

論文

時系列DSMと地位指数モデルを活用した人工林林齢推定の試み^{*1}光田 靖^{*2}

光田 靖：時系列 DSM と地位指数モデルを活用した人工林林齢推定の試み 九州森林研究 77：87－90，2024 本研究では，時系列航空写真を用いて地位指数を推定するとともに，人工林の林齢を推定することが可能であるのかを検討した。宮崎大学田野演習林のスギ林を対象に，LiDAR 計測由来の国土地理院 5m 解像度 DTM と 2 時点の宮崎県撮影航空写真 DSM（解像度 50cm）から 20m 解像度で上層木平均樹高を計算した。地形因子から地位指数を推定するモデルと地位指数から樹高成長曲線を推定するモデルを組み合わせたモデルにおいて，林齢を入力値ではなく推定要素とするように拡張した。拡張したモデルに 2 時点の上層木平均樹高と地形因子を入力として，モデルパラメータおよび林齢を推定した。推定された地位指数は高く，推定された林齢は低い傾向にあった。本研究により時系列 DSM を用いることによって，地位指数とともに林齢を推定できる可能性が示された。

キーワード：時系列航空写真 DSM，林齢推定，地位指数推定

Ⅰ. はじめに

市町村森林整備計画におけるゾーニングや森林の間伐等の実施の促進に関する特別措置法における特定植栽促進区域の設定などにおいて，土地明示的に林業適地を判別する社会的要請が高まっている。林業適地を判別するためには災害リスクと林業収益性を考慮するのが妥当であると考えられ（林野庁，2023），林業収益性の評価には地位と地利が用いられてきた（田中ほか，2020）。土地の生産性を示す地位を指標するものとして，基準齢における上層木平均樹高である地位指数が一般的に用いられる。

地位指数と地形の間には高い相関関係があることが知られており（竹下ほか，1966），その関係を統計モデルによって表現することで地位指数を面的に推定することができる（例えば Mitsuda *et al.*, 2007; Nakao *et al.*, 2022）。統計モデルを開発するためには地位指数のデータが必要になるが，上層木平均樹高の計測値と森林簿から得られる林齢情報から地位指数を推定することが一般的である。近年では上層木平均樹高を LiDAR 計測データや空中写真 DSM を用いて計測することが一般化してきている（宮原・光田，2022）。一方で，林齢の情報源には森林簿および森林計画図が用いられているが，情報更新の不備などにより森林簿の林齢が正しくない場合もある（松本，2001）。林齢情報に誤差が含まれていれば，適切な地位指数推定ができて，地位指数推定モデルの信頼性にも影響する懸念がある。

林齢の不明な天然生林を対象とした海外の地位指数推定研究においては，地位指数と林齢を同時に推定対象としている例もある（Véga & St-Onge，2009）。そこで本研究では，これまで開発してきた地位指数推定モデルを拡張し，林齢も推定対象とすることで，森林簿・森林計画図に頼ることなく地位指数推定モデルを開発することが可能であるか検討することを目的とする。

Ⅱ. 調査地と方法

本研究の対象地は，地位指数と地形との研究蓄積が豊富である宮崎大学田野フィールド内のスギ人工林とした。先行研究（宮原・光田，2022）と同様に，LiDAR 計測由来の国土地理院作成の 5m 解像度 DTM，宮崎県が平成 28 年に撮影した航空写真から作成された 0.5m 解像度 DSM を用いて 5m 解像度の林冠高（DCHM）を作成した。さらに，平成 25 年度宮崎県撮影の航空写真をもとにした DSM を用いて DCHM を作成した。上層木の定義を 1 ヘクタール当たり上位 100 本の平均樹高と定義し，両時期の DCHM について 20m 解像度で最大値を求めて上層木平均樹高ラスタを作成した。田野演習林 GIS データ（小班ポリゴン）を目視により調整してスギ人工林小班ポリゴンを作成した。5m 解像度の DEM を 20m 解像度ヘリサンプリングし，既往の研究成果（Mitsuda *et al.*, 2007）を参照して地位指数推定モデルで用いる地形因子として日射係数（SRI），上部集水面積（UCA）および露出度（VTEX）を計算した。スギ人工林小班から 5 セルをランダムにサンプリングし（満たない場合は全て），2 時点の上層木平均樹高および 3 つの地形因子からなるデータセットを作成した。森林簿から得られた林齢と 2 時点の上層木平均樹高との関係を図-1 に示す。

本研究においては，これまで開発してきた地位指数推定モデルと樹高成長曲線モデルを結合したモデル（Mitsuda，2014）に林齢推定を加える形で拡張した（図-2）。本モデルでは地位指数（SI）を隠れ変数として地形因子から推定し，地位指数と樹高成長曲線パラメータを関連付ける。一方，平成 25 年時点における各小班的林齢（Age）を推定して樹高成長曲線から上層木平均樹高（H）を推定する。さらに，平成 28 年時点の林齢をプラス 3 年として，同様に上層木平均樹高を推定する（式（1）から（6））。

1) 地位指数推定モデル

$$SI = b_0 + b_1 \times SRI + b_2 \times UCA + b_3 \times VTEX + rs \quad (1)$$

^{*1} Mitsuda, Y.: Preliminary study for developing a stand age estimation model in planted forests using time series DSMs and site index estimation models.

^{*2} 宮崎大学農学部 Fac. Agric., Univ. Miyazaki, Miyazaki, 889-2192, Japan

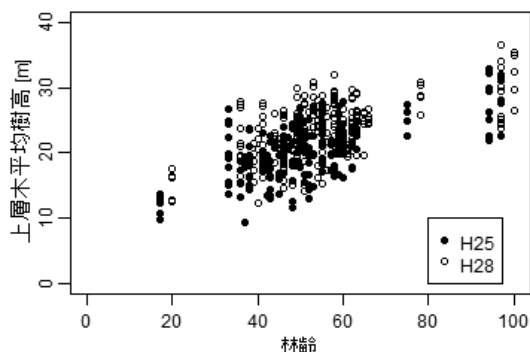


図-1. 上層木平均樹高と林齢の関係

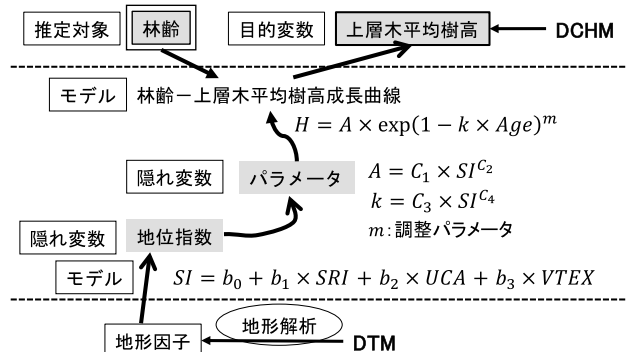


図-2. 地位指数－樹高成長曲線結合推定モデル

ここで $b^0, \dots, b_3$ はモデルパラメータを示す。また、 rs は地位指数推定におけるランダム効果を示す。

2) 樹高成長曲線モデル

$$A = C_1 \times SI^{C_2} \quad (2)$$

$$k = C_3 \times SI^{C_4} \quad (3)$$

$$m = \frac{\log(SI/A)}{\log(1 - \exp(-k \times 40))} \quad (4)$$

$$H_{25} = A \times \exp(1 - k \times Age)^m + rh \quad (5)$$

$$H_{28} = A \times \exp(1 - k \times (Age+3))^m + rh \quad (6)$$

ここで A 、 k および m は樹高成長曲線のパラメータを意味し、 $c_1, \dots, c_4$ はモデルパラメータを、 H_{25} および H_{28} は平成 25 年および平成 28 年の上層木平均樹高を示す。式 (4) では基準齢 (40 年生) において上層木平均樹高と地位指数が一致するようにパラメータを調整している。また、 rh は上層木平均樹高推定におけるサンプルセル固有のランダム効果を示す。このランダム効果は LiDAR 計測データから DTM を生成する際に生じた補完誤差と捉え、通年で不変としている。

推定対象である地位指数推定モデルおよび樹高成長曲線モデルのパラメータに関する事前分布は既往研究 (Mitsuda, 2014) を参照にして表-1 のように設定した。また、各小班の林齢推定においては、森林簿の林齢を参照として、事前分布を下限 10 年生および上限 150 年生の一様分布とした。

この枠組みにおいて、目的変数を 2 時点の上層木平均樹高および説明変数を 3 種類の地形因子として入力し、モデルパラメータをマルコフ連鎖モンテカルロ法によって推定した。なお、マルコフ連鎖モンテカルロ法の適用にあたっては R (R Core Team,

表-1. パラメータの事前分布

パラメータ	分布	下限	上限
b_0	一様分布	5.0	30.0
b_1	一様分布	-10.0	10.0
b_2	一様分布	-10.0	10.0
b_3	一様分布	-10.0	10.0
c_1	一様分布	1.0	1.2
c_2	一様分布	0.0	1.0
c_3	一様分布	-2.0	-1.0
c_4	一様分布	1.0	2.0

2023) および Stan (Stan Development Team, 2014) を用い、10 万回の繰り返しから得られたサンプル (初期の 8 万回は切り捨て) を事後分布からのサンプルとみなし、その中央値をモデルパラメータの推定値として取り扱った。チェーン数は 3 として、それぞれのチェーンにおいて初期値を事前分布からランダムに作成して与えた。

Ⅲ. 結果

マルコフ連鎖モンテカルロ法を実施したところ、推定対象である地位指数推定モデルおよび樹高成長曲線モデルパラメータの推定値は全て収束していた。各パラメータについて、事後分布の中央値、2.5 % 点および 97.5 % 点を表-2 に示す。地位指数モデルにおいては、日射係数および露出度の係数がマイナスとなり、上部集水面積の係数がプラスとなっていて、既往研究 (Mitsuda, 2014) と同様に生態学的にも妥当な結果となっていた。樹高成長曲線モデルにおいては、計算を収束させるために事前分布を狭く設定したことから事後分布が偏る結果となった。

表-2. パラメータの推定結果

パラメータ	中央値	2.5 % 点	97.5 % 点
b_0	26.86	26.32	26.99
b_1	-0.09	-0.47	-0.03
b_2	1.72	1.22	2.22
b_3	-0.97	-1.99	-0.13
c_1	0.99	0.97	0.99
c_2	1.10	1.09	1.11
c_3	1.97	1.87	1.99
c_4	-1.00	-1.01	-1.00

推定されたモデルパラメータを用いて推定した上層木平均樹高と実測値との関係を図-3 に示す。両時期共に推定誤差に大きな偏りは見られなかった。推定値の二乗平均平方根誤差を計算したところ平成 25 年では 1.96 m、平成 28 年では 2.27 m および通期では 2.12 m となった。また、誤差の最大値・最小値を求めたところ、それぞれ平成 25 年では 6.59 m・-6.27 m および平成 28 年では 6.72 m・-8.71 m となった。

各小班について推定された林齢と森林簿に記載された林齢との比較を図-4 に示す。田野演習林では森林簿・森林計画図が適切に更新されているため、森林簿の林齢は正しいものとみなすことができる。全ての小班で林齢は 40 年生以下と推定され実際の若齢林を除いて過小評価となった。

モデルにより推定された地位指数のヒストグラムを図-5 に

示す。推定値の平均値は28.4, 最小値は24.7および最大値は33.3となった。

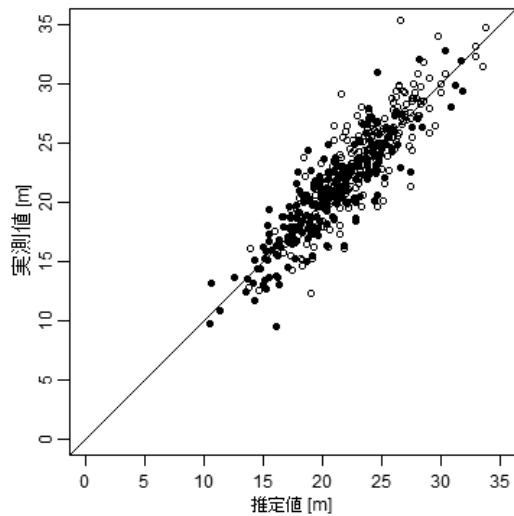


図-3. 上層木平均樹高における推定値と実測値の比較

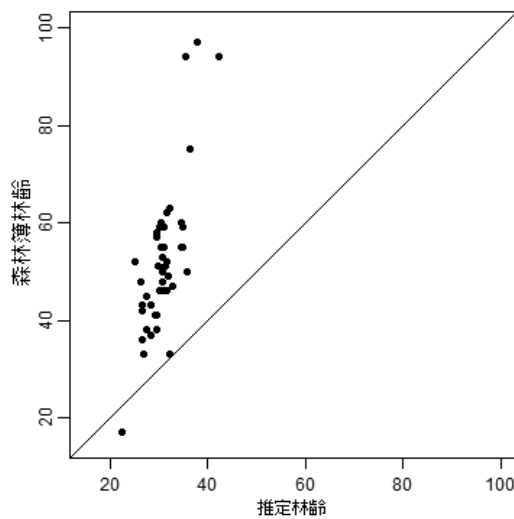


図-4. 林齢における推定値と実測値の比較

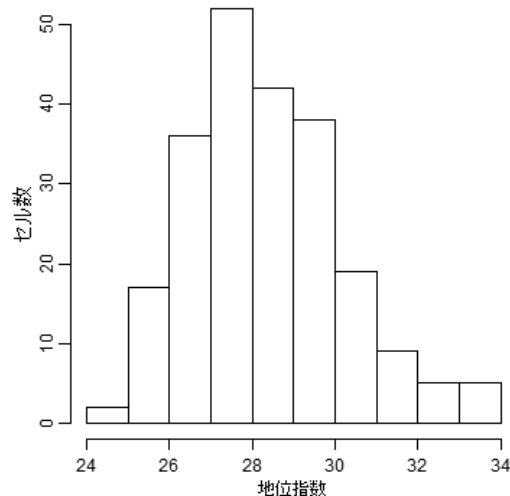


図-5. 推定された地位指数のヒストグラム

IV. 考察

平成25年および平成28年の2時点における上層木平均樹高を目的変数とし、地形因子を説明変数として、地位指数推定モデルおよび樹高成長モデルを組み合わせた結合モデルのパラメータ推定と同時に林齢推定を行った。地位指数と林齢の同時推定を、本研究で示したモデルによってマルコフ連鎖モンテカルロ法を用いて実装することが可能であることが明らかとなった。

モデルによる上層木平均樹高推定は妥当なものであったが、林齢推定は過小推定となった。また、推定された地位指数は宮崎県で用いられている収穫表と比較して高いものとなった。林齢が過小評価となる要因として、データソースの問題が挙げられる。本研究では平成25年と平成28年の航空写真から生成されたDSMを用いたが、データ間隔はわずかに3年間であり、DSMを作成する際の空間補完によって生じる誤差を考えると、正確に樹高成長量を捉えることは難しかったことが予想される。サンプルセルにおける平成25年から平成28年までの樹高成長量を計算したところ、平均値が2.07 mおよび中央値が2.94 mであった。この数値は、対象とした小班のほとんどが40年生を超える壮齢林であることを考えると、過大なものであるといえる。このような急速な樹高成長は若齢段階のものに匹敵するため、林齢が過小推定になったと考えられる。また、高い樹高成長量を再現するために、地位指数も高く推定されたと考えられる。推定された樹高成長曲線モデルのパラメータを用いて推定した地位指数25および30の樹高曲線を図-6に示す。地位指数25に比べて地位指数30の樹高曲線が急速な樹高成長をしていることが分かる。本モデルで採用した樹高成長曲線は地位指数によって曲線形が変化するものであり、地位指数が大きくなるほどパラメータ k (式(3))が大きくなり、初期成長が大きくなる。このことも地位指数が全般的に高く推定された原因であると考えられる。

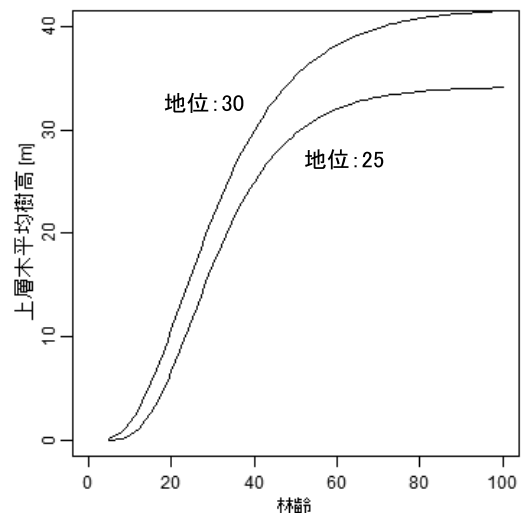


図-6. 推定された地位指数曲線

これらのことから、今回提案したモデルを利用するためには、より撮影間隔の広い航空写真を用い、若齢から壮齢までのデータを用いることが必要であると考えられる。我が国においては1950年代から航空写真の蓄積があり、アナログ撮影の航空写真

からオルソフォトや DSM を作成する環境も整っていることから (吉田・村上, 2022), その資源を有効活用して多時点のデータを用いることができる。多時点のデータがあれば DSM の質を吟味しつつ, データを取捨選択することも可能である。

本研究では既往のモデルを拡張して地位指数と林齢の同時推定を行うことが可能である可能性を示した。森林簿の林齢情報が正しくない場合もある現状を考えると, 林齢を推定対象とすることで適切に地位指数を推定できる可能性がある。今後は過去の航空写真を利用して多時期のデータについて, 本モデルを適用して有効性と信頼性を検証していく必要がある。本研究において開発した林齢情報を入力値として必要としない地位指数推定手法が確立されれば, リモートセンシングデータのみを用いて地位指数推定モデルが開発できるようになることが期待される。

V. 謝辞

本研究を行うにあたり, 宮崎県から航空写真 DSM およびオルソ画像の提供を受けた。ここに深く感謝申し上げます。

本研究は JSPS 科研費 21 K 0566501 の助成を受けたものです。

引用文献

- 松本光朗 (2001) 森林計画誌 35 : 81 - 86
- Mitsuda Y (2014) FORMATH 13 : 41 - 59
- Mitsuda Y *et al.* (2007) J For Res 12 : 177 - 186
- 宮原史浩・光田 靖 (2022) 九州森林研究 75 : 27 - 29
- Nakao K *et al.* (2022) For Ecol Manage 506 : 119953
- R Core Team (2023) R: A Language and Environment for Statistical Computing
- 林野庁 (2023) 収益性と災害リスクを考慮した森林ゾーニングの手引き, 30 pp, 日本森林技術協会, 東京
- Stan Development Team (2014) Stan: A C++ Library for Probability and Sampling
- 竹下敬司ほか (1966) 福岡県林試時報 18 : 41 - 76
- 田中和博ほか (2020) 森林計画学入門, 208 pp, 朝倉書店, 東京
- 吉田大智・村上拓彦 (2022) 森林計画誌 56 : 57 - 62
- Véga C & St-Onge B (2009) For Ecol Manage 257 : 951 - 959
- (2023 年 11 月 10 日受付 ; 2024 年 2 月 5 日受理)