時系列衛星画像を用いた森林のモニタリング手法とその熱帯林への応用

志水克人^{*1}・太田徹志²・溝上展也²・吉田茂二郎²

本総説では、森林モニタリングにおける時系列衛星画像の処理と変化推定の方法、および熱帯林での応用例について整理した。さらに、これまでの熱帯林での研究から示された課題と今後の研究の展望についても述べた。時系列衛星画像は、森林減少や劣化などの詳細な森林変化の把握に利用されてきた。Landsat データの無料化以降、画像処理の自動化や森林変化推定アルゴリズムが発達したことに伴い、熱帯林を含む森林分野での利用が多く行われるようになった。熱帯林では、雲の被覆頻度が高いことや攪乱後の早い植生回復が利用の障害であったが、多数の画像を扱う推定方法や複数センサの融合による推定方法などの発展により精度の高い森林変化推定が行えるようになってきている。今後も森林変化推定やその情報を利用した森林構造の推定などで時系列衛星画像の利用は続くと考えられるが、まだ地上調査の不足や複数センサ利用時の処理の検討が不十分であるといった課題が存在するため、熱帯林を対象としたさらなる事例の蓄積・新たな変化推定手法の開発が必要である。

キーワード：時系列衛星画像、熱帯林、モニタリング

Katsuto Shimizu,^{*1} Tetsuji Ota,² Nobuya Mizoue,² Shigejiro Yoshida² (2016) Forest Monitoring Using Time Series Satellite Images and Its Applications to Tropical Forests. J Jpn For Soc 98: 79–89 In this article, we summarized current data processing streams of change detection algorithms using time series satellite images and their applications to tropical forests. We also discussed challenges and perspectives of forest monitoring using time series satellite images in tropical regions. Time series satellite images have been utilized to acquire detailed information about forest changes. After Landsat data became freely available, change detection algorithms using time series satellite images were developed. These developments have encouraged the employment of time series images to capture forest changes. In the case of tropical regions, frequent cloud cover and fast vegetation recovery after disturbance are the major problems when we use change detection with time series satellite images. However, developments of algorithms utilizing dense time series data or data fusion with other sensor enable us to detect forest change using time series satellite images with sufficient accuracy in tropical regions. While the forest change detection with time series satellite data has the potential to play an important role in tropical regions, there are still problems that have to be overcome such as insufficient ground data and lack of data fusion methods with other sensors.

Key words: time series, tropical forest, forest monitoring

I. は じ め に

森林は、地球の炭素循環や生物多様性の面で大きな役割を果たしている。その一方で、熱帯地域では近年、その面積の減少が進行しており地球規模の問題となっている (Hansen *et al.* 2013)。森林減少からの炭素排出量は人為起源の炭素放出の 12~20% を占めており (Harris *et al.* 2012; van der Werf *et al.* 2009; Saatchi *et al.* 2011)、このうちの大部分は熱帯林の減少によるものと考えられている。それゆえ、熱帯林の減少・劣化の緩和は重要な問題であり、熱帯林の変化を定量的に把握する手法が求められている (Asner 2009; Gibbs *et al.* 2007)。地域レベルもしくは国レベルの広域での森林の状態やその変化を把握するためには、多くの労力を要すること (平田 2010) に加え、熱帯地域では道路事情や安全性の問題で森林へのアクセスが困難な場合もあり、多地点の地上調査の実施が難しいことが多い。そのため、定期的かつ広域にデータの取得を行うことのできる衛星画像などのリモートセンシング技術の利用は、熱帯林のモニタリングでは不可欠であり、経済的

インセンティブを用いて途上国の森林減少・劣化からの炭素排出量の削減等を目指す国際的な枠組みである REDD+ (Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation and the role of conservation, sustainable management of forests and enhancement of forest carbon stocks in developing countries) でもリモートセンシングと地上調査による炭素インベントリの組合せが推奨されている (Birdsey *et al.* 2014; Olander *et al.* 2008; UNFCCC 2009)。したがって、リモートセンシング技術を用いた熱帯林のモニタリング手法を開発していくことは、熱帯林の減少・劣化を緩和する対策を考えていく上で不可欠であるといえる。

森林減少・劣化を含む森林の時間的変化の定量化の方法として、従来は期首と期末の 2 時期の画像を用いる解析が一般的であったが、近年ではより多くの時系列衛星画像を使う方法が注目されてきている。これまでの時系列衛星画像の前処理や森林変化の推定は複雑で時間のかかるものであったが、近年のコンピュータの性能向上や処理方法の自動化などもあり、より容易かつ多くの研究目的に時系列森林変化解析を応用できるようになっている (Grogan *et al.* in

*連絡先著者 (Corresponding author) E-mail: dulvrq.3317 nau@gmail.com

¹ 九州大学大学院生物資源環境科学府 〒812-8581 福岡県福岡市東区箱崎 6-10-1 (Graduate School of Bioresource and Bioenvironmental Sciences, Kyushu University, 6-10-1 Hakozaki, Fukuoka, Fukuoka 812-8581, Japan)

² 九州大学大学院農学研究院 〒812-8581 福岡県福岡市東区箱崎 6-10-1 (Faculty of Agriculture, Kyushu University, 6-10-1 Hakozaki, Fukuoka, Fukuoka 812-8581, Japan)

(2015 年 10 月 13 日受付, 2016 年 1 月 16 日受理)

press ; Potapov *et al.* 2012, 2014)。また、従来から森林分野のモニタリングで用いられてきた Landsat のデータ配布が USGS (United States Geological Survey, アメリカ地質調査所) によって無料化 (Woodcock *et al.* 2008) された 2008 年以降、時系列 Landsat 画像を用いた時系列森林変化解析が増加してきている (Wulder *et al.* 2012)。

時系列衛星画像の森林変化推定への利用は、これまで温帯林を対象にした研究例が大多数だった。しかし、近年では熱帯林での研究も行われてきており、今後 REDD+ などの森林モニタリングに利用される機会は増加すると考えられる (DeVries *et al.* 2013 ; Miettinen *et al.* 2014)。一方で時系列衛星画像を用いた森林変化の推定では、適切な画像の前処理や変化の定量化が、従来の少数の画像を用いる場合とは扱いが異なる。また、熱帯林を対象とした研究を行う場合では、画像の取得状況や植生の違いからこれまで多く行われてきた温帯林を対象とした研究と異なる森林変化推定アルゴリズムを採用する場合があります。画像処理における相違点に注意が必要となる。そこで本総説では、時系列衛星画像を用いた森林のモニタリングにおける画像処理、森林変化推定の方法を説明し、これまでの熱帯林での研究例を概説することで時系列衛星画像の熱帯林への応用を考察することを目的とする。加えて、これまでの研究から示された今後の課題と展望についても述べる。

II. 時系列衛星画像の特徴

時系列衛星画像とは、特定の範囲における同一の座標系に再配列された、共通の指標・カテゴリと十分な時間分解能を有する一連の衛星画像と理解される (Bhandari *et al.* 2012)。一般的には、時系列衛星画像は同じセンサからの衛星画像によって構成されるが、複数の異なるセンサ (マルチセンサ) の衛星画像によって構成される場合も含まれる。ただし、時系列的变化を定量化するため、時系列衛星画像を構成する各画像は、共通の指標・カテゴリを有する必要がある。ここで、共通の指標・カテゴリとは、画像間の定量的な比較を可能にする変数や土地被覆クラスなどを意味し、例えば正規化植生指数や森林・非森林などの土地被覆があげられる。時系列衛星画像に必要とされる時間分解能は研究目的によって異なるため、使用される画像の間隔は数年に 1 枚から数十日に 1 枚まで変化する。対象範囲についても、衛星画像の 1 シーンから国全体を覆う複数シーンまで様々で、期間については数年から 40 年間程度まで変化する。そのため研究で使用する衛星画像の枚数は数枚から数千枚まで大きく異なる (図-1)。こうした一連の時系列衛星画像を森林変化推定に利用する利点として、詳細な森林変化を定量化できることがあげられる (Frazier *et al.* 2014 ; Kennedy *et al.* 2014)。従来の解析では期首と期末の 2 時期の衛星画像を用いる解析が一般的であったが、時系列衛星画像は、観測データの時間間隔が短いために、この従来の方法よりも森林攪乱や森林減少が起こった時期・期間に関する情報がより多く得られ (Cohen

図-1. 森林変化推定を行った 31 の研究で使用された時系列 Landsat 画像の枚数とそのシーン数

図-2. 異なる衛星画像の観測間隔による森林変化推定の違い

実線が推定した変化を、点線が実際の森林の地上バイオマスの変化を示す。2 時期の観測の場合、観測の間に地上バイオマスが減少・回復の過程を経た場合を見逃す。

et al. 2010 ; Coppin *et al.* 2004)、また森林攪乱後の植生回復による森林変化の見落としや誤認も少なくなる (図-2)。その一方で、画像の前処理での十分な幾何補正と放射量補正、雲とその影の除去などが必要であり、加えて森林変化が起きた場所・時期・期間を特定するアルゴリズムの適用も必要となる (Banskota *et al.* 2014)。

マルチセンサによる時系列衛星画像の解析を行う場合、時系列衛星画像の各画像は、同一の座標系に同じピクセルサイズ (地上分解能) で、かつ画像間のピクセル位置が揃うように再配列されている必要がある (Hussain *et al.* 2013 ; Lu *et al.* 2014)。また、センサによって取得されるデータが異なる場合 (例えば、光学衛星画像とレーダ画像) や同じ光学衛星画像などでもセンサによって観測波長帯が異なる場合には、統一の植生指数や森林・非森林などの共通のカテゴリへの変換が必要になる。

時系列衛星画像の解析に用いられる衛星画像には NOAA/AVHRR や SPOT/VEGETATION などいくつかの選択肢が存在するが、小規模な森林変化に着目した解析では Landsat 画像が主に使用される (例えば Czerwinski *et al.* 2014 ; Grinand *et al.* 2013 ; Kennedy *et al.* 2012 ; Ozdogan 2014 ; Powell *et al.* 2010 ; Powell *et al.* 2014 ; Raši *et al.*

2011; Stibig *et al.* 2014)。Landsat は、1972 年から観測が行われており地域によっては 40 年以上のデータ蓄積が存在すること、その地上分解能 (MSS は 60 m, TM, ETM+, OLI は 30 m) が森林解析に適切であるとされることが特徴としてあげられる (Huang *et al.* 2008; Roy *et al.* 2014)。他の多くの衛星画像は、多数の画像を用いる時系列変化解析ではコストが多くかかる上、Landsat ほど長期のデータ蓄積も存在しないため研究例は多くない。一方で Landsat と同じく無料でデータ利用の行うことのできる MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) は、森林の変化推定に用いられた例もある (例えば Sulla-Menashe *et al.* 2013) が、地上分解能が低く (250~500 m)、比較的小規模の森林撈乱を推定することには適さない (Walker *et al.* 2012)。例えば北米を対象とした Sulla-Menashe *et al.* (2013) の結果では、MODIS のピクセル (500 m) の 30% の森林撈乱面積までは高精度で捉えられるが、それ以下では精度が低下することが示されている。熱帯地域では、雲によって地表が覆い隠される頻度が高いため、雲を透過して地上の観測を行うことのできる SAR (Synthetic Aperture Radar, 合成開口レーダ) の有用性が指摘されており、時系列の森林変化解析に利用された例も存在する (例えば Dong *et al.* 2015)。しかし、現在のところデータの蓄積が少なく、その利用は限られている。以上のことから、Landsat 画像以外の衛星画像は Landsat 画像の欠損期間に利用される、もしくは追加の情報を収集するために利用されるなど補助的に使用されることが多い。

推定された森林変化は、対象地域の森林の状態把握だけでなく、その他の目的にも利用される。虫被害や社会制度の変化の森林変化推定への影響を分析した研究例 (Meigs *et al.* 2011; Griffiths *et al.* 2012) や、航空機 LiDAR (Light Detection and Ranging) で取得した情報と森林変化推定を組み合わせることで広域での森林構造推定を行った研究例 (Ahmed *et al.* 2014; Pflugmacher *et al.* 2012, 2014; Zald *et al.* 2014)、国家森林資源調査と森林変化推定を用いて森林撈乱の推定精度を向上させた研究例 (Schroeder *et al.* 2014) など利用できる研究目的は多岐にわたる。森林変化推定は 2 時期の衛星画像を用いる解析からより多くの時系列衛星画像を使う方法にシフトしてきており (Dutrieux *et al.* 2015)、これまで時系列衛星画像を用いた研究が多く行われてきた温帯林だけでなく、近年では熱帯林での研究例も増加しつつある。温帯林と同じく熱帯林においても時系列衛星画像から推定された森林変化の情報は、森林の現況把握や森林変化の定量的把握だけでなく、変化の要因推定などにも応用されている。

III. 時系列衛星画像の前処理と変化推定アルゴリズム

時系列衛星画像を構成する個々の画像は、大気の状態や太陽光の入射角、雲の被覆状態などが異なり、そのままでは森林変化推定の精度を悪化させるため、地表面反射率な

どの共通の放射スケールに補正される必要がある。また、地上分解能が異なる衛星画像を用いる場合には、ピクセルサイズの統一も必要になる。Landsat 画像の利用環境はここ数年で変化し、自動的な大気補正、雲とその影を除去するアルゴリズムの発達が著しい (Grogan *et al.* in press)。そこで、ここでは時系列 Landsat 画像を用いて森林変化推定を行う場合の画像の前処理と森林変化推定の方法について概略を述べる。また、一般的な処理方法に加え熱帯林を対象とした場合での留意点についても簡単に記述する。詳細な衛星画像の処理方法には Hansen and Loveland (2012) や Banskota *et al.* (2014)、Lu *et al.* (2014) のレビューが参考になる。

1. 画像の選択

目的と解析方法によって使用する画像の枚数や時間間隔は異なる (Wulder *et al.* 2008)。森林変化推定を行う場合には、大別すると季節変動を考慮しないアルゴリズムと考慮するアルゴリズムがある。季節変動を考慮しないアルゴリズムを用いるときは、基本的に季節変動による誤推定・誤分類を最少にし、地上被覆の情報をより多く得るために、落葉期でなくかつ年度間でデータ取得日が近く、また、雲の被覆が最小の画像を選択すべきである (例えば Hermosilla *et al.* 2015)。一方で、植生の季節変動を変化推定アルゴリズムに組み込んだ上で森林変化解析を行うときには雲の被覆量のみが基準となり、データの取得日は考慮されない (例えば Verbesselt *et al.* 2010a; Zhu and Woodcock 2014a)。2003 年 5 月以降の Landsat 7 の画像には SLC (Scan Line Corrector) の故障によりデータの欠損が存在するため、解析方法によっては画像の選択の際に Landsat 5 などの他の画像利用を検討するといった考慮が必要である。これらの時系列衛星画像を構成する各画像の選択基準は、研究の目的や森林変化推定に使用するアルゴリズムの要求を満たすようにしなければならない。例えば、森林撈乱と回復を推定するアルゴリズムである LandTrendr (Kennedy *et al.* 2010) では、10 から 12 枚の画像が最低限必要とされている。ただし、後述するように地上受信局の設置の問題などで利用可能な衛星画像が限られる場合もあり、適切な画像の選択を行うことで必ずしも推定アルゴリズムの要求を満たせるわけではない。

熱帯地域を対象とする場合、雨季の画像では雲によって地上被覆の情報が取得できないことがあり、多数の画像を使用する際の障害になる (Böttcher *et al.* 2009)。また、Landsat の過去のデータ取得は全世界をカバーするように計画的には行われていないため、特に 1980 年代と 1990 年代の熱帯地域での画像が非常に少ない (Goward *et al.* 2006)。そのため、熱帯地域での森林変化解析では、2000 年代以降の画像しか用いることができない場合がある。

2. 放射量補正

放射量補正では時系列衛星画像の各画像の放射スケールを一貫したものにする (Hussain *et al.* 2013)。この補正では、データが配布された段階のデータ形式である Digital

Number から地表面反射率への変換が行われる。その工程には、大気上端反射率 (Top of Atmosphere reflectance) への変換、大気補正、画像の正規化 (Normalization)、地形による影響の補正、BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function, 双方向反射分布関数) の補正などが含まれる。放射量補正を行うことで、時系列衛星画像間の大気の状態などによる変動が除去され、森林変化解析での誤抽出を減少させることができる (Hansen and Loveland 2012)。そのため、時系列衛星画像を用いた森林変化解析では適切な放射量補正が重要になる。

大気補正では、画像での大気効果を除去する。現在のところ、時系列衛星画像を構成する個々の画像に対して大気効果の除去を行う「絶対的な」補正法と、基準となる一枚の画像 (ベース画像) のみに大気効果の除去を行い、他の画像に対してはベース画像を基準とした正規化を施す「相対的な」補正法がある (Schroeder *et al.* 2006)。大気効果を除去する方法には Dark Object Subtraction (Chavez 1996) のような経験的なモデルか、6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum) (Vermote *et al.* 1997) のような実際の観測に基づき大気の厚さやガスの散乱などをシミュレーションする複雑なモデルのどちらかが使用されることが多い。時系列衛星画像の適用事例には、「絶対的な」補正法を用いた場合 (Zhu *et al.* 2012b; Hermosilla *et al.* 2015; Grogan *et al.* 2015; Reiche *et al.* 2015a), 相対的な補正法を用いた場合 (Powell *et al.* 2010; Griffiths *et al.* 2012; Potapov *et al.* 2012; Frazier *et al.* 2014; Pflugmacher *et al.* 2014), それぞれ多くの使用事例がある。同様に経験モデルを用いた場合 (Kennedy *et al.* 2010; Meigs *et al.* 2011; Main-Knorn *et al.* 2013; Ahmed *et al.* 2014), シミュレーションモデルを用いた場合 (Powell *et al.* 2010; Masek *et al.* 2013; DeVries *et al.* 2015; Hermosilla *et al.* 2015; Franklin *et al.* 2015), それぞれ多くの使用事例があり、「相対的な」補正と「絶対的な」補正、経験モデルとシミュレーションモデル、どの方法が最も高精度に補正できるかについて統一的な見解は無い。ただし、Landsatに限ると USGS の web サイトより 6S を利用した大気補正法である LEDAPS (Masek *et al.* 2006) により大気補正された画像をダウンロードできる。

地形や BRDF による影響の補正は時系列衛星画像の解析では考慮されることが少ない (Banskota *et al.* 2014)。しかし、時系列 Landsat 画像を用いた土地被覆の分類では、地形に起因する時系列衛星画像間の影の移動や BRDF の効果が与える影響は大きいことが指摘されている (Nagol *et al.* 2015; Tan *et al.* 2013; Vicente-Serrano *et al.* 2008)。そのため、これらの補正が時系列衛星画像を用いた森林変化推定の精度に与える影響を評価する研究が必要である。

Landsat の視野角の変動は小さいものの、熱帯林では BRDF が NDVI などの植生指数に影響を及ぼす可能性が指摘されている (Nagol *et al.* 2015)。しかし、それらの研究例が少なく、さらに熱帯地域ではエアロゾルなどの大気

状態が時系列衛星画像に与える影響についても研究例が少ないため情報の蓄積が必要である (Grogan and Fensholt 2013)。

3. 雲の処理と欠損値の扱い

時系列衛星画像の森林変化推定では、雲とその影は実際に変化が起こっていない箇所を森林変化点と誤認させる要因になるため取り除く必要がある (Zhu and Woodcock 2014b)。雲とその影の除去には、人間の目視による手動除去とアルゴリズムを用いた自動除去がある。現在では高速かつ自動的に抽出できるアルゴリズムが整備されつつあり、自動除去の利用が進んでいる。高精度で雲とその影抽出を行うことのできるものには Fmask (Zhu and Woodcock 2012) や ACCA (Irish *et al.* 2006) などがあり、時系列衛星画像を用いる多くの研究で利用されている。

除去された雲とその影のピクセルは欠損値になり、森林変化推定に影響を及ぼす可能性がある。また、SLC が故障した Landsat 7 の画像では画像内の約 22% が欠損値になるため処理が必要な場合がある。この欠損値に対する扱いには大きく分けて三つの方法がある。一つめの方法は、数年内の複数の画像から最も良いピクセルを選び出し 1 枚の画像に合成するものである (例えば Frazier *et al.* 2014; Griffiths *et al.* 2014)。ピクセルの選択基準としては、画像の取得年や取得日、それぞれのピクセルの雲からの距離などが考慮される (Vanonckelen *et al.* 2015; White *et al.* 2014; Wulder *et al.* 2011)。この方法では最適なピクセルを合成した 1 枚の画像が合成した時間間隔 (例えば 5 年) ごとに作成される。2 つめの方法として、欠損値のまま解析を進める方法がある (例えば DeVries *et al.* 2015; Zhu and Woodcock 2014a)。特に 1 年間に複数の画像を用いる場合、1 年間の画像の内のいずれかでは欠損値とはならず値を得られる可能性が高い。それゆえに、1 枚 1 枚の画像に欠損値があったとしても、毎年の森林変化を推定できる場合もある。最後に、欠損ピクセルの周りのピクセルや同時期の他の画像を用いて新しいピクセル値を推定する方法 (Gap-filling) がある (例えば Helmer *et al.* 2010)。Gap-filling を行う方法はいくつか提案されている (Chen *et al.* 2011; Cheng *et al.* 2014; Jin *et al.* 2013; Zhu *et al.* 2012a) が、森林にパッチ状の攪乱や他の土地被覆が含まれるような条件下では、アルゴリズムによって推定精度が大きく異なる (Romero-Sanchez *et al.* 2015)。また、雲の大きさによっても推定精度が変化する場合もある (Cheng *et al.* 2014)。そのため、使用するアルゴリズムが対象地の土地被覆と雲の被覆状況に対して適切かどうか注意する必要がある。上記三つの手法の内、どの方法が最も適切であるという共通な見解は現在のところ存在しない。ただし、画像を合成する手法または外部の画像を使用してピクセル値を推定する手法では、誤差要因を導入する可能性があるとの指摘も存在する (Alexandridis *et al.* 2013)。

4. 森林変化の推定

時系列衛星画像を用いて森林変化を推定するには推定ア

ルゴリズムを適用する必要がある。これまでに多くのアルゴリズムが提案されてきたが、これらは Classification-based と Trajectory-based の二つの方法に大別できる (Banskota *et al.* 2014)。Classification-based 法では、時系列衛星画像を構成する各画像に対し個別に分類を行ったあと、分類クラスの時系列的な変化を用いて森林変化の推定を行う。Trajectory-based 法では、各ピクセルの植生指数やバイオマスなどの経時変化を軌跡と捉えて森林変化を推定する。

Classification-based 法では、各々の画像に対して被覆分類を行うため、各画像間の厳密な放射補正は必要なく (Coppin *et al.* 2004)、1 年に 1 枚のような短い時間間隔の画像も必ずしも必要ではないというメリットがある。ただし、地上バイオマス量や樹冠被覆率といった定量的な要素の変化を把握することが難しいというデメリットも存在する。Classification-based 法の森林変化推定を行う際の分類クラスや分類方法は多岐にわたる。例えば Griffiths *et al.* (2014) は、5 年ごとの合成画像に対して Random Forest を用いて分類を行うことで 1985 年から 2010 年までの東ヨーロッパの森林タイプ分類と森林減少・回復をそれぞれ 73% と 86% の全体精度で推定している。また、Hansen *et al.* (2013) は、毎年の Landsat 画像に対して決定木を用いることで、2000 年から 2012 年までの全世界の毎年の森林被覆変化を推定し、熱帯地域と亜寒帯地域での森林被覆回復で過少・過大推定の可能性があるものの、世界全体では高精度で森林変化推定できたことを示している。

この Classification-based 法では、各画像で行う被覆分類の精度が森林変化の推定精度に影響を与える。それゆえに各画像での分類精度の向上が重要である。分類に用いる説明変数には各ピクセルの地表面反射率を用いる研究事例が多いが、他の地理情報を補助データとして付加する場合もある (Coppin *et al.* 2004)。また、分類アルゴリズムの選択が分類精度に大きな影響を与えるため、適切な分類アルゴリズムを選択する必要がある (Vanonckelen *et al.* 2015)。近年では、決定木や Random Forest, Support Vector Machine といった機械学習アルゴリズムの利用が進んでいる (Gislason *et al.* 2006; Mountrakis *et al.* 2011)。決定木では、分類する集団をある変数によって二つの集団に分岐させ、その分岐を繰り返すことで分類を行う。分岐の際の変数とその値が明示されるため、結果の解釈を行いやすく、また、計算が速いという利点がある (Pal and Mather 2003)。Random Forest は、集団学習の一種であり、ブートストラップ法を用いて作成した多数の決定木の多数決によって分類を行う (Breiman 2001)。サンプル数の減少やサンプルの誤りに頑強であり、分類における変数の重要度を計算できる利点がある (Rodriguez-Galiano *et al.* 2012)。Support Vector Machine は、特徴空間に写像したデータを最適に分割する超平面を求めることで分類を行い (Mountrakis *et al.* 2011)、未学習のデータに対しても高精度に分類を行うことができる利点がある。どの分類アルゴリズム

が適切かは、手に入る学習データの数や分類する画像の面積などによって異なる。

Trajectory-based 法では、植生指数などの経時変化を非線形回帰モデルや統計モデルなどに当てはめる。当てはめに用いる変数を地上バイオマス量や樹冠被覆率に変換することで、地上バイオマス量などの変化が明らかにできるメリットがある。また、Classification-based 法と比較すると季節変動や不十分な雲の除去などによる外れ値に頑強であるという特徴がある。一方で、各画像間で十分な放射量の補正が必要であり、作業が煩雑というデメリットもある。変化推定のアルゴリズムには、森林を表す指標の閾値を応用する VCT (Huang *et al.* 2010) や植生指数の変化に対して分割された直線を当てはめて減少と同時に回復を推定する LandTrendr (Kennedy *et al.* 2010、1 年当たりに複数の画像を用いることで年内の季節変動を考慮に入れて森林変化を推定する BFAST (Verbesselt *et al.* 2010a, b; Verbesselt *et al.* 2012)、利用できる全ての画像を用いて森林攪乱と被覆分類を行う CMFDA (Zhu *et al.* 2012b; Zhu and Woodcock 2014a) などがある。いずれの方法でも温帯林では、伐採のような短期的かつ大きな攪乱は精度良く捉えられる (DeVries *et al.* 2015; Schroeder *et al.* 2014) が、長期的な変化や森林の回復、季節変動などに対してはそれぞれのアルゴリズムで抽出精度には違いがある。例えば Schroeder *et al.* (2014) は、LandTrendr を用いることで虫被害による長期的な森林減少の抽出を精度良く行えることを示している。また DeVries *et al.* (2015) は、森林回復に対しては BFAST よりも LandTrendr や VCT のような時系列の森林変化全体を変化推定に用いる方法が適していると考察している。一方で 1 年に複数枚の画像を用いて森林攪乱を抽出する CMFDA や BFAST はより多くの画像を用いるため、詳細な攪乱時期を特定できる利点がある。

Trajectory-based 法の森林変化推定アルゴリズムの多くでは、処理に際して森林変化を抽出するためのパラメータなどを設定する必要がある。Trajectory-based 法は主に温帯林を対象に発展してきたため、パラメータも温帯地域の森林変化の抽出に最適化されている。熱帯地域のように、温帯とは森林の構造や森林回復の速度が異なる地域では、これらのパラメータなどをそのまま利用できない可能性がある (Kennedy *et al.* 2010; Liang *et al.* 2014)。また、衛星画像が多く手に入らない地域では、1 年間に複数の画像を必要とするような推定アルゴリズムの使用が難しいこともある。

マルチセンサによる時系列衛星画像を用いる場合、前述のように異なるセンサ由来の画像のピクセルサイズ・配列を統一した上で、Classification-based 法ならば共通の分類カテゴリに、Trajectory-based 法ならば統一された植生指数などに変換される必要がある。マルチセンサの利用は時間分解能向上に役立つが、センサ間の地上分解能が異なる場合での再配列や、光学衛星と SAR などの異なる観測対象のセンサを利用する場合の分類カテゴリ・植生指数への変

換など、誤差を生じさせる可能性のある処理を含む。現在は研究例が少ないため、これらの精度に与える影響についてはまだ検証の余地がある。マルチセンサによる時系列衛星画像に加え、Trajectory-based法とClassification-based法のそれぞれの方法で森林変化推定を行う際の特徴があり、研究目的に応じた利用をする必要がある。

5. 森林変化の精度検証

精度検証に用いるデータの収集には、地上調査が最も確実な方法である。しかし、時系列衛星画像の精度検証では、長期間に渡り森林変化を記録した地上調査が多数必要なこともあり、地上調査の活用例は稀である。代替として過去の森林の状態を広範囲かつ詳細に記録した高分解能衛星画像や空中写真が精度検証に用いられる。特に高分解能衛星画像は、Google Earth™の場合は無料で利用できることから検証に用いられることが多い（例えばGriffiths *et al.* 2012; Kennedy *et al.* 2010; Kennedy *et al.* 2012; Main-Knorn *et al.* 2013; Potapov *et al.* 2014）。しかし、高分解能衛星画像は1999年以降しか存在しない上に、空中写真と併用しても検証に十分な数の画像が手に入らない地域も多い。そのときは時系列Landsat画像そのものを精度検証に用いる場合もある（例えばHelmer *et al.* 2010; Ahmed *et al.* 2014）。

森林変化の推定精度を検証する方法はいくつか提案されている。Helmer *et al.* (2010) は、Tasseled Cap変換（Crist 1985）した時系列Landsat画像を目視判読することで森林撈乱の精度検証を行っている。他の手法としてTimeSync（Cohen *et al.* 2010）を活用した目視判読がある。TimeSyncは対象とする地点の時系列Landsat画像とGoogle Earth™からの高分解能衛星画像を同時に表示するソフトウェアである。このように精度検証を行う方法は発達してきているが、熟練した技術が必要であることや高分解能衛星画像や空中写真といった検証用データの欠落により、現在でも森林変化の精度検証の実施は困難を伴う。

熱帯林においては検証用データを確保することが難しい。多くの途上国では費用などの問題から地上調査や空中写真撮影が十分に実施されていない場合が多く、データの蓄積が少ない。また、利用できる高分解能衛星画像の数も少ない。そのため、精度検証に利用できるデータは手に入らないことが多い。時系列Landsat画像そのものを利用するか、もしくは評価用データが手に入る年だけを精度検証する（例えばHirschmugl *et al.* 2014; Reiche *et al.* 2015a）方法がとられる。

IV. 熱帯林での応用事例

熱帯林での時系列衛星画像の利用は、安価で広域の森林変化を把握できる数少ない方法である（Herold *et al.* 2011）。時系列衛星画像を利用した森林モニタリングにより、熱帯林で問題となる森林減少・劣化などの詳細な把握を行うことができるが（Reiche *et al.* 2015b）、現在のところ時系列衛星画像の熱帯林への応用事例は限定的である。

森林減少と森林劣化の定量的把握は、これらの要因を検証する際や緩和対策を立案する際に必要となる。時系列衛星画像を用いた森林減少の把握に関する研究事例としてGrinand *et al.* (2013) はマダガスカルでの時系列Landsatとオープンソース・ソフトウェアを用いることで、他者から検証可能で費用対効果の高い推定方法を提示した。また、国レベルでの森林減少面積の把握としてPotapov *et al.* (2012) は、コンゴ民主共和国を対象に雲の被覆率が50%以下である全てのLandsat画像を用いることで国全域での2000年から2012年の森林面積変化を推定している。森林劣化は、森林減少に次ぐ主要な炭素排出源であるものの（Asner *et al.* 2005）、森林減少と比較するとLandsat画像を用いた把握は難しいと指摘されている（Stone and Lefebvre 1998）。しかしながら、適切な時系列衛星画像の利用をすることでその把握も可能となる。Souza *et al.* (2013) は、毎年アマゾンの森林減少と森林劣化の面積をSMA（Spectral Mixture Analysis）を用いて算出した。SMAは、ピクセルの地表面反射率を土地被覆の各構成要素の混合と捉え、混合されたピクセルから構成要素の占有率を推定する解析方法である。Souza *et al.* (2013) の場合、SMAを用いて森林劣化と相関の高い指標を計算し、決定木を利用した森林変化の分類を行っている。同様にHirschmugl *et al.* (2014) は中央アフリカとカメルーンにおいてSMAを応用した択伐による森林劣化の抽出を試みている。

択伐などの森林伐採による撈乱の抽出時系列衛星画像を用いた研究も存在する。Helmer *et al.* (2010) は、Landsatと、Landsatとほぼ同じ分解能と波長帯を持つALI（Advanced Land Imager）の時系列画像を用いて決定木による森林の樹冠高と林齢、森林撈乱のタイプの推定を行う方法を提案した。Grogan *et al.* (in press) は、毎年Landsat画像を用いてカンボジアとベトナムの天然林の森林撈乱をLandTrendrによって抽出し、天然林からゴムプランテーションへの転換が増加していることを示した。1年間に複数の画像を用いる方法として、DeVries *et al.* (2015) は、14年間123枚のLandsat画像とBFASTによる森林変化推定アルゴリズムを用いて熱帯山岳地の小規模伐採を検出した。同様にDutrieux *et al.* (2015) は、ボリビアの熱帯林を対象に1年間に複数の画像を用いてBFASTによる森林撈乱を推定し、降水量を考慮することで森林撈乱の抽出モデルの推定精度を向上することを示した。

複数のセンサを基に時系列衛星画像のデータセットを作成することで森林変化の抽出やバイオマス推定の精度向上を図る試みも行われている。Reiche *et al.* (2015b) は、時系列Landsat画像とALOS PALSARによる観測データを融合する方法を提案し、時系列Landsat画像のみを用いた場合よりも森林撈乱の抽出精度が向上することを示した。Reiche *et al.* (2015a) は、既存の方法を発展させ、複数センサの時系列衛星画像の融合による森林撈乱モニタリングをリアルタイムで行う方法を提案した。また、時系列衛星画像から推定した森林変化情報と航空機LiDARから求め

た林分構造推定値を組み合わせることで、航空機由来の推定値を広域に広げる方法も提案されている。Ota *et al.* (2014) は、航空機 LiDAR の高さ情報を時系列 Landsat 画像からの過去の森林変化情報を用いて推定する方法を検討した。

V. 課題と今後の展望

USGS による Landsat 画像の無料化や画像前処理の高速化・自動化により、大量の衛星画像を処理可能となったことで、時系列衛星画像を用いて森林変化の推定をする研究は多く行われてきている (Grogan *et al.* in press)。加えて、コンピュータの発達に伴い、複雑な森林変化推定のアルゴリズムを国レベルなど広域に適用可能となったことで (Popatov *et al.* 2014)、時系列衛星画像の利用は温帯林のみならず熱帯林にも広がっている。しかし、これまでの研究から熱帯林での応用を行う際の課題も示されている。

熱帯地域において雲によって十分な観測データを得られないことは、時系列衛星画像の解析を行う上では大きな障害になる (Reiche *et al.* 2015b)。雲の問題は、熱帯地域特有の問題というわけではないが、特に植生回復の早い熱帯地域では、雲により十分な観測頻度が得られないことが森林攪乱などの見落としにつながる可能性がある (Hirschmugl *et al.* 2014 ; Morales-Barquero *et al.* 2014 ; McDowell *et al.* 2015)。Reiche *et al.* (2015b) が示したように、雲の影響を受けない SAR の利用は熱帯地域において観測頻度を向上させることができる手段である。また、Zhu *et al.* (2012b) や Verbesselt *et al.* (2010a, b) が示したように、可能な限り多くの画像を用いて森林変化を推定することで森林攪乱の見落としを減少させることができる。しかし、SAR の利用または多数の画像による観測頻度の向上は現在のところ研究例は少ない。SAR による観測では、後方散乱係数が地上バイオマス量との関係性が高いとされる (Mermoz *et al.* 2015) が、バイオマス量がある程度以上になると後方散乱係数がほぼ一定の値をとるようになり、関係性がなくなる (飽和) 問題がある。また山岳地域での斜面傾斜による影響、光学衛星との観測対象の相違など、時系列衛星画像としての利用には克服すべき課題も有する。そのため、観測頻度の向上を検討したさらなる事例の蓄積が必要である。

熱帯地域を撮影した 1990 年代以前の Landsat 画像は極めて少ない場合が多い。これは時系列衛星画像を利用した森林変化の推定で重要な問題である。この問題は過去の Landsat 画像の取得計画に起因するもので抜本的な解決は不可能である。そのため、毎年の Landsat 画像を利用する場合には 2000 年代以降の画像で時系列衛星画像を構成することになる。なお、近年では USGS が米国外の地上受信局によって受信された過去のデータを収集しているため、今後アーカイブが増える可能性がある (Goward *et al.* 2006 ; Wulder *et al.* 2012)。

過去・現在ともに地上調査のデータが少ないことは、地

上バイオマス量や炭素量推定に大きな影響がある (Pelletier and Goetz 2015)。熱帯地域では多くの国で国家森林資源調査が行われておらず (Romijn *et al.* 2012)、衛星画像と地上調査を組み合わせた広域での地上バイオマス量の算出などは難しい。これに対して森林の構造を高精度に観測できる航空機 LiDAR は、衛星画像との組み合わせによる広域のバイオマス量・炭素量推定に利用できる可能性がある (Asner *et al.* 2010 ; Colgan *et al.* 2013 ; Mascaro *et al.* 2014)。しかし、航空機 LiDAR の利用は費用が高額であるという問題がある。また利用する場合でも地上調査は不可欠であり、国家森林資源調査が行われていない地域では、地上調査データの蓄積が問題となる。

今後の研究課題として、航空機 LiDAR や SAR など、複数センサとの融合に関する研究を行う必要がある。複数リモートセンシングデータの融合は、バイオマス量推定や森林変化推定などの精度を向上させると考えられている (De Sy *et al.* 2012 ; Saarela *et al.* 2015)。そこで、前述のとおり時系列衛星画像と SAR や航空機 LiDAR の観測データと融合させる試みが行われてきたが、研究事例は少なくさらなる研究が必要である。光学衛星から求めた植生指数などの変数はバイオマス量と相関を有する。しかし、SAR の後方散乱係数と同様に、高いバイオマス量を有する森林においては、バイオマス量との関係がなくなる飽和の問題が生じる。一方で、航空機 LiDAR についてはこの飽和の問題が起きにくく、高いバイオマス量でも高精度に推定できる。そのため、航空機 LiDAR によって得られた森林構造やバイオマス量を時系列衛星画像での森林変化推定に利用できる可能性がある。また、森林劣化も時系列衛星画像と航空機 LiDAR の定期的なモニタリングによってさらに詳細に把握できる可能性がある (Morales-Barquero *et al.* 2014 ; Sinha *et al.* 2015 ; McDowell *et al.* 2015)。しかし、費用の点から航空機 LiDAR による観測は比較的小範囲にならざるをえないという問題が存在している。広範囲での利用については、対象地の一部だけ航空機 LiDAR のサンプリングによる観測を行い、時系列衛星画像からの情報と組み合わせる方法 (例えば Asner *et al.* 2013 ; Bolton *et al.* 2015) の検討などが今後必要となる。SAR については時系列衛星画像の観測頻度を向上させるだけでなく、バイオマス推定への利用も期待される。現在ではバイオマス量との相関性の高いとされる L-band SAR でもバイオマス量の大きい熱帯林で飽和が起きる (Miettinen *et al.* 2014) が、BIOMASS mission で打ち上げられるより波長の長い P-band SAR は飽和が起きにくいと今後の熱帯林のバイオマス推定に利用できると考えられている (Ho Tong Minh *et al.* 2014a ; Ho Tong Minh *et al.* 2014b)。どの波長の SAR を使用する場合でも、斜面傾斜角や光学衛星との観測対象の相違は、時系列衛星画像を用いた森林変化推定時に問題となりうる。高精度な森林変化推定のためにはこれらの問題に対応した研究例が必要である。

時系列衛星画像の利用は、主に森林攪乱や森林減少の把

握に用いられてきたが、植生回復についての定量化にも用いることができる。伐採などによる攪乱後の植生回復は森林管理の方法や気候によって変化し、結果として炭素蓄積量も異なる (Morales-Barquero *et al.* 2014; West *et al.* 2014)。これまで熱帯林における伐採後の植生回復の把握が行われることは少なかった (Asner *et al.* 2009) が、回復を把握することで森林構造の推定に利用することができ、さらには炭素循環を始めとする生態系への理解に役立てることができる。このため、時系列衛星画像による植生回復や森林攪乱を含む詳細な森林変化は、生態学的な研究への利用も期待されている (Kennedy *et al.* 2014)。Kennedy *et al.* (2015) が、時系列衛星画像を利用した土地被覆変化の情報を生息地のモニタリングに利用する方法を提案したように、熱帯地域でも生態学的な利用は可能である。近年では、時系列衛星画像を利用することへの障害が小さくなってきており、こうした生態学分野への応用は今後も検討されるべきである。

ESA (European Space Agency, 欧州宇宙機関) によって順次打ち上げが行われている Sentinel-2 は Landsat と同じ中分解能衛星 (地上分解能 10~60 m) で無料のデータ配布が行われる予定である (Aschbacher and Milagro-Pérez 2012)。2008 年以降、Landsat 画像利用の無料化が時系列衛星画像の利用を促進し技術を発展させてきたように、今後無料で配布される Sentinel-2 のデータ利用によって時系列衛星画像の多分野での利用が進むと考えられている (Wulder and Coops 2014)。熱帯林での時系列衛星画像の解析では、必要な時間間隔の衛星画像を確保すること重要であり、Landsat と Sentinel-2 の両者の利用は多くの衛星画像を用いる解析への応用が期待される。

以上のように時系列衛星画像を用いた熱帯林のモニタリングでの課題は、いくつかについては解決に向けた取り組みが行われているが研究は充分ではない。また、画像処理や森林変化推定を行うアルゴリズムの発展や Sentinel-2 の登場によって、今後も時系列衛星画像の利用は熱帯林のみならず多くの地域での多分野の研究に拡大していくと考えられる。その中で、各地域に適した一連の森林変化推定の方法を検討し、目標となる森林攪乱の抽出やバイオマス推定を高精度に行っていく必要がある。

引用文献

- Ahmed OS, Franklin SE, Wulder MA (2014) Interpretation of forest disturbance using a time series of Landsat imagery and canopy structure from airborne lidar. *Can J Remote Sens* 39: 521-542
- Alexandridis TK, Cherif I, Kalogeropoulos C, Monachou S, Eskridge K, Sillescu N (2013) Rapid error assessment for quantitative estimations from Landsat 7 gap-filled images. *Remote Sens Lett* 4: 920-928
- Aschbacher J, Milagro-Pérez MP (2012) The European Earth monitoring (GMES) programme: Status and perspectives. *Remote Sens Environ* 120: 3-8
- Asner GP (2009) Tropical forest carbon assessment: integrating satellite and airborne mapping approaches. *Environ Res Lett* 4: 034009
- Asner GP, Knapp DE, Broadbent EN, Oliveira PJC, Keller M, Silva JN (2005) Ecology: Selective logging in the Brazilian Amazon. *Science* 80 (310): 480-482
- Asner GP, Mascaro J, Anderson C, Knapp DE, Martin RE, Kennedy-Bowdoin T, van Breugel M, Davies S, Hall JS, Muller-Landau HC, Potvin C, Sousa W, Wright J, Bermingham E (2013) High-fidelity national carbon mapping for resource management and REDD+. *Carbon Balance Manag* 8: 7
- Asner GP, Powell GVN, Mascaro J, Knapp DE, Clark JK, Jacobson J, Kennedy-Bowdoin T, Balaji A, Paez-Acosta G, Victoria E, Secada L, Valqui M, Hughes RF (2010) High-resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon. *Proc Natl Acad Sci USA* 107: 16738-16742
- Asner GP, Rudel TK, Aide TM, Defries R, Emerson R (2009) A contemporary assessment of change in humid tropical forests. *Conserv Biol* 23: 1386-1395
- Banskota A, Kayastha N, Falkowski MJ, Wulder MA, Froese RE, White JC (2014) Forest monitoring using Landsat time series data: A review. *Can J Remote Sens* 40: 362-384
- Bhandari S, Phinn S, Gill T (2012) Preparing Landsat Image Time Series (LITS) for monitoring changes in vegetation phenology in Queensland, Australia. *Remote Sens* 4: 1856-1886 doi: 10.3390/rs4061856
- Birdsey R, Angeles-Perez G, Kurz WA, Lister A, Olguin M, Pan Y, Wayson C, Wilson B, Johnson K (2014) Approaches to monitoring changes in carbon stocks for REDD+. *Carbon Manag* 4: 519-537
- Bolton DK, Coops NC, Wulder MA (2015) Characterizing residual structure and forest recovery following high-severity fire in the western boreal of Canada using Landsat time-series and airborne lidar data. *Remote Sens Environ* 163: 48-60
- Böttcher H, Eisbrenner K, Fritz S, Kindermann G, Kraxner F, McCallum I, Obersteiner M (2009) An assessment of monitoring requirements and costs of "Reduced Emissions from Deforestation and Degradation." *Carbon Balance Manag* 4: 7
- Breiman L (2001) Random forests. *Mach Learn* 45: 5-32
- Chavez PSJ (1996) Image-based atmospheric corrections- revisited and improved. *Photogramm Eng Remote Sensing* 62: 1025-1035
- Chen J, Zhu X, Vogelmann JE, Gao F, Jin S (2011) A simple and effective method for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images. *Remote Sens Environ* 115: 1053-1064
- Cheng Q, Shen H, Zhang L, Yuan Q, Zeng C (2014) Cloud removal for remotely sensed images by similar pixel replacement guided with a spatio-temporal MRF model. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 92: 54-68
- Cohen WB, Yang Z, Kennedy R (2010) Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 2. TimeSync - Tools for calibration and validation. *Remote Sens Environ* 114: 2911-2924
- Colgan MS, Asner GP, Swemmer T (2013) Harvesting tree biomass at the stand level to assess the accuracy of field and airborne biomass estimation in savannas. *Ecol Appl* 23: 1170-1184
- Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B, Lambin E (2004) Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *Int J Remote Sens* 25: 1565-1596
- Crist EP (1985) A TM Tasseled Cap equivalent transformation for reflectance factor data. *Remote Sens Environ* 17: 301-306
- Czerwinski CJ, King DJ, Mitchell SW (2014) Mapping forest growth and decline in a temperate mixed forest using temporal trend analysis of Landsat imagery, 1987-2010. *Remote Sens Environ* 141: 188-200
- De Sy V, Herold M, Achard F, Asner GP, Held A, Kellndorfer J, Verbeest J (2012) Synergies of multiple remote sensing data sources for REDD+ monitoring. *Curr Opin Environ Sustain* 4: 696-706
- DeVries B, Pratihast A, Verbeest J, Kooistra L, Bruin S De, Herold M (2013) Near real-time tropical forest disturbance monitoring using landsat time series and local expert monitoring data. 7th Int Work Anal Multi-temporal Remote Sens Images, 1-4
- DeVries B, Verbeest J, Kooistra L, Herold M (2015) Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sens Environ* 161: 107-121
- Dong X, Quegan S, Yumiko U, Hu C, Zeng T (2015) Feasibility study of

- C- and L-band SAR time series data in tracking Indonesian plantation and natural forest cover changes. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens* 8: 3692–3699
- Dutrieux LP, Verbesselt J, Kooistra L, Herold M (2015) Monitoring forest cover loss using multiple data streams, a case study of a tropical dry forest in Bolivia. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 107: 112–125
- Franklin SE, Ahmed OS, Wulder MA, White JC, Hermosilla T, Coops NC (2015) Large area mapping of annual land cover dynamics using multitemporal change detection and classification of Landsat time series data. *Can J Remote Sens* 41: 293–314
- Frazier RJ, Coops NC, Wulder MA, Kennedy R (2014) Characterization of aboveground biomass in an unmanaged boreal forest using Landsat temporal segmentation metrics. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 92: 137–146
- Gibbs HK, Brown S, Niles JO, Foley JA (2007) Monitoring and estimating tropical forest carbon stocks: Making REDD a reality. *Environ Res Lett* 2: 045023
- Gislason PO, Benediktsson JA, Sveinsson JR (2006) Random forests for land cover classification. *Pattern Recognit Lett* 27: 294–300
- Goward S, Arvidson T, Williams D, Faundeen J, Irons J, Franks S (2006) Historical record of Landsat global coverage: Mission operations, NSLRSDA, and international cooperator stations. *Photogramm Eng Remote Sensing* 72: 1155–1169
- Griffiths P, Kuemmerle T, Baumann M, Radeloff VC, Abrudan I V, Liskovsky J, Munteanu C, Ostapowicz K, Hostert P (2014) Forest disturbances, forest recovery, and changes in forest types across the Carpathian ecoregion from 1985 to 2010 based on Landsat image composites. *Remote Sens Environ* 151: 72–88
- Griffiths P, Kuemmerle T, Kennedy RE, Abrudan I V, Knorn J, Hostert P (2012) Using annual time-series of Landsat images to assess the effects of forest restitution in post-socialist Romania. *Remote Sens Environ* 118: 199–214
- Griffiths P, van der Linden S, Kuemmerle T, Hostert P (2013) A Pixel-Based Landsat Compositing Algorithm for Large Area Land Cover Mapping. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sensing* 6: 2088–2101
- Grinand C, Rakotomalala F, Gond V, Vaudry R, Bernoux M, Vieilledent G (2013) Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multi-date Landsat satellite images and the random forests classifier. *Remote Sens Environ* 139: 68–80
- Grogan K, Fensholt R (2013) Exploring patterns and effects of aerosol quantity flag anomalies in MODIS surface reflectance products in the tropics. *Remote Sens* 5: 3495–3515 doi: 10.3390/rs5073495
- Grogan K, Pflugmacher D, Hostert P, Kennedy R, Fensholt R (2015) Cross-border forest disturbance and the role of natural rubber in mainland Southeast Asia using annual Landsat time series. *Remote Sens Environ* 169: 438–453
- Hansen MC, Loveland TR (2012) A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sens Environ* 122: 66–74
- Hansen MC, Potapov P V, Moore R, Hancher M, Turubanova SA, Tyukavina A, Thau D, Stehman SV, Goetz SJ, Loveland TR, Komareddy A, Egorov A, Chini L, Justice CO, Townshend JRG (2013) High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science* 342(6160): 850–853
- Harris NL, Brown S, Hagen SC, Saatchi SS, Petrova S, Salas W, Hansen MC, Potapov P V, Lutsch A (2012) Baseline map of carbon emissions from deforestation in tropical regions. *Science* 336(6088): 1573–1576
- Helmer EH, Ruzycki TS, Wunderle JM, Vogesser S, Ruefenacht B, Kwit C, Brandeis TJ, Ewert DN (2010) Mapping tropical dry forest height, foliage height profiles and disturbance type and age with a time series of cloud-cleared Landsat and ALI image mosaics to characterize avian habitat. *Remote Sens Environ* 114: 2457–2473
- Hermosilla T, Wulder MA, White JC, Coops NC, Hobart GW (2015) An integrated Landsat time series protocol for change detection and generation of annual gap-free surface reflectance composites. *Remote Sens Environ* 158: 220–234
- Herold M, Román-Cuesta R, Mollicone D, Hirata Y, Van Laake P, Asner GP, Souza C, Skutsch M, Avitabile V, MacDicken K (2011) Options for monitoring and estimating historical carbon emissions from forest degradation in the context of REDD+. *Carbon Balance Manag* 6: 13
- 平田泰雅 (2010) REDD+におけるリモートセンシングの役割. *森林科学* 60: 10–13
- Hirschmugl M, Steinegger M, Gallaun H, Schardt M (2014) Mapping Forest Degradation due to Selective Logging by Means of Time Series Analysis: Case Studies in Central Africa. *Remote Sens* 6: 756–775 doi: 10.3390/rs6010756
- Ho Tong Minh D, Le Toan T, Rocca F, Tebaldini S, D'Alessandro MM, Villard L (2014a) Relating P-band synthetic aperture radar tomography to tropical forest biomass. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 52: 967–979
- Ho Tong Minh D, Tebaldini S, Rocca F, Le Toan T, Villard L, Dubois-Fernandez PC (2014b) Capabilities of BIOMASS Tomography for Investigating Tropical Forests. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 53: 965–975.
- Huang C, Goward SN, Masek JG, Thomas N, Zhu Z, Vogelmann JE (2010) An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sens Environ* 114: 183–198
- Huang C, Song K, Kim S, Townshend JRG, Davis P, Masek JG, Goward SN (2008) Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis. *Remote Sens Environ* 112: 970–985
- Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H, Stanley D (2013) Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 80: 91–106
- Irish RR, Barker JL, Goward SN, Arvidson T (2006) Characterization of the Landsat-7 ETM+ automated cloud-cover assessment (ACCA) algorithm. *Photogramm Eng Remote Sensing* 72: 1179–1188
- Jin S, Homer C, Yang L, Xian G, Fry J, Danielson P, Townsend PA (2013) Automated cloud and shadow detection and filling using two-date Landsat imagery in the USA. *Int J Remote Sens* 34: 1540–1560
- Kennedy RE, Andréfouët S, Cohen WB, Gómez C, Griffiths P, Hais M, Healey SP, Helmer EH, Hostert P, Lyons MB, Meigs GW, Pflugmacher D, Phinn SR, Powell SL, Scarth P, Sen S, Schroeder TA., Schneider A, Sonnenschein R, Vogelmann JE, Wulder MA., Zhu Z (2014) Bringing an ecological view of change to Landsat-based remote sensing. *Front Ecol Environ* 12: 339–346
- Kennedy RE, Yang Z, Braaten J, Copass C, Antonova N, Jordan C, Nelson P (2015) Attribution of disturbance change agent from Landsat time-series in support of habitat monitoring in the Puget Sound region, USA. *Remote Sens Environ* 166: 271–285
- Kennedy RE, Yang Z, Cohen WB (2010) Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. Land-Trendr - Temporal segmentation algorithms. *Remote Sens Environ* 114: 2897–2910
- Kennedy RE, Yang Z, Cohen WB, Pfaff E, Braaten J, Nelson P (2012) Spatial and temporal patterns of forest disturbance and regrowth within the area of the Northwest Forest Plan. *Remote Sens Environ* 122: 117–133
- Liang L, Chen Y, Hawbaker T, Zhu Z, Gong P (2014) Mapping mountain pine beetle mortality through growth trend analysis of time-series Landsat data. *Remote Sens* 6: 5696–5716 doi: 10.3390/rs6065696
- Lu D, Li G, Moran E (2014) Current situation and needs of change detection techniques. *Int J Image Data Fusion* 5: 13–38
- Main-Knorn M, Cohen WB, Kennedy RE, Grodzki W, Pflugmacher D, Griffiths P, Hostert P (2013) Monitoring coniferous forest biomass change using a Landsat trajectory-based approach. *Remote Sens Environ* 139: 277–290
- Mascaro J, Asner GP, Knapp DE, Kennedy-Bowdoin T, Martin RE, Anderson C, Higgins M, Chadwick KD (2014) A tale of two “Forests”:

- Random Forest machine learning aids tropical Forest carbon mapping. *PLoS ONE* 9(1): e85993
- Masek JG, Goward SN, Kennedy RE, Cohen WB, Moisen GG, Schlee-weis K, Huang C (2013) United States Forest disturbance trends observed using landsat time series. *Ecosystems* 16: 1087–1104
- Masek JG, Vermote EF, Saleous NE, Wolfe R, Hall FG, Huemmrich KF, Gao F, Kutler J, Lim TK (2006) A landsat surface reflectance dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geosci Remote Sens Lett* 3: 68–72
- McDowell NG, Coops NC, Beck PSA, Chambers JQ, Gangodagamage C, Hicke JA, Huang C, Kennedy R, Krofcheck DJ, Litvak M, Meddens AJH, Muss J, Negrón-Juarez R, Peng C, Schwantes AM, Swenson JJ, Vernon LJ, Williams AP, Xu C, Zhao M, Running SW, Allen CD (2015) Global satellite monitoring of climate-induced vegetation disturbances. *Trends Plant Sci* 20: 114–123
- Meigs GW, Kennedy RE, Cohen WB (2011) A Landsat time series approach to characterize bark beetle and defoliator impacts on tree mortality and surface fuels in conifer forests. *Remote Sens Environ* 115: 3707–3718
- Mermoz S, Réjou-Méchain M, Villard L, Le Toan T, Rossi V, Gourlet-Fleury S (2015) Decrease of L-band SAR backscatter with biomass of dense forests. *Remote Sens Environ* 159: 307–317
- Miettinen J, Stibig H-J, Achard F (2014) Remote sensing of forest degradation in Southeast Asia: Aiming for a regional view through 5–30 m satellite data. *Glob Ecol Conserv* 2: 24–36
- Morales-Barquero L, Skutsch M, Jardel-Peláez EJ, Ghilardi A, Kleinn C, Healey JR (2014) Operationalizing the definition of forest degradation for REDD, with application to Mexico. *Forests* 5: 1653–1681
- Mountrakis G, Im J, Ogole C (2011) Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 66: 247–259
- Nagol JR, Sexton JO, Kim D-H, Anand A, Morton D, Vermote E, Townshend JR (2015) Bidirectional effects in Landsat reflectance estimates: Is there a problem to solve? *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 103: 129–135
- Olander LP, Gibbs HK, Steininger M, Swenson JJ, Murray BC (2008) Reference scenarios for deforestation and forest degradation in support of REDD: a review of data and methods. *Environ Res Lett* 3: 025011
- Ota T, Ahmed OS, Franklin S, Wulder M, Kajisa T, Mizoue N, Yoshida S, Takao G, Hirata Y, Furiya N, Sano T, Heng S, Vuthy M (2014) Estimation of Airborne Lidar-Derived Tropical Forest Canopy Height Using Landsat Time Series in Cambodia. *Remote Sens* 6: 10750–10772 doi: 10.3390/rs6110750
- Ozdogan M (2014) A practical and automated approach to large area forest disturbance mapping with remote sensing. *PLoS ONE* 9(4): e78438
- Pal M, Mather PM (2003) An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sens Environ* 86: 554–565
- Pelletier J, Goetz SJ (2015) Baseline data on forest loss and associated uncertainty: advances in national forest monitoring. *Environ Res Lett* 10: 021001
- Pflugmacher D, Cohen WB, Kennedy RE (2012) Using Landsat-derived disturbance history (1972–2010) to predict current forest structure. *Remote Sens Environ* 122: 146–165
- Pflugmacher D, Cohen WB, Kennedy RE, Yang Z (2014) Using Landsat-derived disturbance and recovery history and lidar to map forest biomass dynamics. *Remote Sens Environ* 151: 124–137
- Potapov PV, Dempewolf J, Talero Y, Hansen MC, Stehman SV, Vargas C, Rojas EJ, Castillo D, Mendoza E, Calderón A, Giudice R, Malaga N, Zutta BR (2014) National satellite-based humid tropical forest change assessment in Peru in support of REDD+ implementation. *Environ Res Lett* 9: 124012
- Potapov PV, Turubanova SA, Hansen MC, Adusei B, Broich M, Altstatt A, Mane L, Justice CO (2012) Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000–2010, with Landsat ETM+ data. *Remote Sens Environ* 122: 106–116
- Powell SL, Cohen WB, Healey SP, Kennedy RE, Moisen GG, Pierce KB, Ohmann JL (2010) Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with Landsat time-series and field inventory data: A comparison of empirical modeling approaches. *Remote Sens Environ* 114: 1053–1068
- Powell SL, Cohen WB, Kennedy RE, Healey SP, Huang C (2014) Observation of Trends in Biomass Loss as a Result of Disturbance in the Conterminous U.S.: 1986–2004. *Ecosystems* 17: 142–157
- Raši R, Bodart C, Stibig HJ, Eva H, Beuchle R, Carboni S, Simonetti D, Achard F (2011) An automated approach for segmenting and classifying a large sample of multi-date Landsat imagery for pan-tropical forest monitoring. *Remote Sens Environ* 115: 3659–3669
- Reiche J, de Bruin S, Hoekman D, Verbesselt J, Herold M (2015a) A Bayesian approach to combine Landsat and ALOS PALSAR time series for near real-time deforestation detection. *Remote Sens* 7: 4973–4996 doi: 10.3390/rs70504973
- Reiche J, Verbesselt J, Hoekman D, Herold M (2015b) Fusing Landsat and SAR time series to detect deforestation in the tropics. *Remote Sens Environ* 156: 276–293
- Rodriguez-Galiano VF, Ghimire B, Rogan J, Chica-Olmo M, Rigol-Sanchez JP (2012) An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 67: 93–104
- Romero-Sanchez ME, Ponce-Hernandez R, Franklin SE, Aguirre-Salado CA (2015) Comparison of data gap-filling methods for Landsat ETM+ SLC-off imagery for monitoring forest degradation in a semi-deciduous tropical forest in Mexico. *Int J Remote Sens* 36: 2786–2799
- Romijn E, Herold M, Kooistra L, Murdiyarso D, Verchot L (2012) Assessing capacities of non-Annex I countries for national forest monitoring in the context of REDD+. *Environ Sci Policy* 19–20: 33–48
- Roy DP, Wulder MA, Loveland TR, Carabajal CC, Allen RG, Anderson MC, Helder D, Irons JR, Johnson DM, Kennedy R, Scambos TA, Schaaf CB, Schott JR, Sheng Y, Vermote EF, Belward AS, Bind-schadler R, Cohen WB, Gao F, Hipple JD, Hostert P, Huntington J, Justice CO, Kilic A, Kovalsky V, Lee ZP, Lymburner L, Masek JG, McCorkel J, Shuai Y, Trezza R, Vogelmann J, Wynne RH, Zhu Z (2014) Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sens Environ* 145: 154–172
- Saarela S, Grafström A, Ståhl G, Kangas A, Holopainen M, Tuominen S, Nordkvist K, Hyyppä J (2015) Model-assisted estimation of growing stock volume using different combinations of LiDAR and Landsat data as auxiliary information. *Remote Sens Environ* 158: 431–440
- Saatchi S, Marlier M, Chazdon RL, Clark DB, Russell AE (2011) Impact of spatial variability of tropical forest structure on radar estimation of aboveground biomass. *Remote Sens Environ* 115: 2836–2849
- Schroeder TA, Cohen WB, Song C, Canty MJ, Yang Z (2006) Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. *Remote Sens Environ* 103: 16–26
- Schroeder TA, Healey SP, Moisen GG, Frescino TS, Cohen WB, Huang C, Kennedy RE, Yang Z (2014) Improving estimates of forest disturbance by combining observations from landsat time series with U. S. Forest Service Forest Inventory and Analysis data. *Remote Sens Environ* 154: 61–73
- Sinha S, Jeganathan C, Sharma LK, Nathawat MS (2015) A review of radar remote sensing for biomass estimation. *Int J Environ Sci Technol* 12: 1779–1792
- Souza CM, Siqueira J V, Sales MH, Fonseca A V, Ribeiro JG, Numata I, Cochrane MA, Barber CP, Roberts DA, Barlow J (2013) Ten-year landsat classification of deforestation and forest degradation in the brazilian amazon. *Remote Sens* 5: 5493–5513 doi: 10.3390/rs5115493
- Stibig H-J, Achard F, Carboni S, Raši R, Miettinen J (2014) Change in tropical forest cover of Southeast Asia from 1990 to 2010. *Bio-geosciences* 11: 247–258
- Stone TA, Lefebvre P (1998) Using multi-temporal satellite data to evalu-

- ate selective logging in Para, Brazil. *Int J Remote Sens* 19: 2517–2526
- Sulla-Menashe D, Kennedy RE, Yang Z, Braaten J, Krankina ON, Friedl MA (2013) Detecting forest disturbance in the Pacific Northwest from MODIS time series using temporal segmentation. *Remote Sens Environ* 151: 114–123
- Tan B, Masek JG, Wolfe R, Gao F, Huang C, Vermote EF, Sexton JO, Ederer G (2013) Improved forest change detection with terrain illumination corrected Landsat images. *Remote Sens Environ* 136: 469–483
- UNFCCC (2009) Decision 4/cp.15, Methodological guidance for activities relating to reducing emissions from deforestation and forest degradation and the role of conservation, sustainable management of forests and enhancement of forest carbon stocks in developing countries. In: Report of the Conference of the Parties on its fifteenth session, held in Copenhagen from 7 to 19 December 2009. Addendum. Part Two: Action taken by the Conference of the Parties at its fifteenth session. FCCC/CP/2009/11/Add.1. UNFCCC, 11–12
- van der Werf GR, Morton DC, DeFries RS, Olivier JGJ, Kasibhatla PS, Jackson RB, Collatz GJ, Randerson JT (2009) CO₂ emissions from forest loss. *Nat Geosci* 2: 737–738
- Vanonckelen S, Lhermitte S, Van Rompaey A (2015) The effect of atmospheric and topographic correction on pixel-based image composites: Improved forest cover detection in mountain environments. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* 35: 320–328
- Verbesselt J, Hyndman R, Zeileis A, Culvenor D (2010) Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series. *Remote Sens Environ* 114: 2970–2980
- Verbesselt J, Zeileis A, Herold M (2012) Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sens Environ* 123: 98–108
- Vermote EF, Tanré D, Deuzé JL, Herman M, Morcrette JJ (1997) Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s: an overview. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 35: 675–686
- Vicente-Serrano SM, Pérez-Cabello F, Lasanta T (2008) Assessment of radiometric correction techniques in analyzing vegetation variability and change using time series of Landsat images. *Remote Sens Environ* 112: 3916–3934
- Walker JJ, de Beurs KM, Wynne RH, Gao F (2012) Evaluation of Landsat and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology. *Remote Sens Environ* 117: 381–393
- West TAP, Vidal E, Putz FE (2014) Forest biomass recovery after conventional and reduced-impact logging in Amazonian Brazil. *For Ecol Manag* 314: 59–63
- White JC, Wulder MA, Hobart GW, Luther JE, Hermosilla T, Griffiths P, Coops NC, Hall RJ, Hostert P, Dyk A, Guindon L (2014) Pixel-Based Image Compositing for large-area dense time series applications and science. *Can J Remote Sens* 40: 192–212
- Woodcock CE, Allen R, Anderson M, Belward AS, Bindschadler R, Cohen WB, Gao F, Goward SN, Helder D, Helmer E, Nemani R, Oreopoulos L, Schott J, Thenkabail PS, Vermote EF, Vogelmann J, Wulder MA, Wynne R (2008) Free access to landsat imagery. *Science* 80 (320): 1011
- Wulder MA, Coops NC (2014) Satellites: Make Earth observations open access. *Nature* 513: 30–31
- Wulder MA, Masek JG, Cohen WB, Loveland TR, Woodcock CE (2012) Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sens Environ* 122: 2–10
- Wulder MA, White JC, Goward SN, Masek JG, Irons JR, Herold M, Cohen WB, Loveland TR, Woodcock CE (2008) Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring. *Remote Sens Environ* 112: 955–969
- Wulder MA, White JC, Masek JG, Dwyer J, Roy DP (2011) Continuity of Landsat observations: Short term considerations. *Remote Sens Environ* 115: 747–751
- Zald HSJ, Ohmann JL, Roberts HM, Gregory MJ, Henderson EB, McGaughey RJ, Braaten J (2014) Influence of lidar, Landsat imagery, disturbance history, plot location accuracy, and plot size on accuracy of imputation maps of forest composition and structure. *Remote Sens Environ* 143: 26–38
- Zhu X, Liu D, Chen J (2012a) A new geostatistical approach for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images. *Remote Sens Environ* 124: 49–60
- Zhu Z, Woodcock CE (2012) Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sens Environ* 118: 83–94
- Zhu Z, Woodcock CE (2014a) Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sens Environ* 144: 152–171
- Zhu Z, Woodcock CE (2014b) Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: An algorithm designed specifically for monitoring land cover change. *Remote Sens Environ* 152: 217–234
- Zhu Z, Woodcock CE, Olofsson P (2012b) Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery. *Remote Sens Environ* 122: 75–91