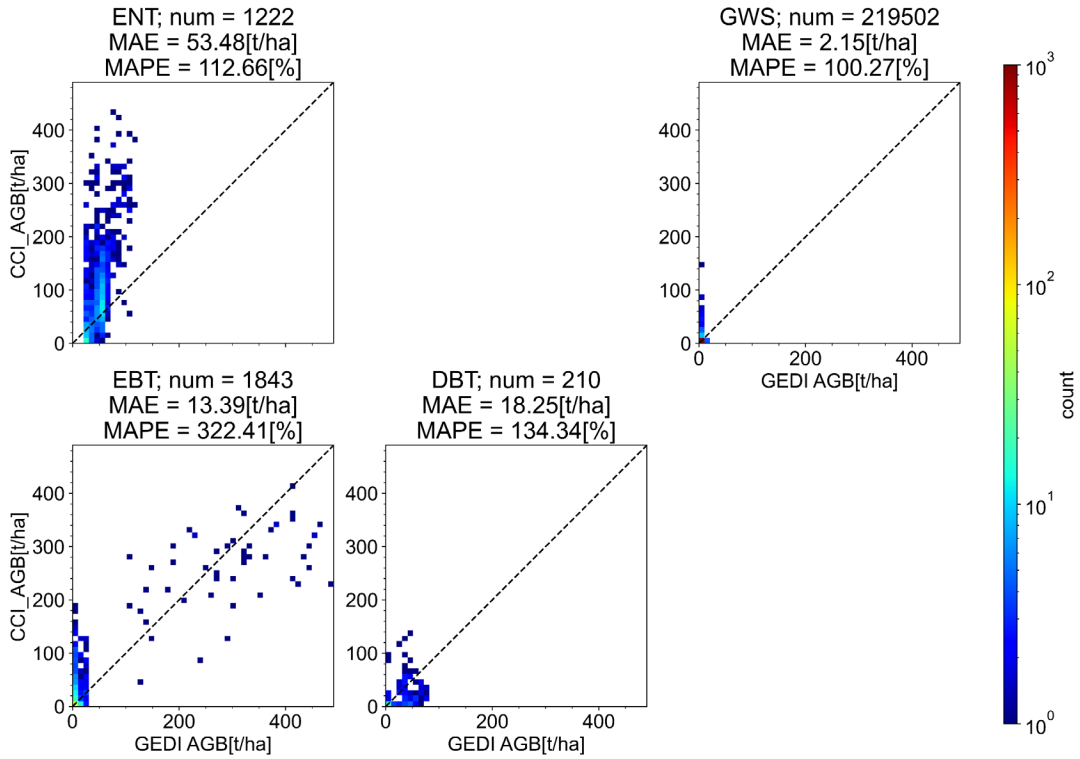


図 4. 15 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(Au)

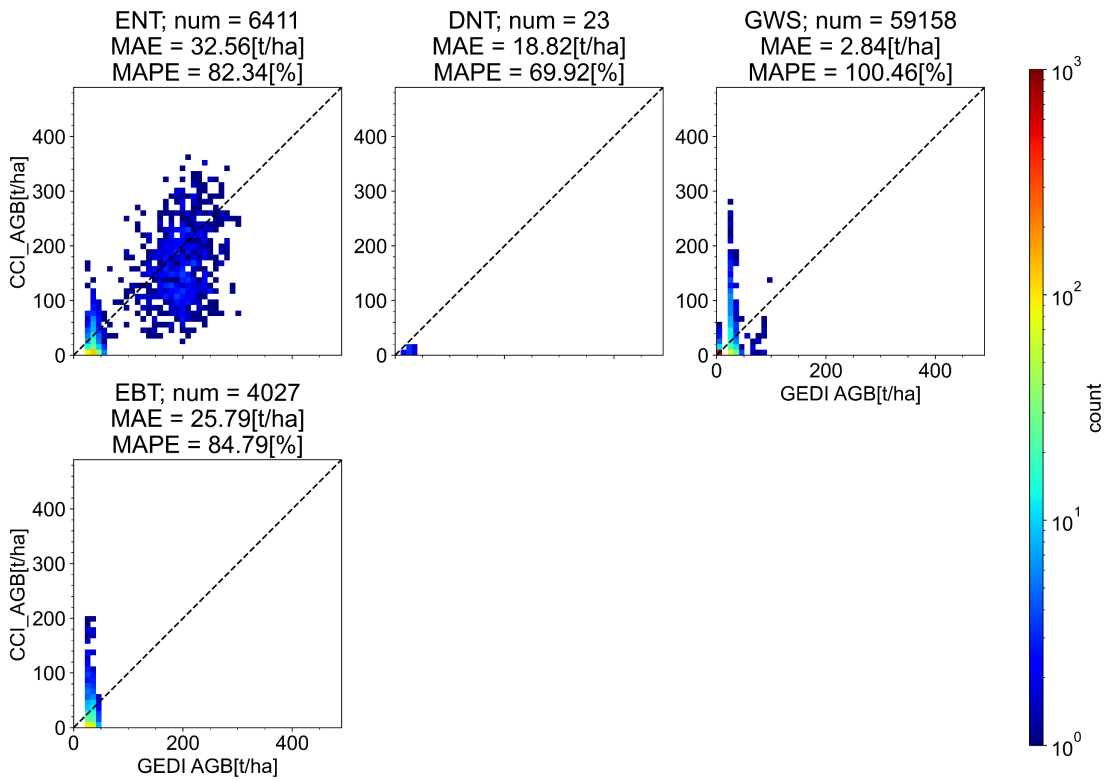


図 4. 16 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(Eu)

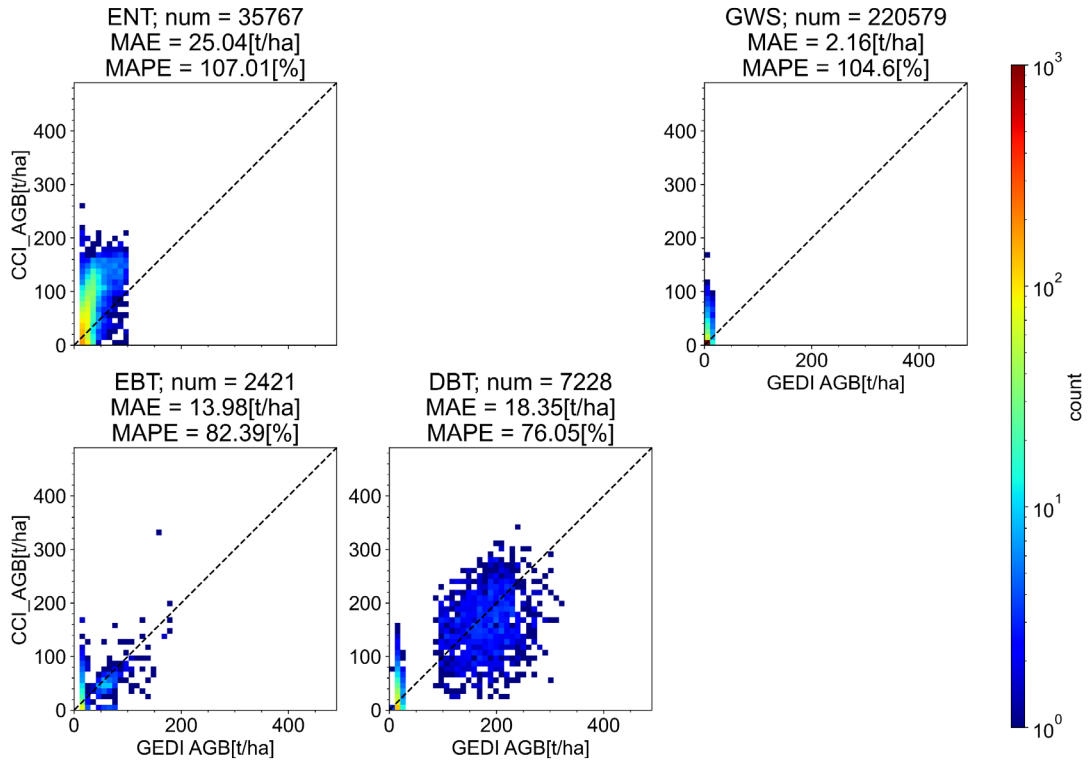


図 4. 17 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(NAM)

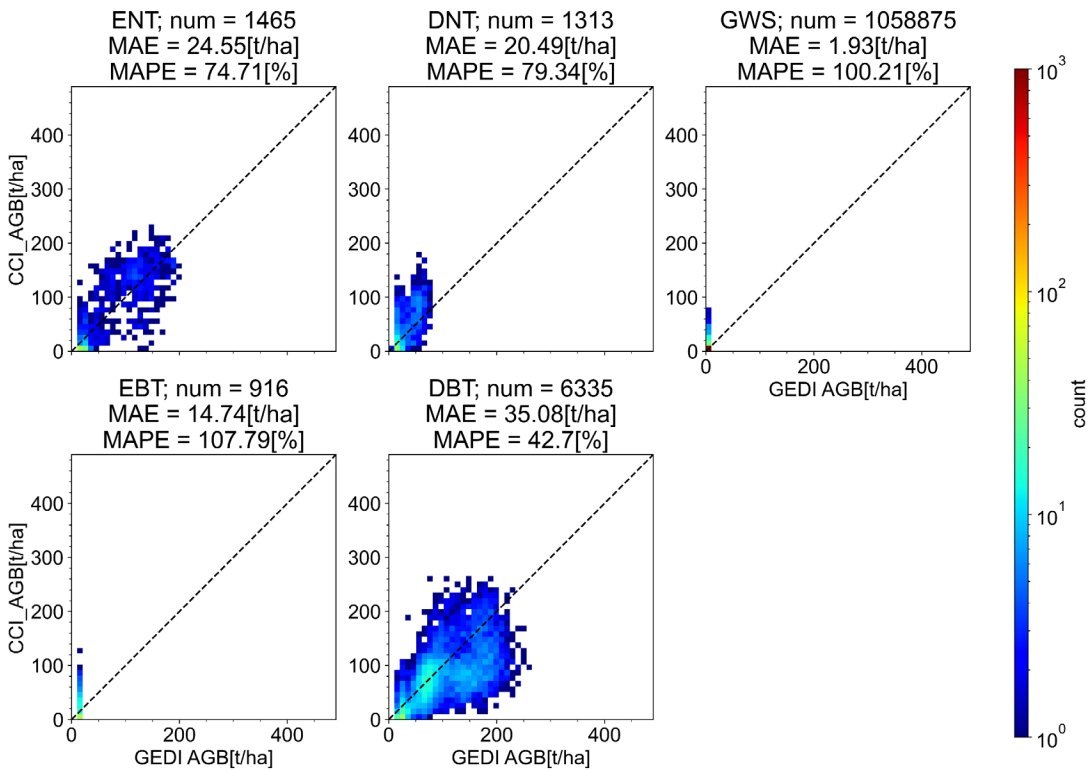


図 4. 18 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(NAs)

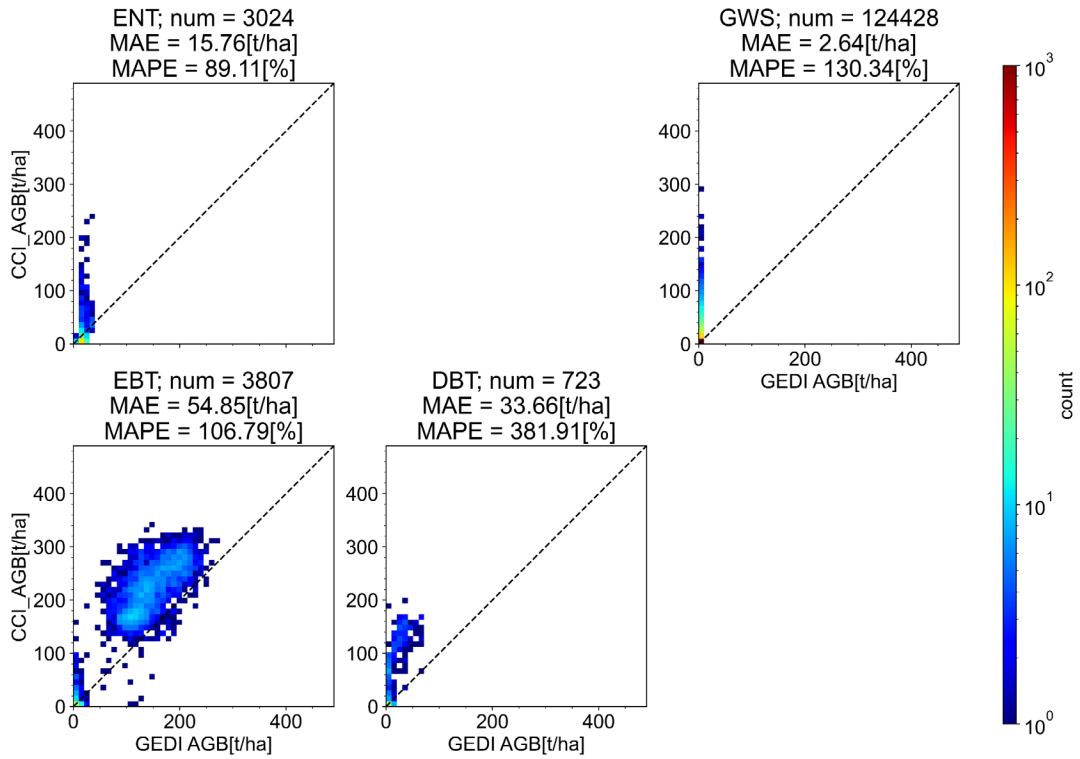


図 4. 19 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(SA)

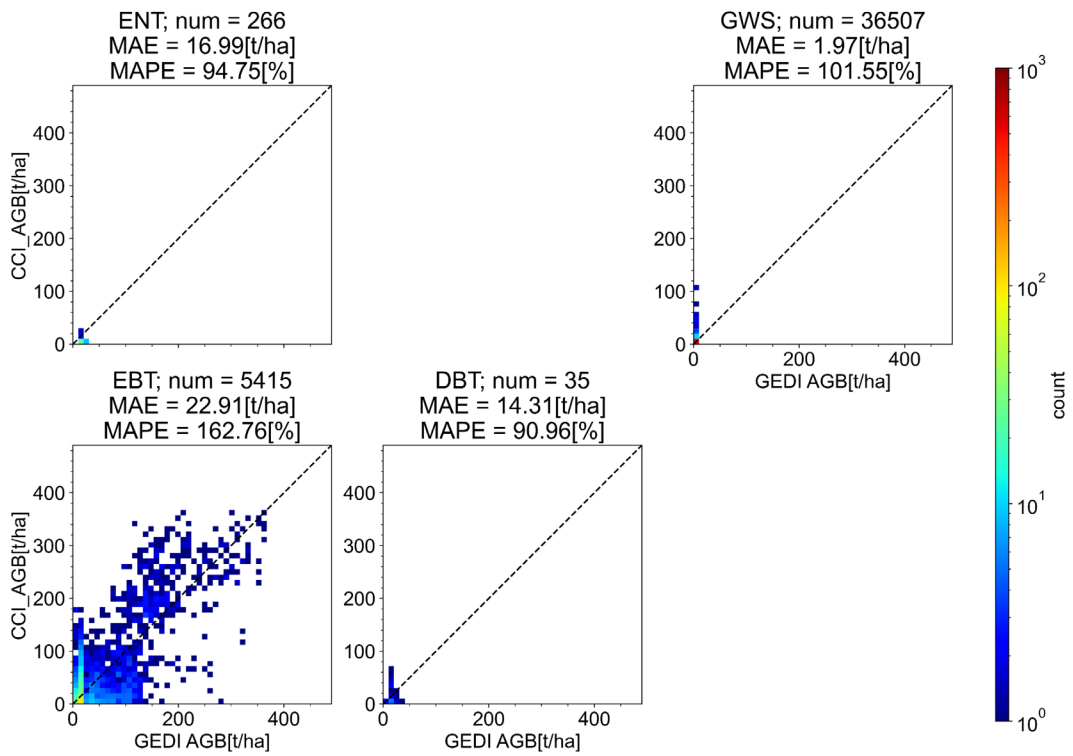


図 4. 20 2019 年における ESA CCI Biomass と GEDI の AGB 観測値の比較(SAs)

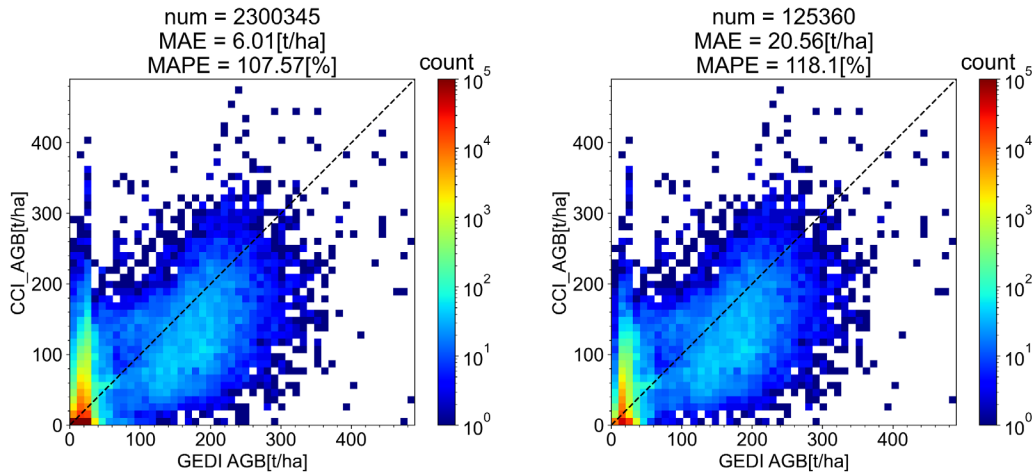


図 4.21 図 4.5 および図 4.6 における GEDI AGB を L4A プロダクトの値に置き換え, ESA CCI Biomass と比較した結果(左:全球における比較結果, 右:GWS の結果を除いた比較結果)

4.3.2. 中分解衛星用の AGB 検証点との比較

図 4.22 に日本を中心とした検証サイトの AGB 計測値と各 AGB マップとの比較を行った結果を示す. 各検証サイトについては図 4.4 に示したような検証点の AGB 平均と標準偏差をプロットしている. 富士北麓 (FHK) に関しては本研究で作成した AGB マップ及び ESA CCI Biomass どちらも過小評価であった. 本研究で作成した AGB マップは本本の雨龍(URY)及び苦小牧(TOS)において精度よく推定出来ているに対し, ESA CCI Biomass の方は若干過小評価の傾向を確認した. またその他の草本における AGB に関しては両 AGB マップとも大きな誤差は確認できなかった.

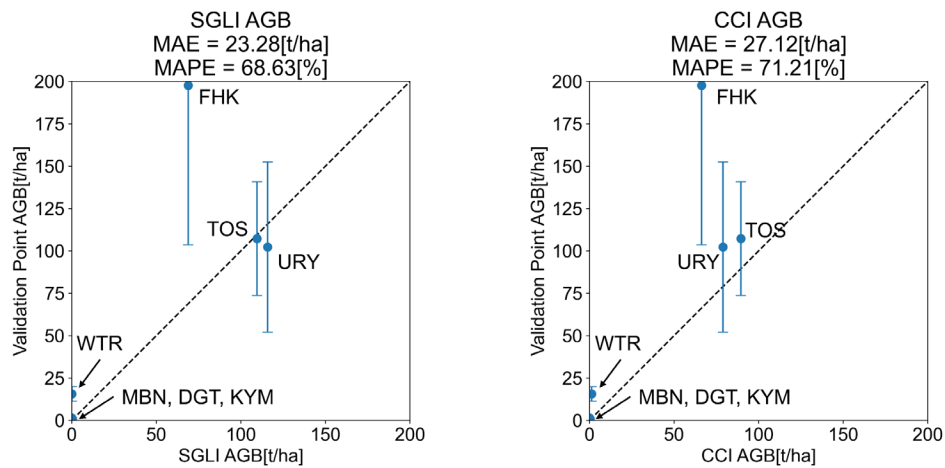


図 4.22 国内を中心とした検証サイトで計測した AGB と各 AGB マップの値との比較

4.4. 考察

本研究ではグローバルスケールの AGB マップの検証として、2 章で今まで GCOM-C の AGB マップの使用していた地上調査データに代わり宇宙ライダー GEDI の観測データから推定される AGB を用いた精度検証を行った。この計測手法が統一され、計測地点の偏在がない検証データを用いて 3 章で作成した AGB マップを評価したところ、全地域・植生タイプにおいて 20%以下、草原・灌木を除いても 30%以下の誤差で AGB 推定が来ている事を確認した。一方でベンチマークとして使用した ESA CCI Biomass は 100%を超える誤差であると評価された。ESA CCI Biomass の地域ごとの評価は複数報告されており、インドにおいては GEDI データを使用していない 2018 年のマップにおいては 250t/ha 以上の AGB は飽和してしまい観測できず、1ha の検証地点との比較では ESA CCI Biomass が過小評価になることが確認されている[180]。また国内においても林野庁の NFI データおよび環境省のモニタリングサイト 1000 データと 2018 年の ESA CCI Biomass を比較した結果、100t/ha を超える林分に対して過小評価であることが確認されている[181]。このような SAR の高 AGB に対する感度限界に対して対応を行った結果、図 4.14 のアフリカや図 4.19 の南米の常緑広葉樹の高 AGB には対応できたものの全球としてみると低 AGB を高 AGB と過大評価するひずみが生じてしまったと考えられる。また地盤標高の再推定を行わず本来の GEDI L4A を用いた検証データを用いても結果が変わらなかった事から、ESA CCI Biomass で使用されている SAR によるダイナミックレンジが広い AGB の面的拡張そのものに課題があることが考えられる。

本研究の AGB マップは ESA CCI Biomass に対して特に低 AGB において精度が高いことが確認できた。GEDI による AGB 推定において草原・灌木(GWS)において感度が低いことが周知されているが、草原自体の AGB は森林に比べ非常に低く、また GWS の AGB 推定評価が高いという報告もあり[182]、これが AGB の過大評価を防ぐ要因になったと考えられる。また本研究では落葉広葉樹における推定性能に課題があり、季節変化があり針葉樹に比べ多方向観測による反射率の変化が顕著でない事が精度低下を引き起こす原因の一部と考えられる。また 2.3 章でも確認した通り、GEDI の AGB 推定は地盤標高を改善しても AGB 計算に使用されるパラメータが適切でない場合がある。図 4.12 や図 4.13 の常緑広葉樹の AGB 推定が高 AGB で飽和していないことから今後地域・植生タイプ毎に最適な推定式やパラメータが更新されることで本研究の手法で作成する AGB マップの更なる精度向上が期待できる。最近では深層学習による面的な AGB 推定も検討されており[183]、宇宙ライダーで直接計測できる林冠高や森林の体積に関する PVI に対して AGB に変換する為の新たな手法になり得る可能性がある。

本章では GEDI/AGB を用いた検証の他に、比較的広域において整備されている国内を中心とした検証サイトとの比較結果も示した。その結果、本研究で作成した AGB マップが ESA CCI Biomass より若干高精度であることを確認した。富士北麓(FHK)に関しては全体的に高 AGB である事、各計測点における AGB の値の分布が広い事、他のサイトとは異なり富士山の火山灰土壌である為[184]、土壌水分や地表面粗度、および反射スペクトルに影響を及ぼしたと考えられる。

4.5. 今後の展望

本研究で作成した AGB マップが 2019 年の GEDI データと比較して高精度にグローバルな AGB 推定を実現できている事を確認した一方で現在までの GEDI 公開データから 1 時期のみの比較に留まっている。本研究の最終目標は長期にわたる高精度な全球 AGB マップの作製であり、その作成手法から GCOM-C/SGLI が運用し続けている限り毎年 AGB マップを作成することが可能となる。その為、GEDI の観測データが今後更新されずとも 2027 年に打上げ及び観測が計画されている日本初の地球観測ライダーミッションである MOLI ミッション[64]で観測した宇宙ライダーによる AGB で再度検証を行い本研究で作成した AGB マップの精度が確認できれば、GCOM-C/SGLI 観測期間において作成される約 10 年に及ぶ高精度 AGB マップが構築可能となる。このような長期にわたる全球 AGB のデータセットは気候モデル研究において CO2 濃度計算とともに副次的に算出される純一次生産量 (NPP) や総一次生産量(GPP)との比較にも用いることが可能となり、使用したモデルの傍証や改善にも貢献し、モデルの構造から観測した AGB マップの分布や変化に対する解釈に使用できるなど相補的な利活用が期待できる。

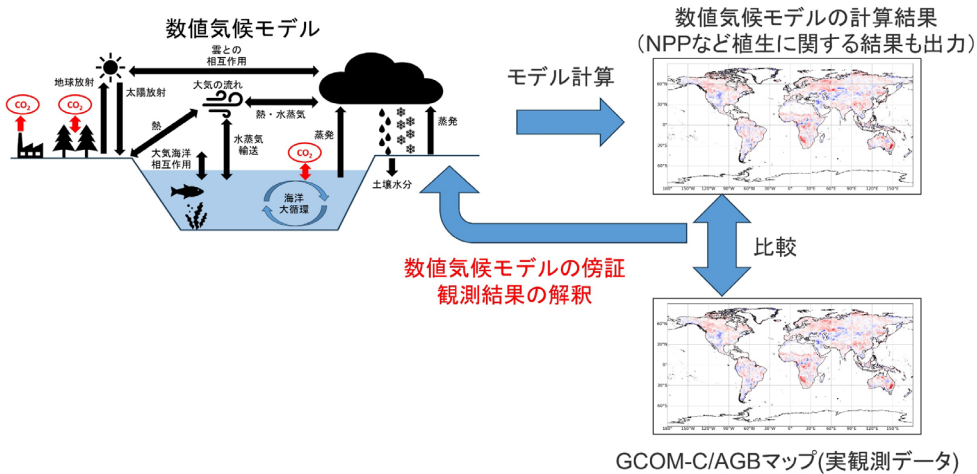


図 4.23 数値気候モデルと本研究で作成した AGB マップの相補的な利活用概念図

5. 結論

本章では、本研究の目的と成果を総括し、得られた知見から導かれる示唆や本研究の限界、さらに今後の展望について論じる。1章では顕在化しつつある気候変動に対処するために気候システムの理解が重要であると論じ、気候システムを理解する上で炭素循環の陸上植生炭素吸収量の誤差が特に大きいことが課題となっている事に注目した。この課題の解決方法としてリモートセンシングにおける全球スケールの森林バイオマス(AGB)推定精度を高める事で解決できると考え、特に森林の体積に関係がある多方向反射率を観測できる GCOM-C/SGLI の利用を選択した。GCOM-C/SGLI の AGB アルゴリズムは多方向反射率で計算される指数(PVI)と地上検証データを用いて AGB に変換する 1 次式の係数を求め、その係数を用いて面的な AGB マップを作成するが、地上検証地点の著しい偏在と調査手法の不統一が精度向上の妨げになっている。そこで従来利用していた地上調査データの代替に宇宙ライダー GEDI の観測波形から推定される AGB を利用する新たな発想で実現を試みる方針を示した。

2章では地上調査データの代替として宇宙ライダーが利用できるかの評価を地上調査による検証から国内外の検証データを用いて評価した。地上調査による検証では GEDI が抱える観測座標の誤差を修正する手法を開発し、地上調査地点での計測値と GEDI の AGB 推定値が整合するように評価を行い、航空機レーザ測量(ALS)を用いた AGB 推定より GEDI の AGB 推定が高精度であるポテンシャルを確認した。また全球において GEDI の観測波形から AGB 推定を行うにあたり GEDI 観測波形から地盤標高を高精度に推定する事が重要であると注目し、深層学習を用いた地盤標高推定手法を開発する事で国内の針葉樹における GEDI 観測波形からの AGB 推定を改善出来た。また国内のデータで構築された深層学習のモデルにも拘らず国外の熱帯林においても AGB 推定の改善を確認した。開発した地盤標高推定手法を用いることで全球において GEDI の AGB 推定値が検証データになり得ることを確認した一方で、GEDI の観測波形から AGB に変換する為のパラメータが最適でない地域・植生では地盤標高推定を改善しても検証データに対して誤差が発生し、現在の GEDI の AGB 推定における限界も確認した。

3章では 2章で AGB 精度を確認し全球に渡る教師データとして利用可能と判断した GEDI 観測波形からの AGB 推定を GCOM-C/SGLI の観測で得られる PVI との複合利用の手法について検討した。GEDI の観測がない地点でも AGB 導出に必要な係数を適用できるようにする土地被覆が重要であると着目し、同地域・植生タイプにおける PVI と GEDI/AGB の関係から同一地域・植生タイプでも異なる係数を用いることが最適である

と考えた。そこで既存の植生タイプを GCOM-C/SGLI の観測で得られる PVI や NDVI を用いて教師なし学習で分類し、分類された植生タイプ毎に AGB 計算に必要な係数を導出する事で、従来は 7 地域・5 タイプの植生、計 35 タイプの土地被覆とその係数を用いて AGB マップを作成していたのに対し AGB を考慮した 51 クラスの土地被覆分類を作成し、GEDI/AGB を教師データとした全球 AGB マップの作成に成功した。また PVI の観測条件を kernel-driven BRDF モデルを用いた反射率を用いて最適化する試行の結果逆光条件であれば実観測と同等の AGB マップが作成できることを確認し、従来の年ごとの AGB マップから発展したモデル構築データ集計期間毎の高時間分解能 AGB マップ作成の可能性を示した。

4 章では作成した全球 AGB マップと欧州宇宙機関が作成した全球 AGB マップ (ESA CCI Biomass) の精度比較を 2019 年の GEDI/AGB により検証した。本研究の全球 AGB マップの平均絶対誤差率(MAPE)が 14.36%に対し、ESA CCI Biomass の MAPE は 102.3%と、本研究で作成した AGB マップの精度が極めて高いことが判明した。一方で地域・植生タイプ毎に精度確認すると低 AGB において精度よく推定できているのに対し、特に南米や東南アジアなどの常緑広葉樹や全球的な落葉広葉樹では改善の余地があることを確認した。また GCOM-C のような中分解能衛星に使用できる検証サイトのデータを用いて比較した結果でも精度が担保されている事を確認した。今後、2027 年から観測開始予定である日本の宇宙ライダーMOLIによる検証を経て長期にわたる高精度全球 AGB データセットの構築をもって炭素循環解明への貢献が期待される。

以上を総括すると、本研究は陸域リモートセンシング分野の森林バイオマス推定に対して多方向観測イメージャと宇宙ライダーの複合利用による新たなアプローチを提示するとともに、その有効性を得ることができた。一方、高精度な全球 AGB 推定にはさらなる検証や手法の改良が必要な点も多く残されている。今後は、本研究の成果を基盤として、長期的な高精度全球 AGB マップ作成とその精度検証を行うことで、気候変動問題をはじめとした社会的課題の解決に寄与していきたい。以上をもって本論文の結論とする。

6. 参考文献

1. Framing, Context, and Methods. In *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*; Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), Ed.; Cambridge University Press: Cambridge, 2023; pp. 147–286 ISBN 978-1-009-15788-9.
2. Jeevanjee, N.; Held, I.; Ramaswamy, V. Manabe’s Radiative-Convective Equilibrium. *Bulletin of the American Meteorological Society* 2022, doi:10.1175/bams-d-21-0351.1.
3. Manabe, S.; Strickler, R.F. Thermal Equilibrium of the Atmosphere with a Convective Adjustment. *Journal of Atmospheric Sciences* 1964, 21, 361–385, doi:10.1175/1520-0469(1964)021<0361:TEOTAW>2.0.CO;2.
4. Manabe, S.; Stouffer, R.J. Sensitivity of a Global Climate Model to an Increase of CO₂ Concentration in the Atmosphere. *Journal of Geophysical Research: Oceans* 1980, 85, 5529–5554, doi:10.1029/JC085iC10p05529.
5. Tatebe, H.; Ogura, T.; Nitta, T.; Komuro, Y.; Ogochi, K.; Takemura, T.; Sudo, K.; Sekiguchi, M.; Abe, M.; Saito, F.; et al. Description and Basic Evaluation of Simulated Mean State, Internal Variability, and Climate Sensitivity in MIROC6. *Geoscientific Model Development* 2018, doi:10.5194/GMD-12-2727-2019.
6. Kataoka, T.; Tatebe, H.; Koyama, H.; Mochizuki, T.; Ogochi, K.; Naoe, H.; Imada, Y.; Shiogama, H.; Kimoto, M.; Watanabe, M. Seasonal to Decadal Predictions With MIROC6: Description and Basic Evaluation. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 2020, 12, doi:10.1029/2019MS002035.
7. Kawai, H.; Yukimoto, S.; Koshiro, T.; Oshima, N.; Tanaka, T.; Yoshimura, H.; Nagasawa, R. Significant Improvement of Cloud Representation in the Global Climate Model MRI-ESM2. *Geoscientific Model Development* 2019, doi:10.5194/GMD-12-2875-2019.
8. Fan, X.; Duan, Q.; Shen, C.; Wu, Y.; Xing, C. Global Surface Air Temperatures in CMIP6: Historical Performance and Future Changes. *Environmental Research Letters* 2020, 15, 104056, doi:10.1088/1748-9326/abb051.
9. Fan, X.; Duan, Q.; Shen, C.; Wu, Y.; Xing, C. Evaluation of Historical CMIP6 Model Simulations and Future Projections of Temperature over the Pan-Third Pole Region.

- Environmental Science and Pollution Research 2022, 29, 26214–26229, doi:10.1007/s11356-021-17474-7.
10. Bellouin, N.; Quaas, J.; Gryspeerdt, E.; Kinne, S.; Stier, P.; Watson-Parris, D.; Boucher, O.; Carslaw, K.S.; Christensen, M.; Daniau, A.-L.; et al. Bounding Global Aerosol Radiative Forcing of Climate Change. *Reviews of Geophysics* 2020, 58, e2019RG000660, doi:10.1029/2019RG000660.
 11. Palazzo Corner, S.; Siebert, M.; Ceppi, P.; Fox-Kemper, B.; Frölicher, T.L.; Gallego-Sala, A.; Haigh, J.; Hegerl, G.C.; Jones, C.D.; Knutti, R.; et al. The Zero Emissions Commitment and Climate Stabilization. *Frontiers in Science* 2023, 1, doi:10.3389/fsci.2023.1170744.
 12. Friedlingstein, P.; Meinshausen, M.; Arora, V.K.; Jones, C.D.; Anav, A.; Liddicoat, S.K.; Knutti, R. Uncertainties in CMIP5 Climate Projections Due to Carbon Cycle Feedbacks. *Journal of Climate* 2014, 27, 511–526.
 13. Change (IPCC), I.P. on C. Future Global Climate: Scenario-Based Projections and Near-Term Information. In *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*; Cambridge University Press, 2023; pp. 553–672.
 14. HUNTINGFORD, C.; LOWE, J.A.; BOOTH, B.B.B.; JONES, C.D.; HARRIS, G.R.; GOHAR, L.K.; MEIR, P. Contributions of Carbon Cycle Uncertainty to Future Climate Projection Spread. *Tellus B* 2009, 61, 355–360, doi:10.1111/j.1600-0889.2009.00414.x.
 15. Bodman, R.W.; Rayner, P.J.; Karoly, D.J. Uncertainty in Temperature Projections Reduced Using Carbon Cycle and Climate Observations. *Nature Climate Change* 2013, 3, 725–729, doi:10.1038/nclimate1903.
 16. Schuh, A.E.; Jacobson, A.R.; Basu, S.; Weir, B.; Baker, D.; Bowman, K.; Chevallier, F.; Crowell, S.; Davis, K.J.; Deng, F.; et al. Quantifying the Impact of Atmospheric Transport Uncertainty on CO₂ Surface Flux Estimates. *Global Biogeochemical Cycles* 2019, 33, 484–500, doi:10.1029/2018GB006086.
 17. Gurney, K.R.; Law, R.M.; Denning, A.S.; Rayner, P.J.; Baker, D.; Bousquet, P.; Bruhwiler, L.; Chen, Y.-H.; Ciais, P.; Fan, S.; et al. Towards Robust Regional Estimates of CO₂ Sources and Sinks Using Atmospheric Transport Models. *Nature* 2002, 415, 626–630, doi:10.1038/415626a.

18. Ciais, P.; Canadell, J.G.; Luysaert, S.; Chevallier, F.; Shvidenko, A.; Poussi, Z.; Jonas, M.; Peylin, P.; King, A.W.; Schulze, E.-D.; et al. Can We Reconcile Atmospheric Estimates of the Northern Terrestrial Carbon Sink with Land-Based Accounting? *Current Opinion in Environmental Sustainability* 2010, 2, 225–230, doi:10.1016/j.cosust.2010.06.008.
19. Peylin, P.; Law, R.M.; Gurney, K.R.; Chevallier, F.; Jacobson, A.R.; Maki, T.; Niwa, Y.; Patra, P.K.; Peters, W.; Rayner, P.J.; et al. Global Atmospheric Carbon Budget: Results from an Ensemble of Atmospheric CO₂ Inversions. *Biogeosciences* 2013, 10, 6699–6720, doi:10.5194/bg-10-6699-2013.
20. Ferrarese, S.; Apadula, F.; Bertiglia, F.; Cassardo, C.; Ferrero, A.; Fialdini, L.; Francone, C.; Heltai, D.; Lanza, A.; Longhetto, A.; et al. Inspection of High-Concentration CO₂ Events at the Plateau Rosa Alpine Station. *Atmospheric Pollution Research* 2015, 6, 415–427, doi:10.5094/APR.2015.046.
21. Yang YANG, M.Z., Ting WANG, Pucui WANG; YAO, B. In-Situ Measurement of CO₂ at the Xinglong Regional Background Station over North China. *Atmospheric and Oceanic Science Letters* 2019, 12, 385–391, doi:10.1080/16742834.2019.1644949.
22. Bandstra, L.; Hales, B.; Takahashi, T. High-Frequency Measurements of Total CO₂: Method Development and First Oceanographic Observations. *Marine Chemistry* 2006, 100, 24–38, doi:10.1016/j.marchem.2005.10.009.
23. Shi, T.; Han, G.; Ma, X.; Gong, W.; Chen, W.; Liu, J.; Zhang, X.; Pei, Z.; Gou, H.; Bu, L. Quantifying CO₂ Uptakes Over Oceans Using LIDAR: A Tentative Experiment in Bohai Bay. *Geophysical Research Letters* 2021, 48, e2020GL091160, doi:10.1029/2020GL091160.
24. Abshire, J.B.; Riris, H.; Allan, G.R.; Weaver, C.J.; Mao, J.; Sun, X.; Hasselbrack, W.E.; Kawa, S.R.; Biraud, S. Pulsed Airborne Lidar Measurements of Atmospheric CO₂ Column Absorption. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology* 2010, doi:10.1111/j.1600-0889.2010.00502.x.
25. Saito, R.; Tanaka, T.; Hara, H.; Oguma, H.; Takamura, T.; Kuze, H.; Yokota, T. Aircraft and Ground-Based Observations of Boundary Layer CO₂ Concentration in Anticyclonic Synoptic Condition. *Geophysical Research Letters* 2009, 36, doi:10.1029/2008GL037037.
26. Crisp, D. Measuring Atmospheric Carbon Dioxide from the NASA Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2). In *Proceedings of the Light, Energy and the*

- Environment 2018 (E2, FTS, HISE, SOLAR, SSL); Optica Publishing Group, 2018; p. JT1A.2.
27. Takagi, H.; Saeki, T.; Oda, T.; Saito, M.; Valsala, V.; Belikov, D.; Saito, R.; Yoshida, Y.; Morino, I.; Uchino, O.; et al. On the Benefit of GOSAT Observations to the Estimation of Regional CO₂ Fluxes. *SOLA* 2011, 7, 161–164, doi:10.2151/sola.2011-041.
 28. Houweling, S.; Krol, M.; Bergamaschi, P.; Frankenberg, C.; Dlugokencky, E.J.; Morino, I.; Notholt, J.; Sherlock, V.; Wunch, D.; Beck, V.; et al. A Multi-Year Methane Inversion Using SCIAMACHY, Accounting for Systematic Errors Using TCCON Measurements. *Atmospheric Chemistry and Physics* 2014, 14, 3991–4012, doi:10.5194/acp-14-3991-2014.
 29. Eggleston, H.; Buendia, L.; Miwa, K.; Ngara, T.; Tanabe, K. 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. 2006.
 30. FLUXNET Available online: <https://fluxnet.org/> (accessed on 30 September 2024).
 31. Ciais, P.; Dolman, A.J.; Bombelli, A.; Duren, R.; Peregón, A.; Rayner, P.J.; Miller, C.; Gobron, N.; Kinderman, G.; Marland, G.; et al. Current Systematic Carbon-Cycle Observations and the Need for Implementing a Policy-Relevant Carbon Observing System. *Biogeosciences* 2014, 11, 3547–3602, doi:10.5194/bg-11-3547-2014.
 32. Ciais, P.; Sabine, C.; Bala, G.; Bopp, L.; Brovkin, V.; Canadell, J.; Chhabra, A.; DeFries, R.; Galloway, J.; Heimann, M.; et al. Carbon and Other Biogeochemical Cycles. *Climate Change 2013 - The Physical Science Basis* 2013, 465–570, doi:10.1017/CBO9781107415324.015.
 33. Kondo, M.; Ichii, K.; Takagi, H.; Sasakawa, M. Comparison of the Data-Driven Top-down and Bottom-up Global Terrestrial CO₂ Exchanges: GOSAT CO₂ Inversion and Empirical Eddy Flux Upscaling. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences* 2015, 120, 1226–1245, doi:10.1002/2014JG002866.
 34. Vashum, K.T.; Jayakumar, S. Methods to Estimate Above-Ground Biomass and Carbon Stock in Natural Forests-a Review. *Journal of Ecosystem & Ecography* 2012, 2, 1–7.
 35. Mason, P.; Manton, M.; Harrison, D.; Belward, A.; Thomas, A.R.; Dawson, D. The Second Report on the Adequacy of the Global Observing Systems for Climate in Support of the UNFCCC. *GCOS Rep* 2003, 82, 74.

36. Fang, J.; Oikawa, T.; Kato, T.; Mo, W.; Wang, Z. Biomass Carbon Accumulation by Japan's Forests from 1947 to 1995. *Global Biogeochemical Cycles* 2005, 19, doi:10.1029/2004GB002253.
37. 家原敏郎; 大道一浩 林野庁事業によるバイオマス拡大係数データの収集. 日本森林学会大会発表データベース 2005, 116, 766–766, doi:10.11519/jfsc.116.0.766.0.
38. Kazuo HOSODA; Yasushi MITSUDA; Toshiro IEHARA Differences between the Present Stem Volume Tables and the Values of the Volume Equations, and Their Correction. *Japanese Journal of Forest Planning* 2010, 44, 23–39.
39. National Greenhouse Gas Inventory Report of JAPAN 2023; Greenhouse Gas Inventory Office of Japan and Ministry of the Environment, Japan Greenhouse Gas Inventory Office of Japan and Ministry of the Environment, Japan (eds.), Ed.; Center for Global Environmental Research, Earth System Division, National Institute for Environmental Studies: Japan, 2023;
40. Khan, M.N.I.; Islam, M.R.; Rahman, A.; Azad, M.S.; Mollick, A.S.; Kamruzzaman, M.; Sadath, M.N.; Feroz, S.M.; Rakkibu, M.G.; Knohl, A. Allometric Relationships of Stand Level Carbon Stocks to Basal Area, Tree Height and Wood Density of Nine Tree Species in Bangladesh. *Global Ecology and Conservation* 2020, 22, e01025, doi:10.1016/j.gecco.2020.e01025.
41. Feyisa, K.; Beyene, S.; Megersa, B.; Said, M.Y.; de Leeuw Jan; Angassa, A. Allometric Equations for Predicting Above-Ground Biomass of Selected Woody Species to Estimate Carbon in East African Rangelands. *Agroforestry Systems* 2018, 92, 599–621, doi:10.1007/s10457-016-9997-9.
42. Kebede, B.; Soromessa, T. Allometric Equations for Aboveground Biomass Estimation of *Olea Europaea* L. Subsp. *Cuspidata* in Mana Angetu Forest. *Ecosystem Health and Sustainability* 2018, 4, 1–12, doi:10.1080/20964129.2018.1433951.
43. Velasco, E.; Chen, K.W. Carbon Storage Estimation of Tropical Urban Trees by an Improved Allometric Model for Aboveground Biomass Based on Terrestrial Laser Scanning. *Urban Forestry & Urban Greening* 2019, 44, 126387, doi:10.1016/j.ufug.2019.126387.
44. Chianucci, F.; Puletti, N.; Grotti, M.; Ferrara, C.; Giorcelli, A.; Coaloa, D.; Tattoni, C. Nondestructive Tree Stem and Crown Volume Allometry in Hybrid Poplar Plantations Derived from Terrestrial Laser Scanning. *Forest Science* 2020, 66, 737–746, doi:10.1093/forsci/fxaa021.

45. Sun, Z.; Wang, Y.; Ding, Z.; Liang, R.; Xie, Y.; Li, R.; Li, H.; Pan, L.; Sun, Y. Individual Tree Segmentation and Biomass Estimation Based on UAV Digital Aerial Photograph. *Journal of Mountain Science* 2023, 20, 724–737, doi:10.1007/s11629-022-7563-7.
46. Sheridan, R.D.; Popescu, S.C.; Gatzliolis, D.; Morgan, C.L.S.; Ku, N.-W. Modeling Forest Aboveground Biomass and Volume Using Airborne LiDAR Metrics and Forest Inventory and Analysis Data in the Pacific Northwest. *Remote Sensing* 2015, 7, 229–255, doi:10.3390/rs70100229.
47. Aricak, B.; Wing, M.G.; Akay, A.E. State of the Art on Airborne LiDAR Applications in the Field of Forest Engineering. In *Concepts and Applications of Remote Sensing in Forestry*; Suratman, M.N., Ed.; Springer Nature Singapore: Singapore, 2022; pp. 357–369 ISBN 978-981-19-4200-6.
48. Goetz, S.; Dubayah, R. Advances in Remote Sensing Technology and Implications for Measuring and Monitoring Forest Carbon Stocks and Change. *Carbon Management* 2011, 2, 231–244, doi:10.4155/cmt.11.18.
49. Tsitsi, B. Remote Sensing of Aboveground Forest Biomass: A Review. *Trop. Ecol* 2016, 57, 125–132.
50. Zhang, X.; Kondragunta, S. Estimating Forest Biomass in the USA Using Generalized Allometric Models and MODIS Land Products. *Geophysical Research Letters* 2006, 33, doi:10.1029/2006GL025879.
51. Solicha, N.; June, T.; Ardiansyah, M.; W., A.B. ABOVE GROUND TREES BIOMASS OF LORE LINDU NATIONAL PARK-CENTRAL SULAWESI : A STUDY COMBINING FIELD MEASUREMENT AND REMOTE SENSING. *J.Agromet* 2010, 24, 33, doi:10.29244/j.agromet.24.1.33-41.
52. Avitabile, V.; Baccini, A.; Friedl, M.A.; Schmillius, C. Capabilities and Limitations of Landsat and Land Cover Data for Aboveground Woody Biomass Estimation of Uganda. *Remote Sensing of Environment* 2012, 117, 366–380, doi:10.1016/j.rse.2011.10.012.
53. Sarker, L.R.; Nichol, J.E. Improved Forest Biomass Estimates Using ALOS AVNIR-2 Texture Indices. *Remote Sensing of Environment* 2011, 115, 968–977, doi:10.1016/j.rse.2010.11.010.
54. Sousa, A.M.O.; Gonçalves, A.C.; Mesquita, P.; Silva, J.R.M. da Biomass Estimation with High Resolution Satellite Images: A Case Study of Quercus

- Rotundifolia. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2015, 101, 69–79, doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.12.004.
55. Ranson, K.J.; Sun, G.; Weishampel, J.F.; Knox, R.G. Forest Biomass from Combined Ecosystem and Radar Backscatter Modeling. *Remote Sensing of Environment* 1997, 59, 118–133, doi:10.1016/S0034-4257(96)00114-9.
 56. Le Toan, T.; Quegan, S.; Davidson, M.W.J.; Balzter, H.; Paillou, P.; Papathanassiou, K.; Plummer, S.; Rocca, F.; Saatchi, S.; Shugart, H.; et al. The BIOMASS Mission: Mapping Global Forest Biomass to Better Understand the Terrestrial Carbon Cycle. *Remote Sensing of Environment* 2011, 115, 2850–2860, doi:10.1016/j.rse.2011.03.020.
 57. Carreiras, J.M.B.; Quegan, S.; Toan, T.L.; Minh, D.H.T.; Saatchi, S.S.; Carvalhais, N.; Reichstein, M.; Scipal, K. Coverage of High Biomass Forests by the ESA BIOMASS Mission under Defense Restrictions. *Remote Sensing of Environment* 2017, 196, 154–162, doi:10.1016/j.rse.2017.05.003.
 58. Lucas, R.M.; Mitchell, A.L.; Armston, J. Measurement of Forest Above-Ground Biomass Using Active and Passive Remote Sensing at Large (Subnational to Global) Scales. *Current Forestry Reports* 2015, 1, 162–177, doi:10.1007/s40725-015-0021-9.
 59. Du, J.; Kimball, J.S.; Jones, L.A.; Kim, Y.; Glassy, J.; Watts, J.D. A Global Satellite Environmental Data Record Derived from AMSR-E and AMSR2 Microwave Earth Observations. *Earth System Science Data* 2017, 9, 791–808, doi:10.5194/essd-9-791-2017.
 60. Wenge Ni-Meister Aboveground Terrestrial Biomass and Carbon Stock Estimations from Multisensor Remote Sensing; Land Resources Monitoring, Modeling, and Mapping with Remote Sensing; 1st Edition.; CRC Press: Boca Raton, 2015;
 61. Saatchi, S.S.; Harris, N.L.; Brown, S.; Lefsky, M.; Mitchard, E.T.A.; Salas, W.; Zutta, B.R.; Buermann, W.; Lewis, S.L.; Hagen, S.; et al. Benchmark Map of Forest Carbon Stocks in Tropical Regions across Three Continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 2011, 108, 9899–9904, doi:10.1073/pnas.1019576108.
 62. Baccini, A.; Goetz, S.J.; Walker, W.S.; Laporte, N.T.; Sun, M.; Sulla-Menashe, D.; Hackler, J.; Beck, P.S.A.; Dubayah, R.; Friedl, M.A.; et al. Estimated Carbon Dioxide Emissions from Tropical Deforestation Improved by Carbon-Density Maps. *Nature Climate Change* 2012, 2, 182–185, doi:10.1038/nclimate1354.

63. Hilbert, C.; Schullius, C. Influence of Surface Topography on ICESat/GLAS Forest Height Estimation and Waveform Shape. *Remote Sensing* 2012, 4, 2210–2235, doi:10.3390/rs4082210.
64. Mitsuhashi, R.; Sawada, Y.; Imai, T.; Okawa, Y.; Sakaizawa, D.; Sumita, T. Multifootprint Observation Lidar and Imager (MOLI) Mission for Peatland Observations. In *Tropical Peatland Eco-evaluation*; Osaki, M., Tsuji, N., Kato, T., Sulaiman, A., Eds.; Springer Nature Singapore: Singapore, 2023; pp. 271–293 ISBN 978-981-99-6790-2.
65. Narine, L.L.; Popescu, S.C.; Malambo, L. Using ICESat-2 to Estimate and Map Forest Aboveground Biomass: A First Example. *Remote Sensing* 2020, 12, 1–16, doi:10.3390/rs12111824.
66. Guerra-Hernández, J.; Narine, L.L.; Pascual, A.; Gonzalez-Ferreiro, E.; Botequim, B.; Malambo, L.; Neuenschwander, A.; Popescu, S.C.; Godinho, S. Aboveground Biomass Mapping by Integrating ICESat-2, SENTINEL-1, SENTINEL-2, ALOS2/PALSAR2, and Topographic Information in Mediterranean Forests. *GIScience & Remote Sensing* 2022, 59, 1509–1533, doi:10.1080/15481603.2022.2115599.
67. Neuenschwander, A.; Guenther, E.; White, J.C.; Duncanson, L.; Montesano, P. Validation of ICESat-2 Terrain and Canopy Heights in Boreal Forests. *Remote Sensing of Environment* 2020, 251, 112110, doi:10.1016/j.rse.2020.112110.
68. Carreiras, J.M.B.; Vasconcelos, M.J.; Lucas, R.M. Understanding the Relationship between Aboveground Biomass and ALOS PALSAR Data in the Forests of Guinea-Bissau (West Africa). *Remote Sensing of Environment* 2012, 121, 426–442, doi:10.1016/j.rse.2012.02.012.
69. ISS 搭載ライダー実証 (MOLI) プロジェクト Available online: <https://www.kenkai.jaxa.jp/research/moli/moli-index.html> (accessed on 30 September 2024).
70. GCOM-C ホームページ Available online: https://suzaku.eorc.jaxa.jp/GCOM_C/instruments/structure_j.html (accessed on 30 September 2024).
71. Soenen, S.A.; Peddle, D.R.; Hall, R.J.; Coburn, C.A.; Hall, F.G. Estimating Aboveground Forest Biomass from Canopy Reflectance Model Inversion in Mountainous Terrain. *Remote Sensing of Environment* 2010, 114, 1325–1337, doi:10.1016/j.rse.2009.12.012.

72. Nagol, J.R.; Sexton, J.O.; Kim, D.-H.; Anand, A.; Morton, D.; Vermote, E.; Townshend, J.R. Bidirectional Effects in Landsat Reflectance Estimates: Is There a Problem to Solve? *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2015, 103, 129–135, doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.09.006.
73. Honda, Y.; Kajiwara, K. Study on above Ground Biomass Products from GCOM-C / SGLI. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2018, 2018-July*, 6655–6658, doi:10.1109/IGARSS.2018.8518861.
74. Koji Kajiwara,; Yusaku Ono; Yoshiaki Honda GCOM-C Biomass Product GCOM-C Vegetation Roughness Index Product Algorithm Theoretical Basis Document; 2015;
75. Akitsu, T.K.; Nakaji, T.; Yoshida, T.; Sakai, R.; Mamiya, W.; Terigele; Takagi, K.; Honda, Y.; Kajiwara, K.; Nasahara, K.N. Field Data for Satellite Validation and Forest Structure Modeling in a Pure and Sparse Forest of *Picea Glehnii* in Northern Hokkaido. *Ecological Research* 2020, 35, 750–764, doi:10.1111/1440-1703.12114.
76. Akitsu, T.K.; Nasahara, K.N. In-Situ Observations on a Moderate Resolution Scale for Validation of the Global Change Observation Mission-Climate Ecological Products: The Uncertainty Quantification in Ecological Reference Data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 2022, 107, 102639, doi:10.1016/j.jag.2021.102639.
77. Schepaschenko, D.; Chave, J.; Phillips, O.L.; Lewis, S.L.; Davies, S.J.; Réjou-Méchain, M.; Sist, P.; Scipal, K.; Perger, C.; Herault, B.; et al. The Forest Observation System, Building a Global Reference Dataset for Remote Sensing of Forest Biomass. *Scientific Data* 2019, 6, 1–11, doi:10.1038/s41597-019-0196-1.
78. Santoro, M.; Cartus, O.; Carvalhais, N.; Rozendaal, D.M.A.; Avitabile, V.; Araza, A.; de Bruin, S.; Herold, M.; Quegan, S.; Rodríguez-Veiga, P.; et al. The Global Forest Above-Ground Biomass Pool for 2010 Estimated from High-Resolution Satellite Observations. *Earth System Science Data* 2021, 13, 3927–3950, doi:10.5194/essd-13-3927-2021.
79. Duncanson, L.; Kellner, J.R.; Armston, J.; Dubayah, R.; Minor, D.M.; Hancock, S.; Healey, S.P.; Patterson, P.L.; Saarela, S.; Marselis, S.; et al. Aboveground Biomass Density Models for NASA’s Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) Lidar Mission. *Remote Sensing of Environment* 2022, 270, 112845, doi:10.1016/j.rse.2021.112845.

80. Kellner, J.R.; Armston, J.; Duncanson, L. Algorithm Theoretical Basis Document for GEDI Footprint Aboveground Biomass Density. *Earth and Space Science* 2023, 10, e2022EA002516, doi:10.1029/2022EA002516.
81. Hancock, S.; Hofton, M.; Sun, X.; Tang, H.; Kellner, J.R.; Armston, J.; Duncanson, L.I.; Dubayah, R. The GEDI Simulator: A Large - footprint Waveform Lidar Simulator for Calibration and Validation of Spaceborne Missions. *Earth and Space Science* 2019, 1–17, doi:10.1029/2018ea000506.
82. 本多嘉明 全球高精度植生バイオマス推定の実用化 -衛星による多方向観測を利用した高精度バイオマス推定の実用化-; 2008;
83. Gao, B. NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space. *Remote Sensing of Environment* 1996, 58, 257–266, doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
84. Asner, G.; Warner, A. Canopy Shadow in IKONOS Satellite Observations of Tropical Forests and Savannas. *Remote Sensing of Environment* 2003, 87, 521–533, doi:10.1016/J.RSE.2003.08.006.
85. Ranson, K.; Irons, J.; Williams, D.L. Multispectral Bidirectional Reflectance of Northern Forest Canopies with the Advanced Solid-State Array Spectroradiometer (ASAS). *Remote Sensing of Environment* 1994, 47, 276–289, doi:10.1016/0034-4257(94)90161-9.
86. Leuning, R.; Hughes, D.; Daniel, P.; Coops, N.; Newnham, G. A Multi-Angle Spectrometer for Automatic Measurement of Plant Canopy Reflectance Spectra. *Remote Sensing of Environment* 2006, 103, 236–245, doi:10.1016/J.RSE.2005.06.016.
87. HAYASHI, M.; TADONO, T.; OCHIAI, O.; HAMAMOTO, K.; ROSENQVIST, A.; HIURA, T.; ISHIHARA, M.; SAITO, H.; TAKAHASHI, M.; TAKAO, G. Trends in Forest Biomass Observation. *Journal of The Remote Sensing Society of Japan* 2022, 42, 14–20, doi:10.11440/rssj.42.14.
88. Santoro, M.; Cartus, O. ESA Biomass Climate Change Initiative (Biomass_cci): Global Datasets of Forest above-Ground Biomass for the Years 2010, 2017, 2018, 2019 and 2020, V4 2023, 5183 Files, 302039459020 B.
89. Ochiai, O.; Poulter, B.; Seifert, F.M.; Ward, S.; Jarvis, I.; Whitcraft, A.; Sahajpal, R.; Gilliams, S.; Herold, M.; Carter, S.; et al. Towards a Roadmap for Space-Based Observations of the Land Sector for the UNFCCC Global Stocktake. *iScience* 2023, 26, 106489, doi:10.1016/j.isci.2023.106489.

90. Avitabile, V.; Herold, M.; Heuvelink, G.B.M.; Lewis, S.L.; Phillips, O.L.; Asner, G.P.; Armston, J.; Ashton, P.S.; Banin, L.; Bayol, N.; et al. An Integrated Pan-Tropical Biomass Map Using Multiple Reference Datasets. *Glob Chang Biol* 2016, 22, 1406–1420, doi:10.1111/gcb.13139.
91. Baccini, A.; Walker, W.; Carvalho, L.; Farina, M.; Sulla-Menashe, D.; Houghton, R.A. Tropical Forests Are a Net Carbon Source Based on Aboveground Measurements of Gain and Loss. *Science* 2017, 358, 230–234, doi:10.1126/science.aam5962.
92. ESA CLIMATE OFFICE Available online: <https://climate.esa.int/en/projects/biomass/> (accessed on 12 August 2024).
93. Tao, S.; Guo, Q.; Li, L.; Xue, B.; Kelly, M.; Li, W.; Xu, G.; Su, Y. Airborne Lidar-Derived Volume Metrics for Aboveground Biomass Estimation: A Comparative Assessment for Conifer Stands. *Agricultural and Forest Meteorology* 2014, 198–199, 24–32, doi:10.1016/j.agrformet.2014.07.008.
94. Kazuo, H.; Yasushi, M.; Toshiro, I. Differences between the Present Stem Volume Tables and the Values of the Volume Equations, and Their Correction. *Japanese Journal of Forest Planning* 2010, 44, 23–39, doi:10.20659/jjfp.44.2_23.
95. Biodiversity Center of Japan, Ministry of the Environment Report of Vegetation Survey on 3rd National Basic Survey on Natural Environment Available online: <https://www.biodic.go.jp/trialSystem/EN/info/vg67.html> (accessed on 1 July 2024).
96. Schäfer, J.S. Using Synthetic Datasets to Predict Forest Aboveground Biomass from Airborne Laser Scanning Data. PhD Thesis, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), 2024.
97. Luthcke, S.B.; Rebold, T.; Thomas, T.; Pennington, T. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for GEDI Waveform Geolocation for L1 and L2 Products; 1st ed.; NASA Goddard Space Flight Center, 2019;
98. Lang, N.; Kalischek, N.; Armston, J.; Schindler, K.; Dubayah, R.; Wegner, J.D. Global Canopy Height Regression and Uncertainty Estimation from GEDI LIDAR Waveforms with Deep Ensembles. *Remote Sensing of Environment* 2022, 268, 112760, doi:10.1016/j.rse.2021.112760.
99. Schleich, A.; Durrieu, S.; Soma, M.; Vega, C. Improving GEDI Footprint Geolocation Using a High-Resolution Digital Elevation Model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 2023, 16, 7718–7732, doi:10.1109/JSTARS.2023.3298991.

100. Roy, D.P.; Kashongwe, H.B.; Armston, J. The Impact of Geolocation Uncertainty on GEDI Tropical Forest Canopy Height Estimation and Change Monitoring. *Science of Remote Sensing* 2021, 4, 100024, doi:10.1016/j.srs.2021.100024.
101. Kamo, K.; Tonda, T.; Takahashi, M.; Matsumura, N. Selection Method for Height-Diameter Curves and Its Application to the Data of Sugi (*Cryptomeria Japonica*) in Japan. *FORMATH* 2023, 22, 1–11, doi:10.15684/formath.22.002.
102. Lahssini, K.; Baghdadi, N.; Maire, G.; Fayad, I. Influence of GEDI Acquisition and Processing Parameters on Canopy Height Estimates over Tropical Forests. *Remote. Sens.* 2022, 14, 6264, doi:10.3390/rs14246264.
103. Wang, Y.; Ni, W.; Sun, G.; Chi, H.; Zhang, Z.; Guo, Z. Slope-Adaptive Waveform Metrics of Large Footprint Lidar for Estimation of Forest Aboveground Biomass. *Remote Sensing of Environment* 2019, 224, 386–400, doi:10.1016/j.rse.2019.02.017.
104. Ni-Meister, W.; Rojas, A.; Lee, S. Direct Use of Large-Footprint Lidar Waveforms to Estimate Aboveground Biomass. *Remote Sensing of Environment* 2022, 280, 113147, doi:10.1016/j.rse.2022.113147.
105. Qi, W.; Saarela, S.; Armston, J.; Ståhl, G.; Dubayah, R. Forest Biomass Estimation over Three Distinct Forest Types Using TanDEM-X InSAR Data and Simulated GEDI Lidar Data. *Remote Sensing of Environment* 2019, 232, 111283, doi:10.1016/j.rse.2019.111283.
106. Qi, W.; Lee, S.-K.; Hancock, S.; Luthcke, S.; Tang, H.; Armston, J.; Dubayah, R. Improved Forest Height Estimation by Fusion of Simulated GEDI Lidar Data and TanDEM-X InSAR Data. *Remote Sensing of Environment* 2019, doi:10.1016/J.RSE.2018.11.035.
107. Duncanson, L.; Armston, J.; Disney, M.; Avitabile, V.; Barbier, N.; Calders, K.; Carter, S.; Chave, J.; Herold, M.; Crowther, T.W.; et al. The Importance of Consistent Global Forest Aboveground Biomass Product Validation. *Surv Geophys* 2019, 40, 979–999, doi:10.1007/s10712-019-09538-8.
108. Hofton, M.; Blair, B.; Story, S.; Yi, D. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for GEDI Transmit and Receive Waveform Processing for L1 and L2 Products. 2019.
109. Hancock, S.; Armston, J.; Li, Z.; Gaulton, R.; Lewis, P.; Disney, M.; Danson, F.M.; Strahler, A.; Schaaf, C.; Anderson, K.; et al. Waveform Lidar over Vegetation:

- An Evaluation of Inversion Methods for Estimating Return Energy. *Remote Sensing of Environment* 2015, 164, 208–224, doi:10.1016/j.rse.2015.04.013.
110. Zhang, X.; Liu, L.; Liu, Y.; Jayavelu, S.; Wang, J.; Moon, M.; Henebry, G.M.; Friedl, M.A.; Schaaf, C.B. Generation and Evaluation of the VIIRS Land Surface Phenology Product. *Remote Sensing of Environment* 2018, 216, 212–229, doi:10.1016/j.rse.2018.06.047.
111. Tadono, T.; Takaku, J.; Tsutsui, K.; Oda, F.; Nagai, H. Status of “ALOS World 3D (AW3D)” Global DSM Generation. 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2015, 3822–3825, doi:10.1109/IGARSS.2015.7326657.
112. Luthcke, S.B.; Sabaka, T.J.; Nicholas, J.; Preaux, S.; Hofton, M. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for GEDI L3 Gridded Land Surface Metrics Available online: https://daac.ornl.gov/daacdata/gedi/GEDI_L3_LandSurface_Metrics_V2/comp/GEDI_ATBD_L3R01.pdf (accessed on 1 July 2024).
113. ALOS Global Digital Surface Model “ALOS World 3D - 30m (AW3D30)” Available online: https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/dataset/aw3d30/aw3d30_e.htm (accessed on 1 March 2024).
114. Geospatial Information Center Available online: <https://front.geospatial.jp/> (accessed on 5 April 2022).
115. Tonolli, S.; Dalponte, M.; Vescovo, L.; Rodeghiero, M.; Bruzzone, L.; Gianelle, D. Mapping and Modeling Forest Tree Volume Using Forest Inventory and Airborne Laser Scanning. *European Journal of Forest Research* 2011, 130, 569–577, doi:10.1007/s10342-010-0445-5.
116. Arumäe, T.; Lang, M. ALS-based wood volume models of forest stands and comparison with forest inventory data. *Forestry Studies* 2016, 64, 5–16, doi:10.1515/fsmu-2016-0001.
117. He, K.; Zhang, X.; Ren, S.; Sun, J. Deep Residual Learning for Image Recognition.; IEEE Computer Society, June 1 2016; pp. 770–778.
118. Mitsuhashi, R.; Sawada, Y.; Tsutsui, K.; Hirayama, H.; Imai, T.; Sumita, T.; Kajiwara, K.; Honda, Y. Re-Estimating GEDI Ground Elevation Using Deep Learning: Impacts on Canopy Height and Aboveground Biomass. *Remote Sensing* 2024, 16, doi:10.3390/rs16234597.

119. Pan, S.J.; Yang, Q. A Survey on Transfer Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 2010, 22, 1345–1359, doi:10.1109/TKDE.2009.191.
120. Muscarella, R.; Kolyaie, S.; Morton, D.C.; Zimmerman, J.K.; Uriarte, M. Effects of Topography on Tropical Forest Structure Depend on Climate Context. *Journal of Ecology* 2020, 108, 145–159, doi:10.1111/1365-2745.13261.
121. Bergen, K.M.; Goetz, S.J.; Dubayah, R.O.; Henebry, G.M.; Hunsaker, C.T.; Imhoff, M.L.; Nelson, R.F.; Parker, G.G.; Radeloff, V.C. Remote Sensing of Vegetation 3-D Structure for Biodiversity and Habitat: Review and Implications for Lidar and Radar Spaceborne Missions. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences* 2009, 114, doi:10.1029/2008JG000883.
122. Ze, S. A Multi-Scale Study on the Vegetation-Environment Relationship of a Mountain Forest Transect. *Acta Ecologica Sinica* 2002.
123. Mlambo, R.; Woodhouse, I.; Anderson, K. Structure from Motion (SfM) Photogrammetry with Drone Data: A Low Cost Method for Monitoring Greenhouse Gas Emissions from Forests in Developing Countries. *Forests* 2017, 8, 68, doi:10.3390/F8030068.
124. Kono, H.; Sakamoto, Y.; Ji, Y.; Fujii, H. Automatic Transfer Rate Adjustment for Transfer Reinforcement Learning. *International Journal of Artificial Intelligence & Applications* 2020, 11, 47–54, doi:10.5121/ijaia.2020.11605.
125. Coops, N.; Tompalski, P.; Goodbody, T.R.H.; Queinnec, M.; Luther, J.; Bolton, D.K.; White, J.C.; Wulder, M.; Lier, O.R. van; Hermosilla, T. Modelling Lidar-Derived Estimates of Forest Attributes over Space and Time: A Review of Approaches and Future Trends. *Remote Sensing of Environment* 2021, doi:10.1016/J.RSE.2021.112477.
126. Coops, N.; Waring, R.; Landsberg, J. Assessing Forest Productivity in Australia and New Zealand Using a Physiologically-Based Model Driven with Averaged Monthly Weather Data and Satellite-Derived Estimates of Canopy Photosynthetic Capacity. *Forest Ecology and Management* 1998, 104, 113–127, doi:10.1016/S0378-1127(97)00248-X.
127. Vilà, M.; Vayreda, J.; Gracia, C.; Ibáñez, J. Does Tree Diversity Increase Wood Production in Pine Forests? *Oecologia* 2003, 135, 299–303, doi:10.1007/s00442-003-1182-y.

128. Ometto, J.P.; Aguiar, A.P.D.; Martinelli, L.A. Amazon Deforestation in Brazil: Effects, Drivers and Challenges. *Carbon Management* 2011, 2, 575–585, doi:10.4155/cmt.11.48.
129. Pan, Y.; Birdsey, R.A.; Fang, J.; Houghton, R.; Kauppi, P.E.; Kurz, W.A.; Phillips, O.L.; Shvidenko, A.; Lewis, S.L.; Canadell, J.G.; et al. A Large and Persistent Carbon Sink in the World's Forests. *Science* 2011, 333, 988–993, doi:10.1126/science.1201609.
130. Brienen, R.J.W.; Phillips, O.L.; Feldpausch, T.R.; Gloor, E.; Baker, T.R.; Lloyd, J.; Lopez-Gonzalez, G.; Monteagudo-Mendoza, A.; Malhi, Y.; Lewis, S.L.; et al. Long-Term Decline of the Amazon Carbon Sink. *Nature* 2015, 519, 344–348, doi:10.1038/nature14283.
131. Hubau, W.; Lewis, S.L.; Phillips, O.L.; Affum-Baffoe, K.; Beeckman, H.; Cuní-Sanchez, A.; Daniels, A.K.; Ewango, C.E.N.; Fauset, S.; Mukinzi, J.M.; et al. Asynchronous Carbon Sink Saturation in African and Amazonian Tropical Forests. *Nature* 2020, 579, 80–87, doi:10.1038/s41586-020-2035-0.
132. Gibbs, H.K.; Brown, S.; Niles, J.O.; Foley, J.A. Monitoring and Estimating Tropical Forest Carbon Stocks: Making REDD a Reality. *Environmental Research Letters* 2007, 2, 045023, doi:10.1088/1748-9326/2/4/045023.
133. Herold, M.; Skutsch, M. Monitoring, Reporting and Verification for National REDD + Programmes: Two Proposals. *Environmental Research Letters* 2011, 6, 014002, doi:10.1088/1748-9326/6/1/014002.
134. Dorado-Roda, I.; Pascual, A.; Godinho, S.; Silva, C.; Botequim, B.; Rodríguez-Gonzálvez, P.; González-Ferreiro, E.; Guerra-Hernández, J. Assessing the Accuracy of GEDI Data for Canopy Height and Aboveground Biomass Estimates in Mediterranean Forests. *Remote. Sens.* 2021, 13, 2279, doi:10.3390/rs13122279.
135. Ometto, J.P.; Gorgens, E.B.; De Souza Pereira, F.R.; Sato, L.; De Assis, M.L.R.; Cantinho, R.; Longo, M.; Jacon, A.D.; Keller, M. A Biomass Map of the Brazilian Amazon from Multisource Remote Sensing. *Sci Data* 2023, 10, 668, doi:10.1038/s41597-023-02575-4.
136. Rodda, S.R.; Fararoda, R.; Jha, N.; Réjou-Méchain, M.; Couteron, P.; Gopalakrishnan, R.; Barbier, N.; Alfonso, A.; Bako, O.; Bassama, P.; et al. South Asian and Central African Maps from: LiDAR-Based Reference Aboveground Biomass Maps for Tropical Forests of South Asia and Central Africa 2024.

137. GEDI L4A Footprint Level Aboveground Biomass Density, Version 2.1
Available online:
https://daac.ornl.gov/GEDI/guides/GEDI_L4A_AGB_Density_V2_1.html (accessed on 30 September 2024).
138. GCOM プロジェクトチーム SGLI センサ 特性ガイド (初版); 2011; p. 70;.
139. D. Sulla-Menashe; M. A. Friedl User Guide to Collection 6 MODIS Land Cover (MCD12Q1 and MCD12C1) Product; USGS: Reston, VA, USA, 2018;
140. Park, J.Y.; Suh, M. Characteristics of MODIS Land-Cover Data Sets over Northeast Asia for the Recent 12 Years(2001-2012). *Journal of remote sensing* 2014, 30, 511–524, doi:10.7780/KJRS.2014.30.4.9.
141. Adole, T.; Dash, J.; Atkinson, P. Characterising the Land Surface Phenology of Africa Using 500 m MODIS EVI. *Applied Geography* 2018, 90, 187–199, doi:10.1016/J.APGEOG.2017.12.006.
142. Mengue, V.P.; Fontana, D.; Silva, T.; Zanotta, D.; Scottá, F.C. Methodology for Classification of Land Use and Vegetation Cover Using MODIS-EVI Data. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 2019, doi:10.1590/1807-1929/agriambi.v23n11p812-818.
143. Tsutsui, K.; Ichikawa, M.; Takaku, J. Overview of AW3D™ Global 3D Map Service. *Journal of The Remote Sensing Society of Japan* 2016, 36, 515–522, doi:10.11440/rssj.36.515.
144. Carlucci, M.B.; Seger, G.D.; Sheil, D.; Amaral, I.L.; Chuyong, G.B.; Ferreira, L.V.; Galatti, U.; Hurtado, J.; Kenfack, D.; Leal, D.C.; et al. Phylogenetic Composition and Structure of Tree Communities Shed Light on Historical Processes Influencing Tropical Rainforest Diversity. *Ecography* 2017, 40, 521–530.
145. Corlett, R.T.; Primack, R.B. Tropical Rainforests and the Need for Cross-Continental Comparisons. *Trends in Ecology & Evolution* 2006, 21, 104–110.
146. Feldpausch, T.R.; Lloyd, J.; Lewis, S.L.; Brien, R.J.; Gloor, M.; Monteagudo Mendoza, A.; Lopez-Gonzalez, G.; Banin, L.; Abu Salim, K.; Affum-Baffoe, K.; et al. Tree Height Integrated into Pantropical Forest Biomass Estimates. *Biogeosciences* 2012, 9, 3381–3403.
147. Friis, I.; Balslev, H. Plant Diversity and Complexity Patterns: Local, Regional, and Global Dimensions: Proceedings of an International Symposium Held at the Royal Danish Academy of Sciences and Letters in Copenhagen, Denmark, 25-28 May, 2003; Kgl. Danske Videnskabernes Selskab, 2005; Vol. 55;.

148. Bacour, C.; Bréon, F.-M.; Gonzalez, L.; Price, I.; Muller, J.-P.; Straume, A.G. Simulating Multi-Directional Narrowband Reflectance of the Earth's Surface Using ADAM (A Surface Reflectance Database for ESA's Earth Observation Missions). *Remote Sensing* 2020, 12, doi:10.3390/rs12101679.
149. Li, X.; Messina, J.; Moore, N.; Fan, P.; Shortridge, A.M. MODIS Land Cover Uncertainty in Regional Climate Simulations. *Climate Dynamics* 2017, 49, 4047–4059, doi:10.1007/s00382-017-3563-7.
150. Zeng, T.; Zhang, Z.; Zhao, X.; Wang, X.; Zuo, L. Evaluation of the 2010 MODIS Collection 5.1 Land Cover Type Product over China. *Remote. Sens.* 2015, 7, 1981–2006, doi:10.3390/rs70201981.
151. Fang, H.; Li, W.; Myneni, R. The Impact of Potential Land Cover Misclassification on MODIS Leaf Area Index (LAI) Estimation: A Statistical Perspective. *Remote. Sens.* 2013, 5, 830–844, doi:10.3390/RS5020830.
152. Shabanov, N.; Huang, D.; Yang, W.; Tan, B.; Knyazikhin, Y.; Myneni, R.; Ahl, D.; Gower, S.; Huete, A.; Aragão, L.; et al. Analysis and Optimization of the MODIS Leaf Area Index Algorithm Retrievals over Broadleaf Forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2005, 43, 1855–1865, doi:10.1109/TGRS.2005.852477.
153. Zhang, Q.; Xiao, X.; Braswell, B.; Linder, E.; Ollinger, S.; Smith, M.-L.; Jenkins, J.P.; Baret, F.; Richardson, A.; Moore, B.; et al. Characterization of Seasonal Variation of Forest Canopy in a Temperate Deciduous Broadleaf Forest, Using Daily MODIS Data. *Remote Sensing of Environment* 2006, 105, 189–203, doi:10.1016/J.RSE.2006.06.013.
154. Zhen, Z.; Chen, S.; Yin, T.; Gastellu - Etchegorry, J. Improving Crop Mapping by Using Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) Signatures with Google Earth Engine. *Remote. Sens.* 2023, 15, 2761, doi:10.3390/rs15112761.
155. Colstoun, E.B.D.; Walthall, C. Improving Global Scale Land Cover Classifications with Multi-Directional POLDER Data and a Decision Tree Classifier. *Remote Sensing of Environment* 2006, 100, 474–485, doi:10.1016/J.RSE.2005.11.003.
156. Jiao, Z.; Woodcock, C.; Schaaf, C.; Tan, B.; Liu, J.; Gao, F.; Strahler, A.; Li, X.; Wang, J. Improving MODIS Land Cover Classification by Combining MODIS Spectral and Angular Signatures in a Canadian Boreal Forest. *Canadian Journal of Remote Sensing* 2011, 37, 184–203, doi:10.5589/m11-030.

157. Zhang, H.; Jiao, Z.; Dong, Y.; Du, P.; Li, Y.; Lian, Y.; Cui, T. Analysis of Extracting Prior BRDF from MODIS BRDF Data. *Remote. Sens.* 2016, 8, 1004, doi:10.3390/rs8121004.
158. Cui, L.; Sun, M.; Jiao, Z.; Park, J.; Agca, M.; Zhang, H.; He, L.; Dai, Y.; Dong, Y.; Zhang, X.; et al. Effectiveness of the Reconstructed MODIS Typical-Angle Reflectances on Forest Biomass Estimation. *Remote Sensing* 2022, 14, doi:10.3390/rs14215475.
159. Ponzoni, F.J.; Galvão, L.S.; Liesenberg, V.; Santos, J.R. Impact of Multi-Angular CHRIS/PROBA Data on Their Empirical Relationships with Tropical Forest Biomass. *International Journal of Remote Sensing* 2010, 31, 5257–5273, doi:10.1080/01431160903303005.
160. Wang, Q.; Pang, Y.; Li, Z.; Sun, G.; Chen, E.; Ni-Meister, W. The Potential of Forest Biomass Inversion Based on Vegetation Indices Using Multi-Angle CHRIS/PROBA Data. *Remote Sensing* 2016, 8, doi:10.3390/rs8110891.
161. Mutanga, O.; Masenyama, A.; Sibanda, M. Spectral Saturation in the Remote Sensing of High-Density Vegetation Traits: A Systematic Review of Progress, Challenges, and Prospects. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2023, 198, 297–309, doi:10.1016/j.isprsjprs.2023.03.010.
162. Lucht, W.; Roujean, J. - L. Considerations in the Parametric Modeling of BRDF and Albedo from Multiangular Satellite Sensor Observations. *Remote Sensing Reviews* 2000, 18, 343–379, doi:10.1080/02757250009532395.
163. Schaaf, C.; Gao, F.; Strahler, A.; Lucht, W.; Li, X.; Tsang, T.; Strugnell, N.; Zhang, X.; Jin, Y.; Muller, J.; et al. First Operational BRDF, Albedo Nadir Reflectance Products from MODIS. *Remote Sensing of Environment* 2002, 83, 135–148, doi:10.1016/S0034-4257(02)00091-3.
164. Bréon, F.-M.; Maignan, F.; Leroy, M.; Grant, I. Analysis of Hot Spot Directional Signatures Measured from Space. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 2002, 107, AAC 1-1-AAC 1-15, doi:10.1029/2001JD001094.
165. Ciyou, Z.; Byrd, R.H.; Peihuang, L.; Jorge, N. Algorithm 778: L-BFGS-B. *ACM Transactions on Mathematical Software* 1997, 23, 550–560, doi:10.1145/279232.279236.
166. Oker-Blom, P.; Pukkala, T.; Kuuluvainen, T. Relationship between Radiation Interception and Photosynthesis in Forest Canopies: Effect of Stand Structure and Latitude. *Ecological Modelling* 1989, 49, 73–87, doi:10.1016/0304-3800(89)90044-6.

167. Kuuluvainen, T.; Pukkala, T. Simulation of Within-Tree and between-Tree Shading of Direct Radiation in a Forest Canopy: Effect of Crown Shape and Sun Elevation. *Ecological Modelling* 1989, 49, 89–100, doi:10.1016/0304-3800(89)90045-8.
168. Susaki, J. ATBD of Land Surface Albedo from BRDF Model Parameters Generated from Multi-Temporal GCOM-C Surface Reflectance.
169. Hoffmann, W.A.; da Silva, E.R.; Machado, G.C.; Bucci, S.J.; Scholz, F.G.; Goldstein, G.; Meinzer, F.C. Seasonal Leaf Dynamics across a Tree Density Gradient in a Brazilian Savanna. *Oecologia* 2005, 145, 306–315, doi:10.1007/s00442-005-0129-x.
170. Nitta, I.; Ohsawa, M. Leaf Dynamics and Shoot Phenology of Eleven Warm-Temperate Evergreen Broad-Leaved Trees near Their Northern Limit in Central Japan. *Plant Ecology* 1997, 130, 71–88, doi:10.1023/A:1009735709258.
171. Lewis, P. The Utility of Kernel-Driven BRDF Models in Global BRDF and Albedo Studies. 1995 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '95. Quantitative Remote Sensing for Science and Applications 1995, 2, 1186–1188 vol.2, doi:10.1109/IGARSS.1995.521179.
172. Hu, B.; Lucht, W.; Li, X.; Strahler, A.H. Validation of Kernel-Driven Semiempirical Models for the Surface Bidirectional Reflectance Distribution Function of Land Surfaces. *Remote Sensing of Environment* 1997, 62, 201–214, doi:10.1016/S0034-4257(97)00082-5.
173. Li, X.; Gao, F.; Chen, L.; Strahler, A. Derivation and Validation of a New Kernel for Kernel-Driven BRDF Models. 1999, 3868, doi:10.1117/12.373123.
174. Hao, D.; Wen, J.; Xiao, Q.; Wu, S.; Cheng, J. An Improved Kernel-Driven BRDF Model Coupled with Topography: KDCT. IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2018, 3959–3962, doi:10.1109/IGARSS.2018.8518804.
175. Olofsson, P.; Foody, G.M.; Stehman, S.V.; Woodcock, C.E. Making Better Use of Accuracy Data in Land Change Studies: Estimating Accuracy and Area and Quantifying Uncertainty Using Stratified Estimation. *Remote Sensing of Environment* 2013, 129, 122–131, doi:10.1016/j.rse.2012.10.031.
176. Mascaro, J.; Asner, G.P.; Muller-Landau, H.C.; van Breugel, M.; Hall, J.; Dahlin, K. Controls over Aboveground Forest Carbon Density on Barro Colorado Island, Panama. *Biogeosciences* 2011, 8, 1615–1629, doi:10.5194/bg-8-1615-2011.

177. McRoberts, R.E.; Westfall, J.A. Effects of Uncertainty in Model Predictions of Individual Tree Volume on Large Area Volume Estimates. *Forest Science* 2013, 60, 34–42, doi:10.5849/forsci.12-141.
178. Solomon, N.; Pabi, O.; Annang, T.; Asante, I.K.; Birhane, E. The Effects of Land Cover Change on Carbon Stock Dynamics in a Dry Afromontane Forest in Northern Ethiopia. *Carbon Balance and Management* 2018, 13, 14, doi:10.1186/s13021-018-0103-7.
179. Goetz, S.J.; Baccini, A.; Laporte, N.T.; Johns, T.; Walker, W.; Kellndorfer, J.; Houghton, R.A.; Sun, M. Mapping and Monitoring Carbon Stocks with Satellite Observations: A Comparison of Methods. *Carbon Balance and Management* 2009, 4, 2, doi:10.1186/1750-0680-4-2.
180. Bhat, Y.; Kripa, M.K.; Dadhwal, V.K. Validation of ESA-CCI Forest Biomass Products over India: Methodological and Data Challenges and Results. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 2024, 52, 931–942, doi:10.1007/s12524-023-01741-w.
181. 林真智; 田殿武雄; 落合治; 濱本昂; Ake, R.; 日浦勉; 石原正恵; 齋藤英樹; 高橋正義; 鷹尾元 森林バイオマス観測をとりまく動向. *日本リモートセンシング学会誌* 2022, 42, 14–20, doi:10.11440/rssj.42.14.
182. Shendryk, Y. Fusing GEDI with Earth Observation Data for Large Area Aboveground Biomass Mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 2022, 115, 103108, doi:10.1016/j.jag.2022.103108.
183. Nascetti, A.; Yadav, R.; Brodt, K.; Qu, Q.; Fan, H.; Shendryk, Y.; Shah, I.; Chung, C. BioMassters: A Benchmark Dataset for Forest Biomass Estimation Using Multi-Modal Satellite Time-Series. In *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems*; Oh, A., Naumann, T., Globerson, A., Saenko, K., Hardt, M., Levine, S., Eds.; Curran Associates, Inc., 2023; Vol. 36, pp. 20409–20420.
184. 富士北麓フラックス観測サイト Available online: <http://www.jalter.org/researchsites/fujihokuroku/> (accessed on 30 September 2024).

7. 謝辞

本論文の作成にあたり、多くの方々から多大なるご指導とご支援をいただきました。ここに深く感謝の意を表します。

まず初めに、指導教員である千葉大学環境リモートセンシング研究センターリモートセンシング基盤研究領域 本多嘉明准教授には、研究の構想から論文執筆に至るまで、一貫して熱意あるご指導と的確な助言をいただきました。研究の方向性や課題の明確化だけでなく、これまで ADEOS 時代から地球観測衛星ミッションに関わってきた経験を元に研究の新しい可能性を開くための示唆など、多岐にわたる厳しくも暖かいご指導は本研究の完成にとって大きな支えとなりました。心より感謝申し上げます。同研究室の梶原康司講師や協力研究員の平山英毅先生には主に技術的なサポートや研究に対する貴重なご助言を頂きました。立石彩様には業務の関係で千葉大学に伺えない際の事務的サポート等で多くのご協力を頂きました。また本論文審査において主査、副査をお引き受けくださった市井和仁教授、入江仁士教授、楊偉助教にも改めて感謝申し上げます。

次に、千葉大学園芸学部 澤田義人特任准教授にはデータ収集や実験計画の策定、分析手法の選定や統計処理のアドバイスにおいて、多大な貢献をしていただきました。また、研究成果をまとめる過程において日頃の何気ない雑談が新しい視点を与えてくれることも少なくありませんでした。同所属の加藤顕准教授にもお忙しい中新たな視点で研究に関するご助言を頂きました。深く感謝いたします。土地被覆や本研究と気候モデルとの関係の議論において協力研究員の馬淵和雄様を始めとした方々にも大変お世話になりました。

本研究の実施にあたり、現地計測の支援をいただいた株式会社快適空間 FC および航空機レーザ測量データや材積データを提供くださった静岡県、大分県、富山県、北海道津別町のご担当者にも感謝申し上げます。これらの支援により、十分な調査・実験・学会発表の機会を得ることができました。

さらに、社会人博士課程として業務との両立についてご理解、ご配慮くださった JAXA 研究開発部門 ISS 搭載ライダー実証 (MOLI) プロジェクトチームの皆様にも非常に助けられました。ご協力に深く感謝いたします。

最後に、研究活動を支え理解を示してくれた妻をはじめとした家族にも心より感謝いたします。精神的な支えと励ましがなければ、この論文を最後まで仕上げることはできなかったと感じております。

以上、多くの方々のご指導・ご支援に改めて感謝申し上げ、本論文の完成にあたり謝意とさせていただきます。