論 文

# プロセスモデルを利用した九州のスギ林生産力のマップ化\*1

鳥山淳平\*2·橋本昌司\*3.4·清水貴範\*5·澤野真治\*5·大曽根陽子\*3·Lehtonen Aleksi\*6

島山淳平・橋本昌司・清水貴範・澤野真治・大曽根陽子・Lehtonen Aleksi: プロセスモデルを利用した九州のスギ林生産力のマップ化 九州森林研究 71:33-37,2018 森林の光合成や蒸発散,有機物分解過程を数式化したプロセスモデルは、気候変動に対する人工 林の応答予測のための有力なツールである。しかしながら、モデル内で指定するパラメータが多く、その推定手法が課題となっている。 本研究はスギ人工林の観測データを利用し、ベイズ手法によるプロセスモデルのパラメータ最適化を行った。プロセスモデルは Biome-BGC を利用した。スギ林の観測データは、熊本県の鹿北流域試験地で得られた 2001-2003 年の二酸化炭素フラックス(総一次生産、生 態系呼吸)である。最適化の結果、Biome-BGC の初期設定のパラメータと比較し、観測値の再現性は大きく改善された。さらに1 km メッシュの気候シナリオを利用し、九州のスギ林生産力ポテンシャルの一例として純一次生産のマップ化を行った。同マップは開発途中 であり、今後は土壌特性等の広域情報を整備しながら改良を続ける予定である。

キーワード:スギ人工林, Biome-BGC, ベイジアンキャリブレーション, 気候シナリオ, マッピング

Toriyama, J., Hashimoto, S., Shimizu, T., Sawano, S., Osone, Y. and Lehtonen, A.: Mapping of the productivity in Japanese cedar plantation in Kyushu region using a process-based model. Kyushu J. For. Res. 71: 33 - 37, 2018 Process-based models can be an effective tool for predicting the responses of tree plantations to changing climate. In many cases, however, it is difficult to identify all of the model parameters by direct measurement. This study tested the applicability of Bayesian calibration to the parameterization of a process-based model for estimating the growth of Japanese cedar plantations. The process-based model Biome-BGC was used with the default parameters (evergreen needleleaf forest). We also used monitoring data for Japanese cedar plantations, including the monthly averaged data for the gross primary production (GPP) and ecosystem respiration (RE) for 2001–2003 in the Kahoku Experimental Watershed in Kumamoto Prefecture. The simulations of GPP and RE were improved after Bayesian calibration, compared with the default values. In addition, the map of net primary production (NPP) as an index of potential productivity in Kyushu region was created based on current and future climate scenarios at a 1-km resolution. The map remains under development and the future work involves incorporating wide-area database such as soil properties.

Key words : Japanese cedar plantation, Biome-BGC, Bayesian calibration, climate scenario, mapping

#### I. はじめに

我が国の人工林に対する気候変動の影響予測は喫緊の課題であ る。IPCCの第5次評価報告書では、気候変動に対する緩和策と 同様に、適応策の早期実施の必要性を指摘している(IPCC、 2014)。気候変動への適応策の効果を最大化するためには、影響 予測のシナリオ策定が求められる。特に、我が国の国土の7割を 占める森林の適応策を考えるとき、気候変動影響の強弱の面的な 予測、すなわちマッピングの技術開発が不可欠である。

我が国の森林セクターにおける気候変動影響のマッピング研究 としては、これまで天然林におけるブナの脆弱性を評価する研究 が行われているが(農林水産技術会議事務局,2016),人工林を 対象とした研究は限られている。また、タワーフラックス観測に 基づく特定の試験地の炭素収支の高精度化や、森林・林業・木材 の統合モデルにおける森林サブモデルの開発は、人工林の気候変 動影響を評価する研究に位置づけられる。

一方,海外に目をむけると、プロセスモデルを活用した人工林 のマッピング研究が広く行われている。プロセスモデルとは、植 物の光合成や蒸発散、有機物分解プロセスを数式化して、統合し たモデルである。現在の主要なプロセスモデルは 80 年代から欧 米を中心に開発され、改良が続けられている。森林分野で利用さ れ て き た も の と し て、Biome-BGC、CENTURY、3-PG、 JSBACH 等が挙げられる。例えばフィンランドでは、Climfolisk という影響予測プロジェクトの中で PreLES という半経験的 (Semi-empirical) プロセスモデルを利用して、総一次生産 (GPP)の全国1km メッシュマッピングが行われた (Peltoniemi *et al.*,2012)。

プロセスモデルは気候変動に対する人工林の応答予測の有力な

\*<sup>4</sup> 東京大学大学院農学生命科学研究科 Grad. Sch. of Agri. and Life Sci., The Univ. of Tokyo, 1-1-1 Yayoi, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8657, Japan

<sup>&</sup>lt;sup>\*1</sup> Toriyama, J., Hashimoto, S., Shimizu, T., Sawano, S., Osone, Y. and Lehtonen, A. : Mapping of the productivity in Japanese cedar plantation in Kyushu region using a process-based model.

<sup>\*2</sup> 森林総合研究所九州支所 Kyushu Res. Ctr., For. & Forest Prod. Res. Inst. (FFPRI), Kumamoto 860-0862, Japan

<sup>\*&</sup>lt;sup>3</sup> 森林総合研究所立地環境研究領域 Dep. of Forest Soils, FFPRI, 1 Matsunosato, Tsukuba, Ibaraki 305-8687, Japan

<sup>\*&</sup>lt;sup>5</sup> 森林総合研究所森林防災研究領域 Dep. of Disaster Prevention, Metor. and Hydrology, FFPRI, 1 Matsunosato, Tsukuba, Ibaraki 305-8687, Japan

<sup>\*&</sup>lt;sup>6</sup> フィンランド自然資源機構 Nat. Resources Inst. Finland, Latokartanonkaari 9, FI-00790 Helsinki, Finland

ツールと考えられているが,課題もある。中でもモデル内部のパ ラメータの決定方法は,重要なトピックである。過去数十年の間 に森林のプロセスの学術的理解が深まり,プロセスの記述が増加 し、モデルが大型化してきた。それに伴い,パラメータの数も増 加した。本研究で取り上げる Biome-BGC を例にとると,葉の ターンオーバーやアロケーション割合など,植物の生理特性を特 徴づける 35 個のパラメータ(生理パラメータ)を決定する必要 がある。このすべてを観測によって得ることは難しく,文献値か ら絞りこむアプローチもあるが(White *et al.*, 2002),モデルの 出力が実際の観測値と合わないことも多い。

上記の課題に対し,近年発達するベイズ手法によるパラメータ 最適化(Van Oijen et al., 2005; Hashimoto et al., 2011)は注目 すべきアプローチである。同手法はベイズの定理と反復計算(マ ルコフ連鎖モンテカルロ,MCMC)によって,モデルの出力と 観測値が近づくように,パラメータを調整する。この手法の強み は、タワーのフラックスデータや収穫試験地の材積データなどの 様々な観測値に対して,最適化を実行できる点にある。そのため 大学や森林総合研究所,都道府県の研究センター等が長年にわた り蓄積してきた人工林の観測値を利用し,我が国の主要人工林樹 種の生理パラメータの値を決定できる可能性がある。

そこで本研究では、スギ人工林の観測データを利用し、ベイズ 手法によるプロセスモデルのパラメータ最適化を検討した。さら に、上記のプロセスモデルと1kmメッシュの気候シナリオを利 用し、九州のスギ林生産力ポテンシャルの一例として純一次生産 (NPP)のマップ化を試みた。

#### Ⅱ. 材料と方法

本研究は、1) ベースとなるプロセスモデル、2) パラメータ最 適化手法、3) プロセスモデルを較正する観測データ、4) プロセ スモデルを広域に展開する気候シナリオの4つの要素によって構 成される。

ベースとなるプロセスモデルは Biome-BGC (Thornton *et al.*, 2002) のバージョン4.2 である。Biome-BGC は植物の生産プロ セスの記述について、ビッグリーフアプローチを採用している。 すなわち最初に葉の単位面積あたりの光合成速度と呼吸速度を計 算し、LAIによって土地面積あたりの生産量と呼吸量に拡張する。 光合成は Farguhar モデル、気孔コンダクタンスは Jarvis 型モデ ルを採用している。すべてのプロセスは水、炭素、窒素のプール とフラックスによって記述され、計算ステップは日単位である。 本研究ではオリジナルの Biome-BGC のコードに改変を加え、細 根の代謝を個別に指定した。また最適化の前に, 葉の SLA をデ フォルトの 12.0  $mkgC^{-1}$  から 6.0  $mkgC^{-1}$  に変更した (Katsuno et al., 1990)。Biome-BGCの35個の生理パラメータのうち、既 往研究の結果から特に NPP への感度が高いとされる, 葉の CN 比 (Leaf\_CN), 葉内窒素に占める RubisCo 窒素の割合 (RubisCO\_ N),水蒸気の最大気孔コンダクタンス (gs\_max) の3つについ て最適化を行った。

パラメータの最適化手法は、ベイジアンキャリブレーション (Van Oijen *et al.*, 2005)に準ずる。以下に概略を示す。  $p(\theta \mid D) = p(D \mid \theta) p(\theta) p(D)^{-1}$ (1)

(1) 式の  $p(\theta|D)$ は事後分布で、観測値Dが得られたときのパ ラメータセット $\theta$ の確率分布である。 $p(D|\theta)$ は $\theta$ の尤度関数、  $p(\theta)$ は事前分布、 $p(D)^{-1}$ は固定値である。パラメータ最適化と は  $p(\theta|D)$ が最も高いときの $\theta$ を求めることであり、それは  $p(D|\theta)$ が最も高いときである。このとき、

$\mathbf{p}(\boldsymbol{D} \mid \boldsymbol{\theta}) = \mathbf{p}(\boldsymbol{E})$	(2)
$\mathbf{p}(\mathbf{E}) = \prod N(0, \sigma)$	(3)

とする。p(E)はE, すなわちDとモデル出力値Mとの誤差の関 数である。あるパラメータセット $\theta$ の下ですべての $D \ge M$ を突 き合わせ, 誤差 E の出現確率を平均 0, 分散 σ の正規分布で評価 し、すべての観測値(本研究では72個)について積算すると p(E)が得られる。このp(E)をパラメータの変化前と変化後で比 較し、一定の採択基準に基づきいずれかのパラメータを採択する。 以上の一連の計算を繰り返すことで、パラメータの最適化が達成 される。詳細は Van Oijen et al. (2005) を参考にされたい。事 前分布は Biome-BGC に初期設定として用意されている常緑針葉 樹林の生理パラメータ(デフォルトパラメータ)をもとに、± 50%のレンジで与えた。今回は最適化パラメータの取得を目的 とし、事後分布の評価(例、10万回)までは実行せず、より小 さい反復計算(1万回)による較正を試みた。反復計算の chain 数を1とし, thinning は行わず, 初期の20%を burn-in とした。 Geweke のZスコアの±1.96 のレンジにより、収束判定を行った (Hashimoto et al., 2011).

プロセスモデルを較正する観測データは、熊本県山鹿市の鹿北 流域試験地で2001年から2003年にかけて得られたものである。 対象期間における同試験地の年平均気温は15.2℃(2000-2003 年),年間降水量は2106mm(2001-2003年)である。鹿北流域 試験地には本研究の研究対象であるスギ林分に加え、ヒノキ林分 が混在する。そのためFFPRI FluxNet に報告されている2001-2003年の生態系交換量(NEE)に修正を加え、較正用のデータ を作成した。具体的には、先ず風向データにもとづき、ヒノキ林 分が多く混在する方位が風上となる場合の観測値を取り除いた。 次に残りの観測値から、日射と気温にもとづく光合成量と呼吸量 の回帰式をそれぞれ作成し、ギャップを補完した。最後に夜間呼 吸量と気温の関係にもとづき、NEEを総一次生産GPPと生態系 呼吸 RE に分離した。以上のデータの月平均値を較正データとし た。

本研究では、東京大学大気海洋研究所・国立環境研究所・海洋 研究開発機構が共同で開発した AOGCM MIROC 5 (Watanabe et al., 2010) による気候シナリオを、農研機構農業環境変動研究 センターが1kmメッシュにダウンスケーリングしたものを利用 した。気候シナリオは2100年までに世界平均で4.5℃の気温上 昇を想定しており、1981-2100年の日ごとの日最高、最低気温 および日降水量の3項目から構成される。今回は1981-2010年 と2071-2100年の2つの期間をそれぞれ現在気候、将来気候と し、30年間のスギ林の成長を計算した。2つのシナリオの平均気 温のマップを図1に示した。30年間の平均気温はそれぞれ15.0、 17.3℃で、年間降水量は 2260, 2431 mm となっている。マップ に出力する NPP の値はそれぞれ、2006 - 2010 年と 2096 - 2100 年の平均値をとった。各メッシュについて、気候シナリオによる スピンアップを実行後(常緑針葉樹林の定常状態を生成),バイ オマスの 90%を伐採し、地上部を持ち出し、さらに 0.1 gCm<sup>-2</sup> の炭素を新たに投入した林分(再植林)を初期林分として設定し た。

# Ⅲ. 結果と考察

3つの生理パラメータの較正中のトレースプロットと較正結果を, 図2と表1にそれぞれ示す。Leaf\_CNは42から63, RubisCO\_ Nは0.04から0.02, gs\_maxは0.003から0.0015ms<sup>-1</sup>にそれ ぞれ修正された。デフォルトと最適化後の生理パラメータによる Biome-BGCの出力値と観測値を比較したものを図3に示す。デ フォルトパラメータを用いた計算では GPP と RE の夏場のピー クが観測値より高めにでたが、パラメータ最適化により観測値と 同程度になった。またデフォルトパラメータでの計算で見られた GPPの夏場の低下が解消された。すなわち Leaf\_CN と RubisCO\_N がルビスコの窒素含量を抑え光合成速度を低下させ る一方で、gs\_max が気孔コンダクタンスの最大値を下げ、夏場 の水分損失と土壌の乾燥化を解消した結果、光合成が維持された。 このことは同時期の蒸散量,土壌水のポテンシャルの計算値に よっても確認された。以上より、ベイズ手法による最適化が Biome-BGC のような比較的大型のプロセスモデルにも有効であ ることが確認された。ただし、GPPの季節変化については修正 の余地が残るため、今回の修正対象外のパラメータの最適化も含 め、今後の検討課題となる。

次に、最適化モデルを用いた NPP マップを図4に示した。現 在気候、将来気候ともに山岳地域で NPP が低い傾向がみられる が、将来気候では NPP の低い領域が小さくなり、NPP が広範囲 で上昇した(メッシュ全体の 92% で上昇)。各メッシュの標高 と NPP の関係をプロットすると(図 5)、現在気候、将来気候の NPP はともに標高と負の相関があり、低標高域でよりばらつき が大きい傾向がみられた。最後に、現在気候の NPP と、将来気 候の NPP との差分の関係をみると(図 6)、現在気候の NPP が 0.5 gCm<sup>-2</sup> d<sup>-1</sup>前後のメッシュで、将来気候による上昇幅が大き い傾向がみられた。また現在気候で NPP が高いメッシュの一部 で、将来気候の NPP が現在より低下した(図 6)。以上の結果は、 現時点で NPP が高い水準にある地域では、必ずしも温暖化によ る NPP の上昇が見込めないことを示唆している。

本研究で示したスギ林生産力マップは開発途上である。今後の 課題としては1)広域情報の整備と2)マップの検証が挙げられ る。広域情報とは、各メッシュの土壌の深さや土壌水分特性、窒 素降下量等である。一方、マップの検証にもデータが必要である が、国際生物学事業計画(IBP)のNPPや、林野庁の森林生態 系多様性基礎調査の材積データ等を用い、多角的に検証する必要 がある。

### Ⅳ. 謝辞

本研究は、農林水産省技術会議事務局の「農林水産分野におけ る気候変動対応のための研究開発」の一環として行われた。一部 の作業は OECD 短期在外研究プログラムにより、フィンランド 自然資源機構で行われた (OECD Co-operative Research Programme fellowship 2016, Appropriate combination of forest management options for the mitigation and adaptation to climate change)。気候シナリオは(国研)農業・食品産業技術 総合研究機構農業環境変動研究センターの提供を受けた。鹿北流 域試験地のデータは森林総合研究所フラックス観測ネットワーク (FFPRI FluxNet)のデータベースを利用して取得した。森林総 合研究所九州支所の壁谷直記氏,清水晃氏には鹿北流域試験地に 関する情報提供を、同立地環境研究領域の石塚成宏氏、山下尚之 氏にはそれぞれ土壌呼吸と窒素降下物に関する情報提供を,同東 北支所の野口享太郎氏、小野賢二氏にはそれぞれスギの細根とリ ターの特性に関する情報提供をいただいた。フィンランド自然資 源機構の研究者には研究の方向性に関して有益なコメントをいた だいた。ここに深謝する。

# 引用文献

Hashimoto S et al. (2011) Ecol mod 222 (7) : 1283 - 1292

IPCC (2014) Climate Change 2014 : Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Edenhofer, O. *et al.* (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA

Katsuno et al. (1990) Eco Res 5 (1): 93 - 109

- 農林水産技術会議事務局(2016)気候変動に対応した循環型食料 生産等の確立のためのプロジェクト – 森林及び林業分野にお ける温暖化対策 – – 地球温暖化が森林及び林業分野に与える 影響評価と適応技術の開発 –,研究成果第558集,100 pp, 農林水産技術会議事務局,東京
- Peltoniemi M *et al.* (2012) User guide for PRELES, a simple model for the assessment of gross primary production and water balance of forests, 23 pp, Working papers of the Finnish Forest Research Institute, Vantaa. URL:http:// www.metla.fi/julkaisut/workingpapers/2012/mwp247.pdf (2017 年 11 月 1 日利用)

Thornton PE *et al.* (2002) Agric For Met 113 (1) : 185 - 222

- Van Oijen M et al. (2005) Tree Physiol 25: 915-927
- White MA *et al.* (2002) Literature-derived parameters for the BIOME-BGC terrestrial ecosystem model, Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center, Oak Ridge, Tennessee, USA

Watanabe M et al. (2010) J Clim 23: 6312-6335

(2017年12月8日受付; 2018年1月22日受理)



(a)現在気候(1981-2010),(b)将来気候(2071-2100)の平均値
Fig. 1 Map of mean air temperature in Kyushu region
(a) and (b) are mean air temperature of current climate (1981-2010) and future climate (2071-2100).



図 2. ベイジアンキャリブレーションによる生理パラメータの探索 Fig. 2 Exploration of eco-physiological parameters in Bayesian calibration

表 1. キャリプレーション後の生理パラメータの統計量 Table 1. Statistics of eco-physiological parameters after Bayesian calibration

	Leaf_CN	Rubisco_N	gs_max
Unit	ratio	ratio	m s <sup>-1</sup>
Optimum value	62.64	0.02004	0.001501
Mean	61.85	0.02031	0.001551
Median	62.14	0.02025	0.001534
SD	1.04	0.00026	0.000051
Geweke's Z	-0.004	-0.076	-0.046

SD は標準偏差。

SD is standard deviation.



2001 年 1 月から 2003 年 12 月までの月別データ。赤丸が観測値, 実線が計算値を示す。(a)(b)はそれぞれデフォルトパラメータにも とづく GPP と生態系呼吸, (c)(d)は最適化パラメータにもとづく GPP と生態系呼吸。

Fig. 3 Comparison of model output before and after the optimization of eco-physiological parameters

Monthly data from Jan. 2001 to Dec. 2003. Open circle and solid line are observed value and model output, respectively. (a) and (b) represents GPP and ecosystem respiration calculated using default parameters of Biome-BGC, respectively. And (c) and (d) are GPP and RE based on optimized parameters, respectively.



(a)現在気候,(b)将来気候にもとづく。

Fig. 4 Map of mean NPP in Kyushu region

The maps  $\left(a\right)$  and  $\left(b\right)$  are illustrated based on current and future climate, respectively.



(a)現在気候, (b)将来気候にもとづく。 Fig. 5 Relationship between elevation and NPP.

The figures  $(a) \mbox{ and } (b)$  are illustrated based on current and future climate, respectively.





差分の正の値は将来気候における NPP の上昇を示す。

Fig. 6 Relationship between NPP in current climate and its difference from NPP in future climate.

Positive values in the difference shows the higher NPP in future climate.