

乾田直播水稻の出芽揃期および出穂期予測モデルの開発

農研機構中日本農業研究センター
転換畑研究領域

澤田 寛子・大角 壮弘

はじめに

わが国の水田農業では、農業従事者数の減少と担い手生産者への農地集積によって急速に経営規模が拡大しており、生産効率の向上や作業分散が求められている。水稻移植栽培では、育苗と移植の作業が稲作業全体の約27%を占めている（農林水産省大臣官房統計部 2020）ため、これが不要となる直播栽培（水田に直接種を播く栽培方法）は生産コストと労働力の削減につながる有効な技術として期待されている。また、作業分散のためには作業ピークである播種・移植期さらに収穫期の分散が不可欠であるが、直播栽培を導入することで同一品種であっても直播と移植で分けることにより水稻の発育ステージをずらし、収穫期を分散することができる。

このように様々な栽培方法で複雑化する作業を効率的に管理するためには、移植栽培、直播栽培ともに精度の高い発育予測が重要となる。播種前に入水、代かきをする湛水直播栽培と異なり、乾田直播（乾直）は畑条件に播種するため作業速度が速く、初期の灌漑水が不要なため、作期分散により適応した栽培法である。ただし、乾直では代かきを行わないため水田に水が溜まりにくく、肥料や除草剤の効きが悪くなり、雑草害を受けやすいことが指摘されている（中嶋ら 1992；大谷ら 2013）。乾直の雑草防除には、入水前の乾田期における非選択性除草剤の散

布が重要であるが、水稻への葉害を防ぐため水稻出芽前に実施する必要がある。発育ステージにおける出芽期の予測は栽培管理上重要な情報となる。直播水稻の出芽予測については、生育に必要な下限温度以上の気温を積算する有効積算気温を用いる方法（吉田ら 2001；木村・石岡 2014）や初期に指数関数的挙動を示した後、ある一定の値に飽和するロジスティック式を用いる方法（宮川ら 1996）などが用いられているが、それら構造が異なる発育モデルの予測精度を比較した例はない。

また、適切な施肥や水管理の時期を知るために出穂期の予測も重要であるが、乾直栽培に対応した出穂期予測に関する報告は少ない。宇野ら（2019）は、水稻品種「石川 65 号」の栽培データを用いて、堀江・中川（1990）の出穂期予測モデル（以下、標準モデルとする）のパラメータを決定し、移植水稻および乾田 V 溝直播水稻の出穂期を予測している。予測の誤差を表す出穂期の予測値と実測値の 2 乗平均平方根誤差（RMSE）は 2.27 日と非常に予測精度が高かった。この予測精度の高さは、宇野らの手法は乾直も含めて出芽揃期を予測モデルの起点としているためと考えられる。従来水稻発育予測モデルは、移植栽培における出芽揃期（播種個体の約 80% が出芽）を起点とするモデルであるが、直播栽培では播種日を起点とするモデルが必要となる。しかし、乾直栽培では播種から出芽揃までの期間、乾燥や低温など環境条件の影響を受けやすいことが報

告されており（安本ら 2020）、乾直における播種から出芽までの過程をモデルに含めることで、乾直栽培の出穂期予測精度を向上できる可能性がある。

そこで本研究では、早晚性が異なる品種を対象に関東で行った乾直水稻の作期移動試験により収集した発育データをもとに、まず播種から出芽揃期までを予測するモデルを検討した。次に、出芽揃期予測モデルと標準モデルの組み合わせにより、出芽を考慮しないモデルと比較して、乾直水稻の出穂期予測精度を向上させることが可能か検討し、新たな乾直水稻の出穂期予測モデルを提案した。なお、本稿は澤田ら（2023）の内容を一部抜粋、改変して再編集したものである。

材料および方法

1. 発育データの収集と気象データ

本研究では、茨城県つくばみらい市にある農研機構谷和原水田圃場、茨城県龍ヶ崎市生産者圃場、千葉県横芝光町生産者圃場における 2014 年から



図-1 乾田直播水稻の出芽揃期頃の様子（茨城県つくばみらい市）

表-1 出芽揃期の予測に使用した DVR 式

式番号	DVR式	説明	文献
1	$DVR = \frac{T - T_b}{TU}$	有効積算気温	吉田ら (2001), 木村・石岡 (2014)
2	$DVR = \frac{1}{G_1} \times \frac{1}{1 + \exp\{-A_1(T - T_{h1})\}}$	ロジスティック式	宮川ら (1996)
3	$DVR = \frac{1 - \exp\{-A_1(T - T_{h1})\}}{G_1}$	飽和型関数	Horieら (1995)
4	$DVR = \frac{1}{G_1} \times \exp\left(\frac{1}{273.15 + T_s} - \frac{1}{273.15 + T} \times \frac{E}{8.31}\right)$	アレニウス式に基づく温度変換日数式	金野・杉原 (1986), 古畑・原 (2013)
5	$DVR = \frac{1}{G_1} \times \frac{2(T - T_b)^\alpha (T_o - T_b)^\alpha - (T - T_b)^{2\alpha}}{(T_o - T_b)^{2\alpha}}$	β 関数	Wang and Engel (1998)
6	$DVR = \frac{1}{G_1} \times \left[\left(\frac{T - 5}{T_o - 5} \right) \left(\frac{42 - T}{42 - T_o} \right)^{\frac{42 - T_o}{T_o - 5}} \right]^\beta$	パラメータを最少化した β 関数	Nakagawaら (2005)

いずれの式も DVR の計算値が負となる条件では、DVR=0 とした。

式1 TU: ある発育相が完了するまでの有効積算気温 (°C), T_b : 下限温度

式2, 3 A_1 : 温度に対する反応係数 (°C⁻¹), T_{h1} : DVR が最大値の 1/2 になるときの気温 (°C), G_1 : 対象とする発育相の最小日数 (日)

式4 T_s : 標準温度, E: 活性化エネルギー

式5, 6 T_b : 下限温度, T_o : 最適温度, T_c : 上限温度, α は $\alpha = \ln 2 / \ln[(T_c - T_b)/(T_o - T_b)]$ で表される。 β : 温度反応に関する係数

2020 年までの水稻の栽培試験結果から、早生品種「ふさこがね」、中生品種「コシヒカリ」、晩生品種「あきだわら」の乾直栽培の発育データを抽出して利用した。各品種の種子は乾籾を使用し、播種深度 2 ～ 3 cm として、手播きおよび不耕起播種機により播種した。各年次の播種日、出芽揃期 (図-1)、出穂期を発育モデルのパラメータ決定に利用した。出穂期予測モデルの精度評価に、新潟県農業総合研究所、富山県農林水産総合技術センター、石川県農林総合研究センター、千葉県農林総合研究センターから提供いただいた栽培試験の結果を利用した。

気象データは、谷和原水田圃場は気象観測装置の観測値を使用した。気象観測装置がない栽培地については、1 km×1 km のメッシュの農研機構メッシュ農業気象データ (大野ら 2016) に試験圃場の緯度・経度を入力して抽出した日平均気温を用いた。日長時間は日照時間とし、緯度と暦日から計算される赤緯と時角により算出した (長澤 1999)。

2. 出芽揃期予測モデル

出芽揃期の予測には、気象観測値から日々の発育速度 (DVR) を計算し、発育段階の量的な変化を推定する発育指数 (DVS) 法 (堀江・中川 1990) を用い、播種時の DVS を 0 として、播種日の翌日からの DVR の積算値が 1 に達する日を予測された出芽揃期とした。出芽揃期までの DVR はその日の日平均気温 (T) の関数と仮定して、表-1 の 6 つの式を比較した。各 DVR 式から推定した出芽揃期の推定値と実測値の残差二乗和が最小になるように、各 DVR 式のパラメータを Python (version 3.9.7) ライブラリの Differential Evolution (差分進化法) により決定した (Storn and Price 1997)。

3. 出穂期予測モデル

出穂期の予測には、出芽を考慮しないモデルをモデル A とし、播種日から出穂期を以下の標準モデル式のみで予測した。パラメータ決定に用いたデータは出芽揃期の実測値も記録されているため、モデル B として実測の

出芽揃期を起点とした出穂期も標準モデル式で予測した。予測出芽揃期で分割するモデルをモデル C とし、出芽揃期予測式の中で予測精度が高かった 2 つの式と標準モデル式とを組み合わせ出穂期を予測した (モデル C-2, C-4)。

標準モデル式

$$DVR = \frac{1}{G_2} \times \frac{1 - \exp\{B(L - L_c)\}}{1 + \exp\{-A_2(T - T_{h2})\}}$$

ここで、L は日長時間 (h), T は日平均気温 (°C), A_2 は温度に対する反応係数 (°C⁻¹), B は日長に対する反応係数 (h⁻¹), T_{h2} は DVR が最大値の 1/2 になるときの気温 (°C), L_c は限界日長 (h), G_2 は対象とする発育相の最小日数 (日) である。なお、 $L \geq L_c$ の場合には $DVR = 0$ とする。各モデルで推定した出穂期の推定値と実測値の残差二乗和が最小になるように、標準モデル式のパラメータを差分進化法により決定した。

表-2 播種から出芽前期を予測する DVR 式の予測精度

品種	データ数	式1			式2			式3		
		r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE
ふさこがね	21	0.761	4.36	3.81	0.780	4.17	3.62	0.739	4.48	3.76
コシヒカリ	20	0.780	4.37	3.70	0.807	4.09	3.55	0.725	5.32	4.15
あきだわら	22	0.741	4.32	3.68	0.744	4.30	3.68	0.599	5.73	4.32
品種	データ数	式4			式5			式6		
		r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE
ふさこがね	21	0.776	4.19	3.62	0.726	4.41	3.81	0.720	4.71	3.86
コシヒカリ	20	0.807	4.05	3.20	0.806	4.09	3.55	0.780	4.36	3.85
あきだわら	22	0.726	4.40	3.64	0.735	4.41	3.73	0.727	4.48	3.86

一つ抜き交差検証によって算出された出芽前の予測値と実測値間の相関係数 (r), 二乗平均平方根誤差 (RMSE), 平均絶対誤差 (MAE)。

品種ごとに最も高い r, 最も小さい RMSE と MAE を太字で示した。

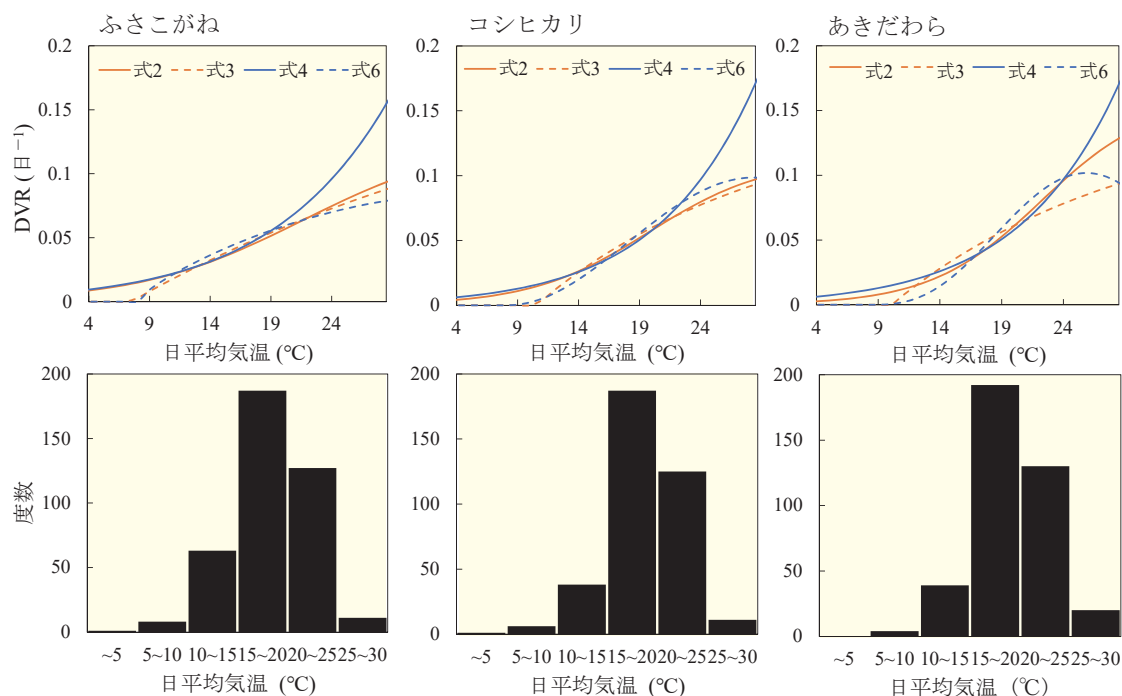


図-2 播種日から出芽前期における出芽前期予測式の気温-DVR 曲線と日平均気温の頻度分布

結果および考察

1. 出芽前期の予測

乾田直播の播種から出芽を予測する先行研究の多くは、有効積算温度法により予測が行われている (宮川ら 1996; 吉田ら 2001; 木村・石岡 2014; 牧ら 2016; 濱寄・根本 2020)。本研究では、単純な有効積算温度法である式 1 による予測よりも、ロジスティック式 2 を用いた場合にい

ずれの評価においても予測精度が高まった (表-2)。また、アレニウス式に基づく温度変換日数式 4 の予測精度も高かった。予測精度が高かった式 2, 4 と予測精度が低い式 3, 6 の気温に対する DVR の反応を比較してみたところ (図-2), 式 2 と 4 は日平均気温 10°C 以下の条件でも DVR は 0 にならず、一方、式 3, 6 は気温が 10°C を下回ると DVR が 0 になってしまうために予測精度が低くなったと考えられた (図-2)。種子発芽の第 1 段階である吸水は物理的吸水であり、温度に関わら

ず進む (高橋 1962)。また、第 2 段階である発芽準備期で水稻の浸種水温は 10~15°C が適するとされているが、5°C 5 日間の浸種であっても、品種によって発芽は遅れるものの催芽 (30°C) 3 日で発芽率 90% に達することが示されており (橋本 1985), 低温条件でも発芽プロセスは進むと考えられる。よって、乾田の播種から出芽前期を予測した本研究では、低温でも発育が進むロジスティック式を用いたモデルの予測精度が高くなったと考えられた。既報のいくつかは浸種粉・催芽粉を播

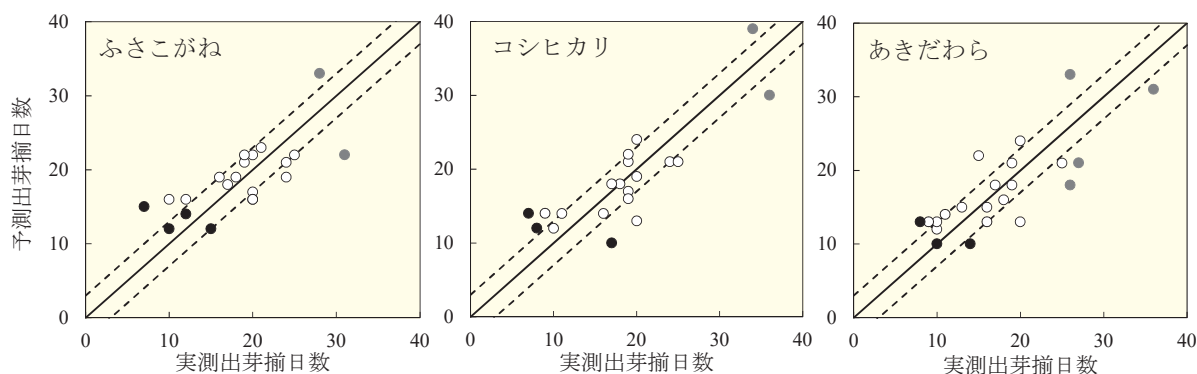


図-3 出芽揃期までの日数の実測値と式2を用いた予測値との比較
予測値は一つ抜き交差検証による検証結果を示す。実線は誤差0日、点線は実測±3日を示す。灰色の丸は
出芽揃まで26日以上かかったデータ、黒丸は6月中旬以降の極晩播のデータを示す。

表-3 パラメータ決定用データの交差検証による出穂期予測モデルの予測精度の比較

品種	データ数	モデルA			モデルB			モデルC-2			モデルC-4		
		r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE
ふさがね	21	0.947	4.58	3.81	0.968	3.59	2.52	0.945	4.34	3.52	0.946	4.36	3.48
コシヒカリ	20	0.981	3.02	2.30	0.985	2.66	2.20	0.981	2.72	2.10	0.978	2.88	2.20
あきだわら	22	0.962	4.22	3.23	0.973	3.52	3.05	0.972	3.56	2.59	0.972	3.61	2.59

一つ抜き交差検証によって算出された出穂期の予測値と実測値間の r と RMSE, MAE。

品種ごとに最も高い r 、最も小さい RMSE と MAE を太字で示した。

種する乾直栽培であり (宮川ら 1996; 木村・石岡 2014), 温度依存性が低い吸水過程をモデルに考慮する必要がないため, 有効積算温度法が選択されたのかもしれない。早生品種の「ふさがね」は気温が 10°C 以下のときの式2, 4における DVR が高い (図-2) ことから, 低温での出芽速度が他2品種とは異なる可能性も示唆された。

予測出芽揃期の RMSE は, 3品種共通して予測精度が高い式2において「ふさがね」で4.17日, 「コシヒカリ」で4.09日, 「あきだわら」で4.30日であった (表-2)。濱崎・根本 (2020) らは乾直水稻の出芽始について, 許容される予測誤差は RMSE が3日程度と述べている。出芽始と出芽揃期で予測した発育ステージが異なるため, 単純な比較はできないが, 本研究で用いたモデルによる出芽揃期の予測精度はやや不足していると考えられた。3品種ともに出芽揃期までの日数が26日以上要したデータ, さらに「コシヒカリ」と「あきだわら」では6月中旬以降の極端な遅播きになったデータへ

の当てはまりが悪く (図-3), データ点数の少ない低温または高温に対する DVR の予測精度が不十分であることや, 気温以外の土壤水分条件などが影響している可能性が考えられた。それらの極端な条件を除くと, RMSE は「ふさがね」で3.39日, 「コシヒカリ」で3.27日, 「あきだわら」で3.46日となり, 許容される範囲の誤差と考えられた。

2. 出穂期の予測

本研究で出芽揃期の予測精度が高かった2つの式による出芽揃期予測モデルと標準モデルを組み合わせることで, 乾直水稻の出穂期予測精度が向上するか検討した。まず, パラメータ作成に使用したデータを学習データと検証データに分割して行う交差検証では, 播種日から出芽を考慮せずに標準モデルのみによって出穂期を予測した場合 (モデルA) と比較し, 実測出芽揃期から (モデルB) の出穂期の予測精度は3品種とも大きく向上した (表-3)。また, 出芽揃期予測モデルと組

合せて予測出芽揃期から出穂期を予測するモデルCによっても誤差が小さくなり, 予測精度が向上した (表-3)。福井県の例では, 湛水直播栽培の「ハナエチゼン」および「キヌヒカリ」において, 深播きの場合等には播種期を起点とする DVR の推定式より苗立ち期を起点とした推定の方が, 幼穂形成期, 出穂期の推定誤差が小さいことが報告されている (酒井ら 2000)。乾籾を用いた乾直において出芽・苗立ち過程を考慮した出穂期予測モデルの報告はないが, 表-3で示されたように出芽揃期を起点にした出穂期の予測精度は, 播種日を起点としたものより大きく向上したことから, 直播栽培における出穂期予測精度の向上には, 出芽・苗立ち過程をモデルに組み込むことが重要であると示唆された。

次に, パラメータ作成に利用していない評価用データを用いてモデルの予測精度評価を行った結果, 出芽を考慮しないモデルAと比較し, 予測出芽揃期で分割したモデルC-2では, 「コシヒカリ」と「ふさがね」は予測誤

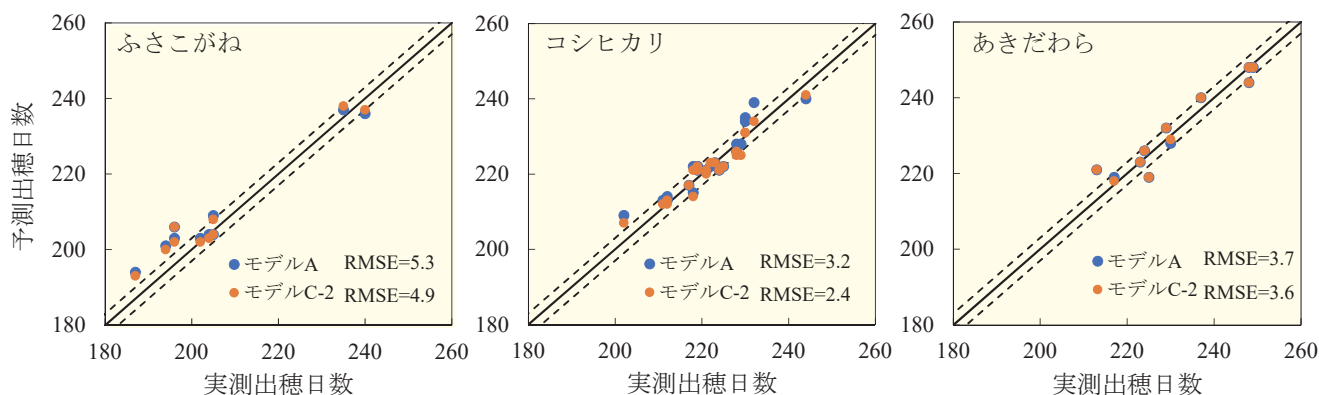


図-4 出穂期の実測値と出穂期予測モデル A およびモデル C-2 を用いた予測値との比較
パラメータ決定に用いていない検証用データに対する予測。実線は誤差 0 日、点線は実測 ± 3 日を示す。

差 RMSE が大きく改善し、「あきだわら」においてもやや RMSE が小さくなった (図-4)。「あきだわら」において、予測出芽揃期で分割したモデルで予測精度があまり向上しなかった理由として、学習データの不足や偏りなどにより出芽揃期予測モデルの精度が不十分であることが考えられた。

表-3 で示したように 3 品種すべてにおいて実測の出芽揃期を用いた出穂期予測モデル B が、予測出芽揃期で分割するモデル C よりも出穂期の予測精度が高いことから、乾田直播栽培においてより精度が高いモデルを作成するには、出芽揃期の予測精度の向上が重要であることが示唆された。古畑・原 (2014) は、日平均気温ではなく、最高気温と最低気温を組み入れたアレニウス式により低温条件の出芽率の推移をより精度よく推定可能なことを報告している。また、本研究では、乾籾の吸水過程を気温のみで説明したが、今後は土壌水分等の吸水に関わる要因をモデルに組み込むことや、最高最低気温を考慮することにより、出芽揃期の予測精度向上が可能かどうか検討する必要があるだろう。

おわりに

以上のように、乾直播籾の出芽揃期の予測モデルおよび出芽過程を考

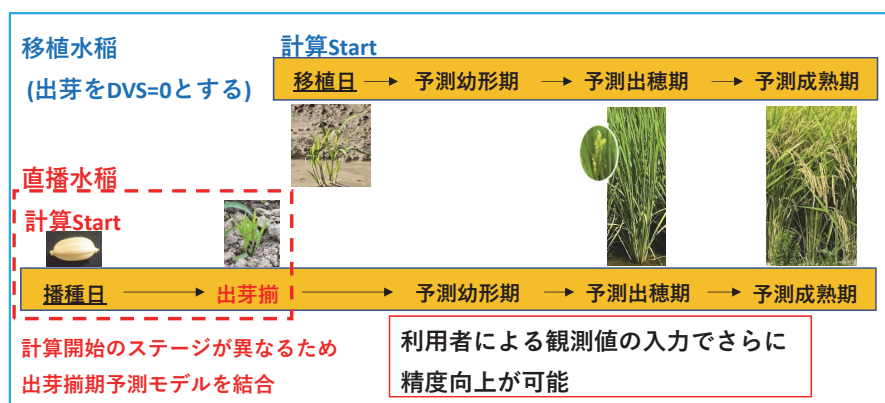


図-5 直播水稻発育予測 API の概要

慮した出穂期予測モデルを開発した。出芽揃期の予測においては低温でも発育が進むロジスティック式の予測精度が高かった。出穂期の予測においては播種日から出芽揃期を予測し、予測出芽揃期から出穂期を予測するモデルにおいて、播種から出穂期を直接予測するモデルよりも予測精度が高いことが示された。ただし、出芽揃期実測値からの出穂期予測精度が最も高かったことから、乾直播栽培の出穂期の予測精度をより高めるためには、出芽揃期予測精度の向上が重要であることが示唆された。

本研究で開発したモデルは「NARO 栽培管理支援 API16 水稻 直播発育予測」として、農業データ連携基盤 WAGRI を通じて提供されており、地点情報 (緯度・経度)、モデルのタイプや品種、播種日を入力することで、

出芽揃期や幼穂形成期、出穂日、成熟日の予測値を出力する機能を備えている (図-5)。さらに、出芽揃期、幼穂形成期、出穂期のいずれかの観測値の入力があれば、その後の予測値を補正する機能も備えている。現在はまだ品種数が限られているが、今後さらに栽培データを蓄積し、対応品種を順次拡大していく予定である。

謝辞：

新潟県農業総合研究所、富山県農林水産総合技術センター、石川県農林総合研究センター、千葉県農林総合研究センターの皆様には栽培データの提供をご快諾いただいた。現地圃場調査においては、有限会社横田農場、農事組合法人アグリさきもとの 2 法人にご協力いただいた。また本研究の遂行にあたって、農研機構中日本農業研究

センターの安本知子氏・小島誠氏，農研機構 農業情報研究センターの中川博視氏には，共同研究者として多大なご協力をいただいた。出穂期予測モデルの作成には，「PyCroParasol (農研機構職務作成プログラム 機構-X15)」のソースコードの一部を使用した。ここに記して心より御礼申し上げます。

引用文献

- 古畑昌巳・原嘉隆 2013. アレニウス式とアメダス気象データを利用した北陸地方における湛水直播栽培の播種早限の推定. 日本作物学会紀事 82, 402-406.
- 古畑昌巳・原嘉隆 2014. 平均気温と気温日較差が寒冷地における湛水直播水稻の出芽・苗立ちに及ぼす影響. 日本作物学会紀事 83, 203-209.
- 濱崎孝弘・根本学 2020. 北海道の乾田直播水稻の雑草防除時期判断支援を目的とした水稻出芽始予測法. 生物と気象 20, 49-54.
- 橋本良一 1985. 水稻における水温および浸種日数と発芽率との関係. 北陸作物学会報 20, 11-12.
- 堀江武・中川博視 1990. イネの発育過程のモデル化と予測に関する研究 第1報 モデルの基本構造とパラメータの推定法および出穂予測への適用. 日本作物学会紀事 59, 687-695.
- Horie, T., Nakagawa, H., Centeno, H.G.S. and Kropff, M.J. 1995. The rice crop simulation model SIMRIW and its testing. In: Matthews, R.B., Kropff, M.J., Bachelet, D. and van Laar, H.H. eds., Modeling the Impact of Climate Change. International Rice Research Institute, Los Baños, Philippines, 51-66.
- 金野隆光・杉原進 1986. 土壌生物活性への温度影響の指標化と土壌有機物分解への応用. 農業環境技術研究所報告 1, 51-68.
- 木村利行・石岡将樹 2014. 水稻乾田直播栽培における「つがるロマン」, 「まっしぐら」の生育予測. 東北農業研究 67, 3-4.
- 牧夏海ら 2016. 水稻-麦類二毛作体系における水稻の麦間直播技術の実態と技術展開について. 中央農業総合研究センター研究報告 25, 17-28.
- 宮川英雄ら 1996. 水稻の折衷直播における播種期から出穂期までの発育と気温の関係. 秋田県農業試験場研究時報 35, 27-34.
- 長澤工 1999. 日の出・日の入りの計算. 地人書館, 東京, 1-160.
- Nakagawa, H., Yamagishi, J., Miyamoto, N., Motoyama, M., Yano, M. and Nemoto, K. 2005. Flowering response of rice to photoperiod and temperature: a QTL analysis using a phenological model. Theor. Appl. Genet. 110, 778-786.
- 中嶋泰則ら 1992. 水稻の不耕起乾田直播栽培に関する研究 出芽率及び初期生育の促進法. 愛知農総試研報 24, 11-18.
- 農林水産省大臣官房統計部 2020. https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00500201&tstat=000001013460&cycle=7&year=20200&month=0&tclass1=000001013651&tclass2=000001019774&tclass3=000001164327&stat_infid=000032186328&tclass4val=0 (2022/10/20 閲覧).
- 大野宏之ら 2016. 実況値と数値予報, 平年値を組み合わせたメッシュ気温・降水量データの作成. 生物と気象 16, 71-79.
- 大谷隆二ら 2013. 大区画圃場におけるブラウ耕乾田直播を核とした2年3作水田輪作体系. 農業機械学会誌 75, 220-224.
- 酒井 究ら 2000. DVR 式による福井県の湛水直播水稻の幼穂形成期および出穂期の予測. 福井県農業試験場普及に移す技術 http://www.agri-net.pref.fukui.jp/shiken/hukyu/data/h12/_fukyu1104.pdf (2022/10/20 閲覧).
- 澤田寛子ら 2023. 乾田直播水稻の出芽揃期の予測法および出芽過程を考慮した出穂期予測モデルの開発. 日本作物学会紀事 92, 321-330.
- Storn, R. and Price, K. 1997. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. J. Global Optim. 11, 341-359.
- 高橋成人 1962. 稲種子の発芽に関する生理遺伝学的研究. 東北大学農学研究報告 14, 1-87.
- 宇野史生ら 2019. 発育予測モデルによる水稻品種「石川 65 号」の出穂期推定. 北陸作物学会報 54, 38-40.
- Wang, E. and Engel, T. 1998. Simulation of phenological development of wheat crops. Agric. Syst. 58, 1-24.
- 安本知子ら 2020. 作期移動をした乾田直播水稻の出穂期予測. 日本作物学会紀事 89, 285-298.
- 吉田朋史ら 2001. 水稻の生育予測診断技術 (第4報) 有効積算気温に基づく不耕起乾田直播水稻の出芽期予測. 愛知県農業総合試験場研究報告 33, 41-48.