

2. 水文・水質・気象**■ 2026年8月26日(水) 9:00～17:20 | 会場 部門2 (メインアリーナ)****[P-2] 水文・水質・気象（ポスター発表）****【関連する口頭発表のセッション】**

水文・水質・気象③AI・気候・リモートセンシング：[7-18(P)]

水文・水質・気象④水文モデル・数値解析：[7-24(P)], [7-25(P)]

水文・水質・気象⑥農業・生態・インフラ・応用：[7-38(P)]

水文・水質・気象⑦水質・栄養塩・同位体：[7-44(P)]

9:00～17:20

[7-18(P)] メソアンサンプル予報を用いたダム流入量予測の精度評価

*溝口 達也¹、工藤 亮治¹、近森 秀高¹ (1. 岡山大学大学院環境生命自然科学研究科)

9:00～17:20

[7-24(P)] バルク式のモデルパラメーターが湖の潜熱量推定に及ぼす影響

*伊藤 祐二¹、辻本 久美子²、吉岡 有美³、松田 壮顕⁴、増本 隆夫⁵ (1. 鹿児島大学農学部、2. 岡山大学環境生命自然科学学域、3. 岐阜大学応用生物科学部、4. 滋賀県立大学環境科学部、5. サンスイコンサルタント（株）・秋田県立大学)

9:00～17:20

[7-25(P)] 農業水利用を考慮した水循環モデルの性能評価—GLUEによる不確実性評価とタンクモデルとの比較—

*三田村 航季¹、工藤 亮治¹、近森 秀高¹ (1. 岡山大学環境生命自然科学研究科)

9:00～17:20

[7-38(P)] プロセスベース作物生育モデルにおける地域特性組み込みに関する検討

*河野 海¹、徳永 大典¹、河田 博昭¹ (1. NTT株式会社宇宙環境エネルギー研究所)

9:00～17:20

[7-44(P)] 蒸発実験に基づく高温多湿条件下での酸素・水素安定同位体比変動の評価

*吉岡 有美¹、中村 公人²、中桐 貴生³ (1. 岐阜大学応用生物科学部、2. 京都大学農学研究科、3. 大阪公立大学農学研究科)

メソアンサンブル予報を用いたダム流入量予測の精度評価 Accuracy Evaluation of Dam Inflow Prediction Using Meso-scale Ensemble Prediction System

○溝口 達也 工藤 亮治 近森 秀高
MIZOGUCHI Tatsuya KUDO Ryoji CHIKAMORI Hidetaka

1. はじめに 集中豪雨の増加に伴い、利水ダムの事前放流の重要性が増している。本研究では、2019年より配信されているメソアンサンブル予報(MEPS)を用いて1日先のダム流入量予測を行い、メソモデル(MSM)および週間アンサンブル予報(EPSW)と比較することで予測精度を吟味した。

2. 対象流域および対象資料 吉井川水系の苦田ダム流域と那賀川水系の長安口ダム流域を対象とし、2006年から2025年の20年間の日流入量と流域平均値に直した解析雨量と数値予報の日降水量を用いた。

3. 計算方法および評価方法 ダム流入量予測には局所線形近似法(LL法)(近森ら, 2002)を用いた。LL法は現在に似た過去の流況パターンを抽出し、その次点の流量との間に線形関係を仮定し、重回帰式を適用して予測を行う手法である。本研究では、説明変数として日流入量、日降水量とともに3種の予測日降水量(MSM, MEPS, EPSW)を用いた。また、2006年から2022年を学習期間、2023年から2025年を予測期間とし、3月から11月(2025年は10月まで)の毎日のダム流入量を予測した。MEPSとEPSWは各アンサンブルメンバーの結果が出力されるが、本研究ではその中央値を予測値とした。

予測精度の評価指標には、予測および実測の現象の有無に基づく3カテゴリーの日数(表1)、また、「実測あり」のみのRMSEおよびバイアススコアを用いた。バイアススコアは閾値以上の現象の発生数に対する予測数の比で、1以上で閾値以上の現象の予測頻度が過大、1以下で予測頻度が過小であることを意味する。閾値はそれぞれの流域で対象期間(20年間)における年最大流入量の最小値とし(苦田ダム流域は19.84 mm/d、長安口ダム流域は53.83 mm/d)、閾値を超過した実測値、予測値をそれぞれ「実測あり」、「予測あり」とした。

4. 計算結果 表1より、長安口におけるMSMとMEPSはEPSWよりも適中が多く見逃しが少ないこと、苦田においてはMSM、

表1 カテゴリーによる予測精度の比較
Table1 Comparison of forecasting accuracy by category data

		適中	見逃し	空振り
苦田	気象予測値なし	5	4	3
	MSM	7	2	3
	MEPS	6	3	2
	EPSW	6	3	6
長安口	気象予測値なし	7	7	2
	MSM	9	5	4
	MEPS	9	5	3
	EPSW	3	11	1

※適中(「実測あり」かつ「予測あり」)
見逃し(「実測あり」かつ「予測なし」)
空振り(「実測なし」かつ「予測あり」)

岡山大学大学院環境生命自然科学研究科 (Graduate School of Environmental, Life, Natural Science and Technology, Okayama University)

キーワード: メソアンサンブル予報, 週間アンサンブル予報, ダム流入量予測, バイアススコア

MEPS と EPSW の間の適中と見逃しの日数に長安口ほどの差が見られないことがわかる。また、表 2 に示すバイアスコアから MSM と MEPS は両流域で値が 1 に近くスコアが良いこと、EPSW について長安口の「予測あり」の予測頻度が現象の発生数に対して過小であることがわかる。

ここで図 1 に示す観測流入量と予測流入量の散布図を見ると、長安口ダムでは MEPS に比べて EPSW の予測値は実測値よりも過小であり、その傾向は実測値が大きくなるほど顕著である。また、「実測あり」の際の全アンサンブルメンバーによる予測値の相対頻度をみると（図 2）、長安口の EPSW は MEPS より大きな流入量の予測頻度が小さいことがわかる。これは、EPSW は算出される流入量が実際より小さく、苦田より流入の大きい長安口では予測値が閾値に達しない傾向があることを意味している。このことから EPSW は MEPS に比べて空間解像度が低く、実測値と統計的性質が異なるため、バイアス補正が必須であると考えられる。

次に RMSE を用いて誤差評価を行った。図 3 に「実測あり」における各予測結果の RMSE を示す。図 3 から MSM と MEPS は EPSW より RMSE が小さく予測精度が高いことがわかる。

以上より MSM と MEPS は EPSW よりもダム流入量の予測精度が高く、バイアス補正をしなくてもある程度の精度で予測が可能と考えられる。

引用：近森秀高ら（2002）：水文・水資源学会誌,15,164-175.

表 2 バイアスコアによる予測精度の比較

Table2 Comparison of forecasting accuracy by Bias scores

	気象予測値なし	MSM	MEPS	EPSW
苦田	8/9	10/9	8/9	12/9
長安口	9/14	13/14	12/14	4/14

※分母：「実測あり」の日数，分子：「予測あり」の日数

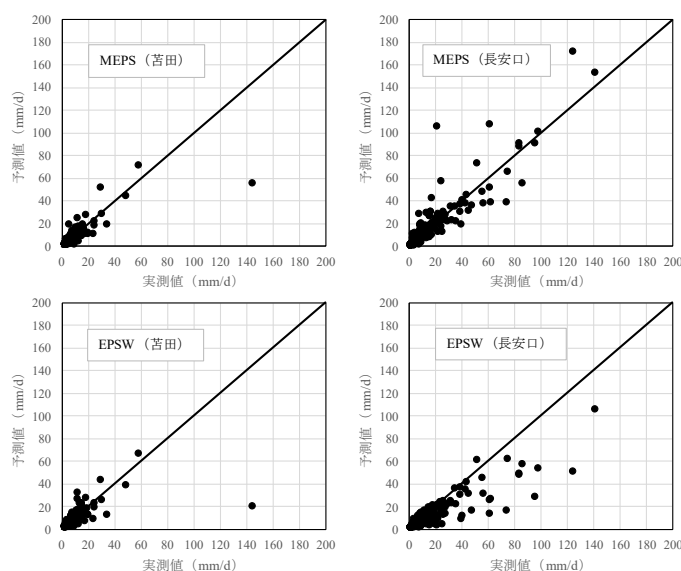


図 1 ダム流入量予測値と実測値の比較

Fig1 Comparison between forecasted and observed dam inflow

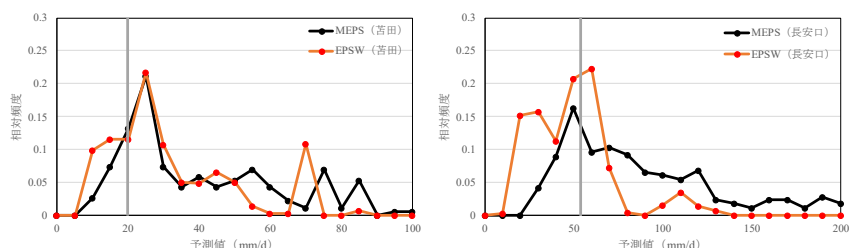


図 2 ダム流入量予測値の相対頻度の比較

Fig2 Comparison of relative frequencies of forecasted dam inflow

※灰線は閾値を示す

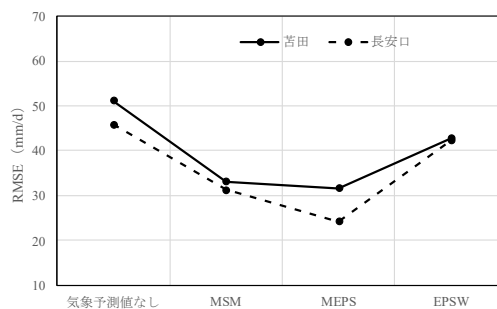


図 3 RMSE による予測精度の比較

Fig3 Comparison of forecasting accuracy by RMSE

バルク式のモデルパラメーターが湖の潜熱量推定に及ぼす影響

Effects of model parameters in Bulk equation on estimation of latent heat in a lake

○伊藤 祐二* 辻本 久美子** 吉岡 有美*** 松田 壮顕**** 増本 隆夫*****
 ITO Yuji TSUJIMOTO Kumiko YOSHIOKA Yumi MATSUDA Soken MASUMOTO Takao

1. はじめに

著者らは、大気安定度 λ の一次関数モデルで表される水蒸気バルク輸送係数 C_b を含む式により、池田湖やトンレサップ湖を対象に潜熱量 IE を概ね推定できることを明らかにしてきた^{1), 2)}。同式では、対象の湖に対応するモデルパラメーター c_1 と c_2 を適切に決定する必要があるが、その最適値は限られたデータでしか調べられていない。本研究では、精度の高いバルク式を構築するために、重回帰分析による c_1 と c_2 の自動最適化法を新たに提案し、同法で決定した c_1 と c_2 が IE 推定に及ぼす影響を調べた。

2. 方法

湖からの潜熱量は次のバルク式(1)で表される。

$$IE = c_a \rho_a C_b u \frac{1}{\gamma} \Delta e \quad (1) \quad C_b = c_1 \lambda + c_2 \quad (2) \quad \lambda = \frac{T_a - T_s}{u_H^2} \quad (3)$$

ここで、 c_a は大気の比熱、 ρ_a は大気の密度、 u は水面から高度 2 m の風速、 γ は乾湿計定数、 Δe は湖面と大気の水蒸気圧差、 T_a は気温、 T_s は湖面水温、 u_H は測定高度 H m の風速である。 c_1 と c_2 以外は、定数や観測値などとして容易に与えられる。 IE 推定にあたり、本報では、鹿児島県池田湖を対象とし、1999 年 12 月～2005 年 9 月に現地で実測した 43 か月分（欠測期間：27 か月）の気象・水温観測データの月平均値を用いた。

式(2)を式(1)に代入することにより、 c_1 と c_2 を回帰係数とする次の重回帰式が得られ、

$$IE = c_1 \lambda X + c_2 X \quad (4) \quad X = c_a \rho_a u \frac{1}{\gamma} \Delta e \quad (5)$$

重回帰分析によって c_1 と c_2 を検定した。すなわち、現地観測値と熱収支ボーエン比法によって算出した IE を参照値とし、この IE 参照値に式(4)をフィッティングして c_1 と c_2 を最適化した。手法の自動化のため、様々な検定期間で c_1 と c_2 を大域的に探索し最適化する手順を Python 言語でコード化した。たとえば、ある連続した 20 か月間を検定期間とした場合、その初月から 2 か月間を最初の仮検定期間として上記の重回帰分析によって c_1 と c_2 を仮検定し、それから 1 か月ずつ期間を延長して 20 か月間まで同様の仮検定を反復することにより、2～20 か月間に対する合計 19 組の c_1 と c_2 を最適値の候補として仮検定できる。その際、20～43 か月の中で選択した期間のデータから仮検定に使用するデータをランダムに抽出（たとえば、30 か月分のデータの中から 2 か月分のデータをランダムに抽出）して重回帰分析を行い、得られた c_1 と c_2 の妥当性を検定期間の推定 IE の誤差（RMSE）によって評価する処理を反復することで仮検定の大域的最適化を強化した。な

*鹿児島大学農学部（Faculty of Agriculture, Kagoshima University）

**岡山大学環境生命自然科学学域（Graduate School of Environmental, Life, Natural Science and Technology, Okayama University）

***岐阜大学応用生物科学部（Faculty of Applied Biological Sciences, Gifu University）

****滋賀県立大学環境科学部（School of Environmental Science, The University of Shiga Prefecture）

*****サンスイコンサルタント(株)・秋田県立大学（Sansui Consultant Co., Ltd. and Akita Prefecture University）

キーワード：熱収支、大気安定度、池田湖、トンレサップ湖

お、仮検定データのランダム抽出の期間は 43 か月としたが、仮検定で得た複数の c_1 または c_2 はいずれも概ね一定であったため、それぞれ仮検定値の平均値を最終検定値とした。

3. 結果と考察

検定期間の初月を 1999 年 12 月とし、複数の検定期間で最適化された c_1 と c_2 およびそれらの検証のために算出した RMSE (検証期間: 43 か月) の関係を調べた (Fig. 1)。その結果、概ね 10 か月以内の比較的短い検定期間では、 c_1 と c_2 が検定期間に応じて変化し、RMSE も比較的大きかったため、池田湖を代表する c_1 と c_2 の決定およびバルク式の構築ができるとはいえない。検定期間が 10 か月を超えると、特に c_2 の変化は抑制され、RMSE も検定期間 43 か月の最小値 (16.5 W m^{-2}) に近似した。ここで、検定期間による c_1 と c_2 の変化は c_1 の方が大きい、別途行った感度解析によれば、 c_1 と c_2 が IE に及ぼす影響は、 c_2 が c_1 の 10 倍ほど大きい (Fig. 2)。したがって、両者の検定では、どちらかと言えば c_1 よりも c_2 の精度を重視した方がよい。この点を踏まえると、 c_2 の変化が比較的小さく、四季を網羅する 12 か月以上のデータを用いて検定するのが望ましい。より精度を求める場合は、 c_1 の変化も小さく、四季を 2 回網羅する 24 か月以上のデータを用いるとよい。

以上より、提案した自動最適化法で決定した c_1 と c_2 を、検定期間 24 か月で得られた $c_1 = -0.392 \times 10^{-3}$ 、 $c_2 = 1.84 \times 10^{-3}$ とし、これらと従来の $c_1 = -2.0 \times 10^{-3}$ 、 $c_2 = 1.2 \times 10^{-3}$ を採用した場合の推定 IE の RMSE を比較した。まず、従来値の検定期間 1999 年 12 月～2000 年 12 月では、本最適値と従来値による RMSE はそれぞれ 19.8 W m^{-2} と 23.9 W m^{-2} であった。一方、全 43 か月では、それぞれ 16.5 W m^{-2} と 21.1 W m^{-2} であった。この結果、いずれも本最適値による RMSE は小さく、従来よりも良好な c_1 と c_2 の検定により、より高精度のバルク式が構築できる可能性を確認した。

4. おわりに

提案のバルク式構築には、 c_1 と c_2 の検定のために IE のデータを要する。検討の結果、 IE 推定に及ぼす c_2 の影響が c_1 の 10 倍大きい特性より、少なくとも 12 か月のデータが必要であり、より確実なバルク式構築には 24 か月の検定期間を設けた方がよい。検定期間の初月が固定される本法では検定領域が限定されるため、今後、トンレサップ湖への適用結果も用いて手法を改良し、大域的検定によるバルク式構築法を確立したい。

参考文献 1) Momii and Ito (2008): *Journal of Hydrology* **361**, 362–370. 2) 伊藤ら (2021): 水文・水資源学会/日本水文科学会 2021 年度研究発表会要旨集, PP-A-34.

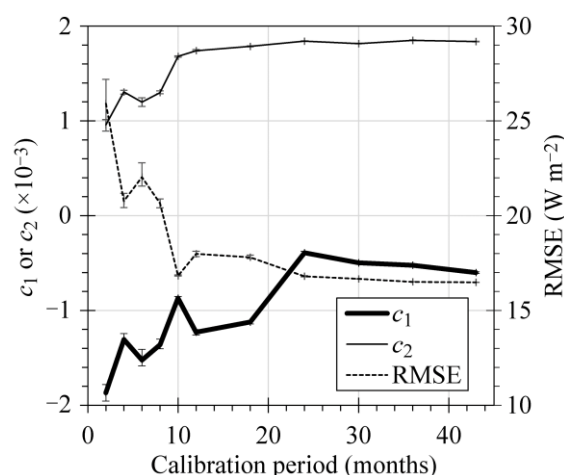


Fig. 1 検定した c_1 と c_2 および推定潜熱量 IE の RMSE
Calibrated c_1 and c_2 and RMSE of estimated latent heat IE

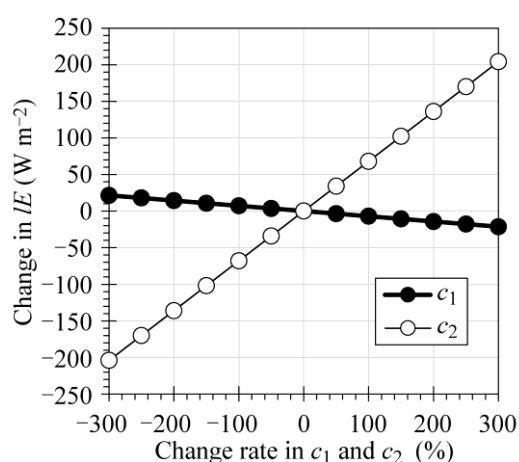


Fig. 2 c_1 または c_2 の変化に対する潜熱量 IE の感度
Sensitivities of latent heat IE to changes in c_1 or c_2

農業水利用を考慮した水循環モデルの性能評価 —GLUE による不確実性評価とタンクモデルとの比較—

Performance Evaluation of Hydrological Model Incorporating Agricultural Water Use: Uncertainty Analysis Using the GLUE Method and Comparison with a Tank Model

○三田村航季*

MITAMURA Koki

工藤 亮治*

KUDO Ryoji

近森 秀高*

CHIKAMORI Hidetaka

1.はじめに 農研機構が開発した農業水利用を考慮した水循環モデルは、水資源使用量の多い水田域の水利用に着目したモデル化ができることから、気候変動影響評価や水田灌漑が河川に与える分析などに使用されている。また、現在では用水計画策定への利用なども計画されている。ただし、このモデルは比較的新しく、性能評価などが十分に行われていない。本研究では、GLUE(一般化尤度不確実性推定)を用いて、農業水利用を考慮した水循環モデル(以下、NARO モデル)の不確実性を評価することで、モデル性能をタンクモデルと比較した。

2.解析資料 岡山県の苫田ダム流域、福岡県の松原ダム流域、大分県の下笠ダム流域を解析対象とした。解析対象期間は2010年から2022年である。解析資料には、各ダムの日流入量および、気象データとして日降水量、日最高・日最低・日平均気温、日照時間、日平均風速をグリッド化して用いた。また、落水線の作成には1 km グリッドの標高データを用いた。

3.解析手法 降水量は水収支がバランスするように、積雪を考慮して補正を行った(工藤ら、印刷中)。また、蒸発散量の推定には Makkink 式を用いた。GLUE に基づく評価(安達ら、2006)では、各モデルから算出された流出量の90%信頼区間に基づいて不確実性の評価を行った。本研究では、尤度関数を Nash 係数とし、現実的に取りうる範囲内でランダムに発生させた1000組のパラメータに基づき流出計算を行う。また、GLUEとは別に差分進化法を用いて、パラメータを同定した。パラメータ数はNAROモデルが8個(本研究の同定対象は6個)、タンクモデルが12個である。

4.解析結果 GLUEをタンクモデル、NAROモデルに適用した結果を図1に示す。点線は、90%信頼区間である。図より、信頼区間が広いのはタンクモデルであり、パラメータ数が多く流況の表現の幅が大きいことが分かる。一方、NAROモデルではパラメータ数が少ないことから、信頼区間が狭く流況の表現の幅が小さいことが分かる。特

*岡山大学環境生命自然科学研究科(Graduate School of Environmental, Life, Natural Science and Technology, Okayama University) キーワード: GLUE, 不確実性評価, モデル性能評価, タンクモデル, 農業水利用を考慮した水循環モデル

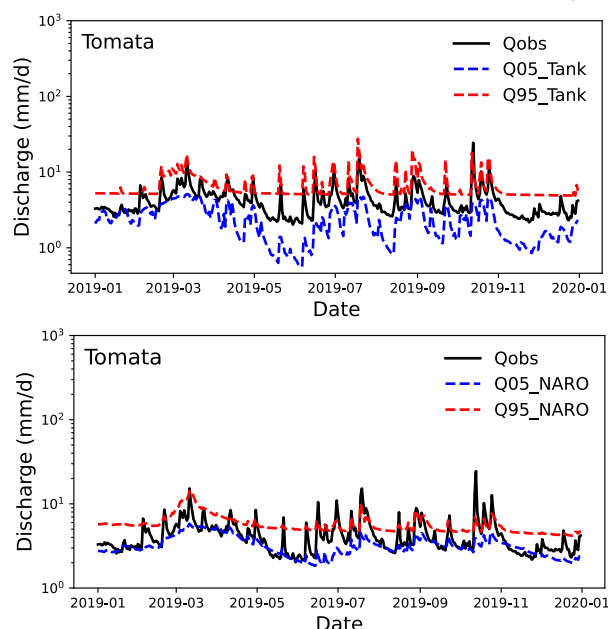


図1 GLUEによる予測流量の90%信頼区間
Fig1 90% confidence intervals of simulated discharge generated by GLUE

に, NARO モデルの信頼区間の下限は観測流量に近く, 観測流量が信頼区間から外れる期間がみられる. また, 夏季においては大きな出水の後に, 信頼区間上限, 下限ともに低減が遅い. このことから, NARO モデルでは低水時に流量が過大となること, ピーク時からの低減が遅い特性があることが分かる. 図 2 は, 1000 組のパラメータにおける Nash 係数の頻度分布である. タンクモデルでは, 分布の中心が 0.3~0.9 と比較的範囲が広く, 0.5 以上の割合が約 60 %を占め再現性が良いものが多い. 一方, NARO モデルでは, 分布の中心が 0.1~0.4 と狭く, 0.4 以下の割合が約 80 %を占め再現性が良いものが少なかった.

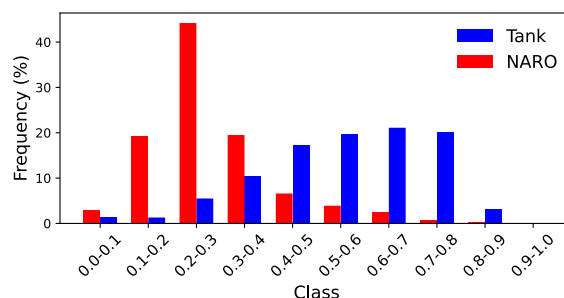


図 2 1000 組のパラメータセットによる Nash 係数の頻度分布
Fig2 Histogram of Nash-Sutcliffe efficiency by 1,000 parameter sets

ここで, 両モデルにおける流況の低減特性を比較するため, 同定したパラメータを用いて流出計算を行い, ある時点以降をすべて無効雨とする数値実験を行った(図 3). 図より, 両モデルとも, 流量が緩やかに低下する指数関数的な低減をしていることが分かる. ただし, タンクモデルでは不連続な低減となっている. これは, タンクが空になるたびに流出量が不連続に変化するためである. 一方で, NARO モデルは地下水移動量を一つの指数関数のみで表現しているため, タンクモデルのような不連続な流況の低減は発生しない. また, 観測流量と両モデルの最適化したパラメータによる計算流量をみると(図 4), 9 月中旬以降に観測流量においてピーク流量からの急激な低減がみられるように, 実際の流況でも不連続に流量が低下することが起こりうる. タンクモデルでは上段のタンクが空となることにより急激な流量の低下をある程度追従できるのに対し, NARO モデルでは緩やかな低下にとどまり, 追従ができていない. このような低水部の流況特性の違いが, 実流域における低水部の再現性の差につながると考えられる.

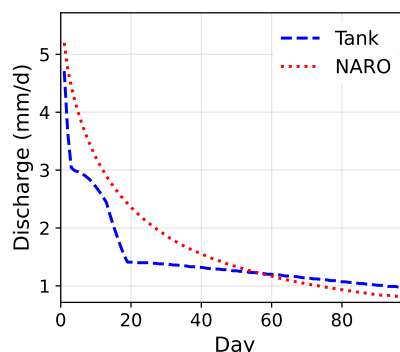


図 3 数値実験によるモデル流出量の低減特性の比較
Fig3 Comparison of recession curve of two runoff models based on numerical experiments

以上より, タンクモデルでは, 信頼区間の幅は大きくなるものの, パラメータを最適化すれば低水部においても良好な再現性を得ることができる. 一方, NARO モデルでは信頼区間の幅は小さく不確実性は小さいものの, パラメータが最適化できた場合でも低水時やピーク時からの低減の再現性に十分に注意する必要がある.

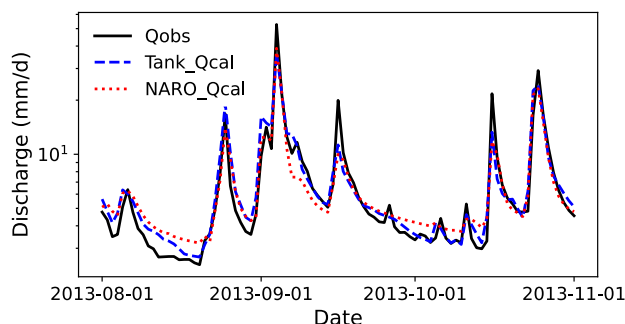


図 4 最適パラメータにおける計算流量
Fig4 Calculated discharges by optimal parameter set

参考文献

安達ら (2006), 応用水文 No.19, pp.71-78. 工藤ら (印刷中), 農業農村工学会論文集

プロセスベース作物生育モデルにおける地域特性組み込みに関する検討 A Study on the Incorporation of Regional Characteristics into Process-Based Crop Growth Models

○河野 海*

徳永 大典*

河田 博昭*

KONO Kai

TOKUNAGA Daisuke

KAWATA Hiroaki

1. はじめに

気候変動下で食料生産を安定させるには、作物生産への影響を定量的に把握し、地域条件に応じた適応策へつなげる枠組みが必要である。気候変動の作物生育に対する影響評価では、作物生育モデルにより収量変化を推定するアプローチが広く用いられている。これは、全国規模での傾向把握に有効であり、プロセスベース作物生育モデルにより温暖化環境への応答性と、地域実態に即した将来推計の両方を担保するために、地域特性をモデルへ組み込むためのデータ基盤整備と統合手法の確立が求められる。作物生育の地域差を理解するうえで、土壌条件は重要な規定要因の一つであるが、実際の圃場や地域単位の生育予測では、気象や管理条件に加え、土壌情報をどの空間単位で扱い、どのように結果を可視化するかが課題となる。

本研究では、作物生育モデル AquaCrop を使い、日別気象データと土壌情報を統合した地域特性データを整備するとともに、土壌データポリゴンに対応した入力生成手法を構築した。これにより、地域の栽培環境を反映した将来収量評価を可能にし、地域に即した生産戦略の検討高度化を目指す。

2. 方法

本研究では、プロセスベースの作物生育モデルに対して、気候変動要因に加え、地域特性を表す土壌情報を統合した入力データを整備し、対象地域の条件に即した作物収量予測を行うシステムを構築した。作物生育モデルには、FAO（国連食糧農業機関）が開発したプロセスベースモデルである AquaCrop [1] を採用した。気象データには、日本域の大規模アンサンブル気候データベース d4PDF [2] を用いた。

本研究では、20 km メッシュの日本域データセットから延べ 600 年分のデータを用い、各温度上昇条件に対応する日別の最高・最低気温、降水量、蒸発要求量 (ETo) から地域気象条件データを生成した。土壌データには、農研機構が提供する日本土壌インベントリー [3] の土壌図および土壌特性値マップを利用した。図 1 に、北海道旭川市における土壌分類とその分布を示す。対象地域における飽和透水係数と土壌水分量を土壌特性値として取得し、AquaCrop に入力するための土壌データを作成した。

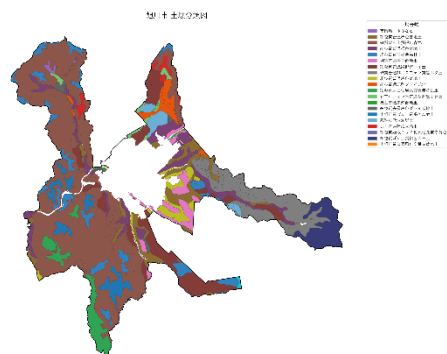


図 1：旭川市の土壌分布

NTT 株式会社 宇宙環境エネルギー研究所、NTT Space Environment and Energy Laboratories

気象環境、水環境、地球環境

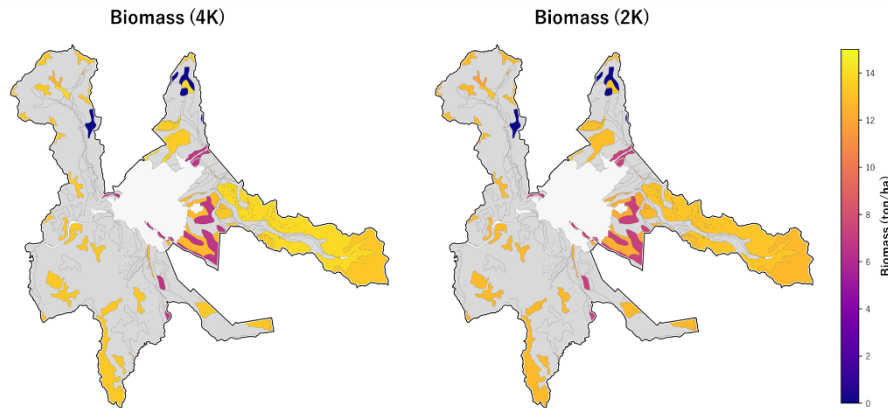


図 2：旭川市における biomass（ジャポニカ米）の計算結果とその分布。

3. 結果

旭川市を対象として、日本土壌インベントリから取得した土壌ポリゴンを土壌物理特性に基づく 10 分類へ整理した。これを作物生育予測結果と対応付けることで、土壌条件に応じた生育量・収量の空間分布を可視化（図 2 バイオマスのみ）した。土壌分類と作物生育予測の結合には、土壌物理特性 10 分類を共通指標として用いた。

得られた分布図では、Biomass、Dry yield、Fresh yield の各指標について、市域内で一様ではない空間差が確認された。すなわち、同一市内であっても、土壌分類の違いに応じて予測値の水準が異なることが示され、土壌条件が作物生育予測の空間的不均一性を規定する一因であることが示唆された。とくに、土壌分類ごとに平均化された予測値をポリゴンへ再配置することで、予測結果を単一の代表値としてではなく、面的な分布として把握できる点が明確となった。

4. まとめ

本研究では、日本土壌インベントリの土壌ポリゴンを基盤として、土壌物理特性 10 分類を介して作物生育予測結果を空間的に統合し、旭川市における Biomass、Dry yield、Fresh yield の分布を可視化し、土壌条件の違いに応じた作物生育予測の空間差を明瞭に表現できることが確認した。また、複数条件間の差分を同一の枠組みで地図化できたことから、気候シナリオ等の違いに対する土壌分類別の応答を比較する基盤としても有効であると考えられた。今後は、対象地域を拡大し、地域間比較および実測データとの照合を通じて、本手法の有用性をさらに検証する予定である。

参考文献

- [1] FAO (2024) AquaCrop, Version 7.2.
- [2] Ishii, M., & Mori, N. (2020). d4PDF: Large-ensemble and high-resolution climate simulations for global warming risk assessment. *Progress in Earth and Planetary Science*, 7(1), 58.
- [3] Mizuta, R., et al. (2017). Over 5,000 years of ensemble future climate simulations by 60-km global and 20-km regional atmospheric models.
- [4] 日本土壌インベントリー (<https://soil-inventory.dc.affrc.go.jp/>)

蒸発実験に基づく高温多湿条件下での酸素・水素安定同位体比変動の評価 Stable water isotope fractionation under hot and humid conditions based on column evaporation experiment

○吉岡 有美*

中村 公人**

中桐 貴生***

YOSHIOKA Yumi

NAKAMURA Kimihito

NAKAGIRI Takao

1. はじめに 水文トレーサーとして広く利用される水の酸素・水素安定同位体比は、蒸発過程において重い同位体が優先的に残留する動的同位体分別を受け、同位体比 ($\delta^{18}\text{O}$, $\delta^2\text{H}$) が上昇する。この作用を受けた水の両同位体比の回帰直線は蒸発線とよばれ、この作用を受けていない水の回帰直線と比較して傾きが小さくなることが知られている。しかし、日本の夏場のような高温多湿環境下での蒸発に伴う同位体比の変動や気象要素との関係性についての実証的な検討はまだ十分になされていない。本研究では、ガラス室・恒温室内のカラムを用いた水の蒸発実験を行い、これらについて検討した。

2. 実験方法 高さ 20 cm, 直径 20 cm の塩ビ製円筒カラムを 4 本使用し、各カラムに同位体比が異なる水を入れ、5~50 日間放置して蒸発させる実験を **Table 1** に示す 12 条件で行った。実験 1-7 はガラス室内で、実験 8-12 は恒温室内で実施し、恒温室内ではヒートレスファン気化式加湿機を用いて高湿度環境とした。実験 5-10 では水面上に人工的な風を発生させ、実験 8-10 ではエアコンで室温も管理した。10 分間隔で室温、水温、相対湿度を測定し、1~9 日間隔でカラム重量を測定するとともにカラム内の残留水を 1 mL 採取して同位体比 (δ_L) を分析した。ガラス室では室内水蒸気の採取による直接観測、恒温室では加湿機への投入水の同位体比と気温の関数である平衡分別係数を用いた推定式より大気水蒸気の同位体比 (δ_A) を求めた。

3. 結果と考察 各条件での実験結果 (**Table 1**) について、まず人工風の有無で比較すると、有風条件 (実験 5-10) では蒸発線の傾きは全て 5.3 以上と総じて大きいのに対し、無風条件 (実験 1-4, 11, 12) では最大でも 5.2 と比較的小さく、両者で明確な差が生じた。風による強制的な蒸発の有無が蒸発線の傾きに影響を及ぼすことがわかった。一方、投入水量および水

Table 1 Experimental conditions and results of the evaporation experiments

Exp.	Experimental condition	Initial water volume (L)	Air temp. *	Water Temp. *	RH*	h^*	h (flux weighted) *	Evap. rate (mm/d)	Slope of evaporation line for each column
1		5	32.8	30.0	0.63	0.73	0.77	2.1	3.7 - 4.5
2		3	38.9	33.7	0.49	0.64	0.64	2.5	3.8 - 4.3
3		1	34.9	31.5	0.53	0.67	0.61	1.9	4.2 - 4.8
4		1	35.0	31.1	0.54	0.68	0.69	1.7	4.5 - 4.6
5	Air-blowing	1	32.7	29.1	0.62	0.72	0.69	3.4	6.0 - 6.1
6	Air-blowing	1	29.1	26.0	0.59	0.72	0.69	4.2	5.7 - 6.0
7	Air-blowing	3	26.3	23.0	0.74	0.91	0.88	3.6	6.5 - 6.6
8	RH85, 25°C, Air-blowing	1	24.5	23.2	0.78	0.83	0.85	1.2	6.0 - 6.4
9	RH75, 25°C, Air-blowing	1	23.9	22.5	N/A	N/A	N/A	1.3	5.3 - 5.8
10	RH80, 25°C, Air-blowing	1	24.8	23.9	0.77	0.80	0.77	0.6	5.4 - 5.8
11		1	29.3	28.0	0.62	0.67	0.68	0.7	3.4 - 4.4
12		1	25.8	N/A	0.83	N/A	N/A	0.2	4.3 - 5.2

*7~18 時の平均値

*岐阜大学応用生物科学部 **京都大学農学研究科 ***大阪公立大学農学研究科

*Faculty of Applied Biological Sciences, Gifu University, **Graduate School of Agriculture, Kyoto University,

*** Graduate School of Agriculture, Osaka Metropolitan University

キーワード：動的同位体分別, 湿度, 気温, 人工風, カラム実験

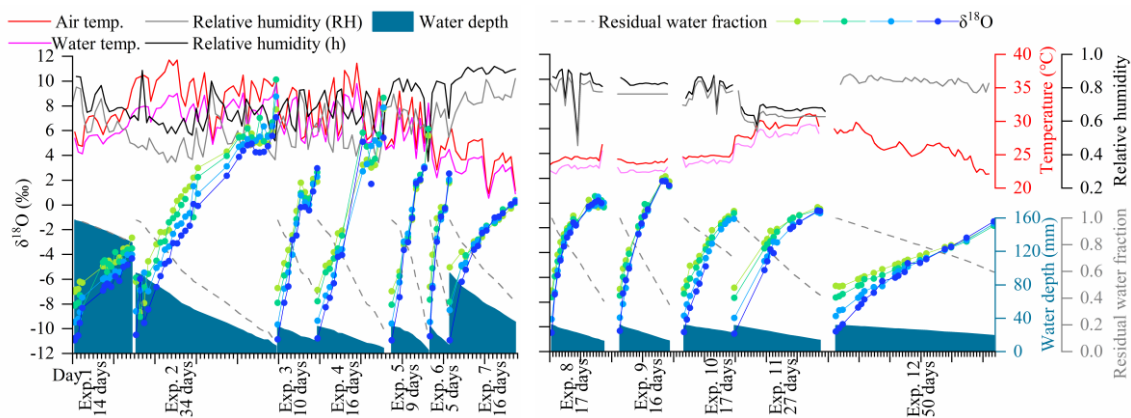


Fig.1 Daily fluctuations of air and water temperature, relative humidity, water depth, residual water fraction, and $\delta^{18}\text{O}$ of column water.

の初期値, 気温や湿度に起因する蒸発速度と傾きの大小関係には明確な傾向がみられなかった. **Fig.1** に残留水の $\delta^{18}\text{O}$, 室温, 水温, 相対湿度, 水深, 水の残存率の経時変化を示す. どの条件でも蒸発に伴い $\delta^{18}\text{O}$ は上昇傾向にあり, 蒸発開始時の $\delta^{18}\text{O}$ の差が徐々に小さくなった. ガラス室での複数条件区で, 水の残存率 0.3~0.2 のあたりで蒸発は進行しつつも同位体比が一旦低下し, その後再び上昇するという現象が確認された. **Fig.2** に実験 2, 5, 8, 11 における水の残存率 0.7 以下での $\delta^{18}\text{O}$ と $\delta^2\text{H}$ の推移を δ^* (4 ケース計算) と併せて示す. 式(1)の δ^* は水の残留率 $f_L \rightarrow 0$ での理論上の収束値である. 蒸発水蒸気の同位体比を推定する Craig-Gordon 式とレイリー式を組み合わせた式(2)は δ_L の推定に用いられる. $\delta^{18}\text{O}$ については実験 2, 5 では残存率 0.4~0.1 の範囲で $\delta_L > \delta^* (n=0.5)$ となった. 一方, 実験 8 についてはより高い残存率の段階から $\delta_L > \delta^*$ の関係がみとめられ, 同位体比の上昇の制限が生じていると考えられる. これらに対して, 蒸発速度が 1 mm/d 未満であった実験 11 では残存率 0.4 の時点でも $\delta_L < \delta^*$ の関係であった. ただし, $\delta^2\text{H}$ については実験 5 と実験 8 では $\delta_L < \delta^*$ となる場合でも δ_L の上昇がみられており, この要因として δ_A には平均値を用いたため, δ_A の変動による δ^* 変動を考慮できていない可能性がある. 以上の蒸発実験の結果より, 残存率 0.4 付近, あるいは高湿度条件ではより低い残存率の段階で同位体比上昇の制限が生じる可能性が示された.

4. おわりに これら結果を活用し, 田面水同位体比モデリングを実施する予定である.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 22K05886 の助成を受けた.

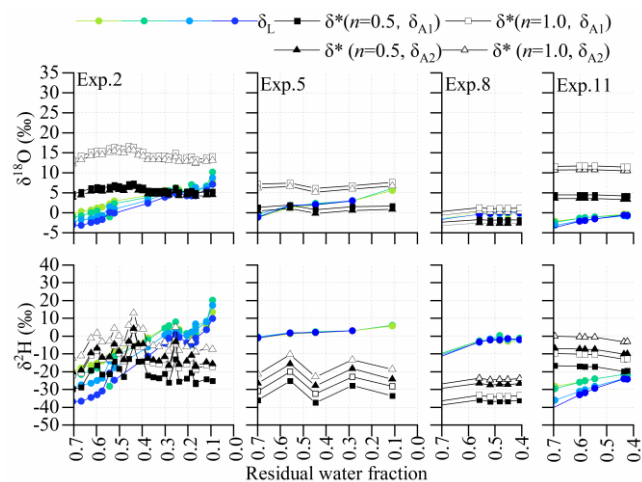


Fig.2 Changes in the relationship between δ_L of residual water in the columns and δ^*

n は水面上の乱流状態を表す変数であり, $n=1$ は分子拡散が卓越し, $n=0.5$ は分子拡散と乱流拡散が同程度生じる.

$\delta_{A1} = -15.8\text{‰}$ ($\delta^{18}\text{O}$), -124.8 ($\delta^2\text{H}$) (ガラス室実測値平均).

$\delta_{A2} = -16.7\text{‰}$ ($\delta^{18}\text{O}$), -116.2 ($\delta^2\text{H}$) (恒温室推定値平均).

h については, 実験開始から測定日までの蒸発フラックス加重平均値を用いた.

$$\delta^* = \frac{h\delta_A + \varepsilon_{eq} + \varepsilon_k}{h - 10^{-3}(\varepsilon_{eq} + \varepsilon_k)} (1), \quad \delta_L = (\delta_{L0} - \delta^*)f_L^m + \delta^* (2)$$

$$m = \frac{h - 10^{-3}(\varepsilon_{eq} + \varepsilon_k)}{1 - h + 10^{-3}\varepsilon_k} (3)$$

ここで, h は相対湿度 RH を水温で正規化した相対湿度, ε_{eq} は平衡分別係数, ε_k は動的分別係数, δ_{L0} 残留水の初期値, f_L 残存率である.