

1

水稻生長モデルとリモートセンシングの非逐次データ同化による収量予測

野口武文¹, 安達俊輔², 山下恵², 神野恭光³,

田中浩章⁴, 井戸正和⁴, 立石涼子³, 芳賀健⁴, 山中晃徳⁵

(¹東京農工大学工学部, ²東京農工大学大学院農学研究院,

³トヨタ・コニック株式会社, ⁴株式会社電通, ⁵東京農工大学大学院工学研究院)

Non-sequential Data Assimilation of Paddy Rice Growth Model and Remote Sensing

Takefumi Noguchi¹, Shunsuke Adachi², Megumi Yamashita², Yasumitsu Jinno³,

Hiroaki Tanaka⁴, Masakazu Ido⁴, Ryoko Tateishi³, Ken Haga⁴, Akinori Yamanaka⁵

(¹Faculty of Engineering, Tokyo Univ. Agri. Tech., ²Institute of Agriculture, Tokyo Univ. Agri. Tech., ³TOYOTA CONIQ, Inc., ⁴Dentsu Inc., ⁵Institute of Engineering, Tokyo Univ. Agri. Tech.)

1. 緒言

水稻の収量予測は、昨今の気象に対応した栽培計画や効率的な営農を行うために重要である。近年では、作物モデルを用いた数値シミュレーションや機械学習に基づく収量予測の研究が盛んに行われている⁽¹⁾。作物モデルによる収量予測の精度は、モデルに含まれるパラメータに大きく依存するため、実測データに基づき正確に同定する必要がある。本研究で用いる水稻生育モデル SIMRIW⁽²⁾は気象条件と稲の生育の関係をモデル化しており、収量形成においては、光合成が主な要因として寄与する。キャノピーによって吸収される日射量に関する葉面積指数 (LAI) はリモートセンシングによって得られるため、リモートセンシングデータを用いたパラメータ推定が有効である。本研究では、SIMRIW による数値シミュレーションの結果に、ドローン(UAV)によるリモートセンシングで計測されたデータを同化することによって、SIMRIW に含まれるパラメータを推定し、圃場単位の収量予測を高精度化することを目的とする。本稿では、ベイズの定理に基づく非逐次データ同化手法⁽³⁾により、LAI の時系列データから SIMRIW のパラメータを推定した結果を示す。

2. 作物モデル

本研究で用いる SIMRIW は、時系列の気象データから潜在収量を予測するモデルである。モデルの詳細は原著論文⁽²⁾を参照されたいが、本研究ではデータ同化により次の 5 つのパラメータを推定した: 出穂に要する日数に対して気温の影響を表すパラメータ α , 最適栽培条件下での LAI の最大速度 K_f , LAI の増加率に関わる経験パラメータ R と η , 出穂後の発育速度に関するパラメータ β である。その他のパラメータは、先行研究⁽²⁾においてコシヒカリに対して同定された値を用いた。

3. UAV によるリモートセンシング

データ同化に供する計測データを取得するために、滋賀県高島市マキノ町在原の集落全体を対象として、マルチスペクトルカメラ搭載の UAV (DJI 社製 Mavic 3M)を用いてリモートセンシングを実施した。2025 年 6 月 15 日から同年 9 月 13 日まで、およそ 2 週間に 1 度に合計 8 回の計測を実施した。Figure 1 に、例として 9 月 13 日に計測した正規化植生指数(NDVI)を示す。このように計測した NDVI から LAI に換算する回帰式を得るために、集落内の圃場 A に LAI センサ(日本環境計測製 MIJ-15LAI TypeII/K2)を設置した。この回帰式を用いて、同一集落内においてコシヒカリを栽培する圃場 B の平均 LAI を算出し、その時系列データをデータ同化に供した。

4. データ同化手法

本研究においては、DMC-TPE (Data assimilation Minimizing Cost using Tree-structured Parzen Estimator) に基づく非逐次データ同化手法⁽³⁾を用いた。本手法では、時系列の観測データと作物モデルの計算結果との誤差を評価するコスト関数を定義し、コスト関数の最小をもたらすパラメータ群を探索する。本研究では、UAV で計測した NDVI から算出した LAI と SIMRIW で計算される LAI を用いてコスト関数を評価し、その最小化計算を実施することで上記 5 つのパラメータを推定した。

5. 結果と考察

Figure 2 に、圃場 B において計測した LAI とデータ同化で推定されたパラメータを用いた LAI の計算結果を示す。データ同化を行うことにより、計測データを再現する LAI の時系列変化を計算できたことがわかる。このとき、パラメータの最適推定値は次のとおりである: $\alpha = 0.554$, $K_f = 0.079$, $R = 0.394$, $\eta = 0.657$, $\beta = 0.414$ 。これらのパラメータの最適推定値を用いて SIMRIW で計算された収量予測値は 631.98 g/m^2 であるのに対して、圃場 B で得られた収量の実測値は 1030.55 g/m^2 であった。この誤差を低減させるために、推定すべきパラメータを増加することやパラメータの気温依存性を考慮することなどが、今後の課題である。



Fig. 1 Distribution of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) measured by UAV on 13th September 2025 at Arihara district in Takashima-city, Shiga prefecture

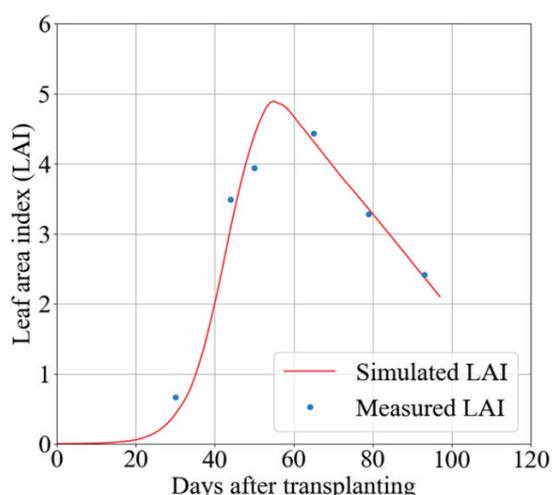


Fig. 2 Variation of Leaf Area Index (LAI) measured by UAV and simulated by SIMRIW with the optimally estimated parameters

参考文献

- (1) X. Jin, L. Kumar, Z. Li, H. Feng, X. Xu, G. Yang, J. Wang, “A Review of Data Assimilation of Remote Sensing and Crop Models”, *European Journal of Agronomy*, Vol. 92, (2018), pp. 141-152.
- (2) T. Horie, H. Nakagawa, H.G.S. Centeno and M.J. Kropff, “The Rice Crop Simulation Model SIMRIW and Its Testing”, *Modeling the Impact of Climate Change on Rice Production in Asia*, (1995), pp. 95-139.
- (3) A. Ishii, A. Yamamoto and A. Yamanaka, “DMC-TPE: Tree-Structured Parzen Estimator-Based Efficient Data Assimilation Method for Phase-Field Simulation of Solid-State Sintering”, *Science and Technology of Advanced Materials: Methods*, Vol. 3 (2023), 2239133.