



作物生長モデルの高精度化に向けた根群域モデルの役割と課題

辰己賢一¹

作物生長モデルは、時々刻々と変化・変動する気象・土壌環境下における作物の生長や動態をコンピュータ上でダイナミックに表現するものである。これまでに提案されてきた各種作物モデルは、個葉レベルに始まり、圃場から全球まで多様な時空間スケールを対象とし、作物生長に影響を与えたであろう各種要因の定量的な分析やさまざまなシナリオを想定した生育への影響、気候変動下における作物の生産性の再現・予測などに活用されてきた。

作物生長モデルはそのアプローチ手法によって大きく統計学的モデル、プロセス型モデルに分けられ、現在ではこれに深層学習・機械学習をベースとしたモデルが台頭を始めた。統計学的モデルは、作物の生長・収量と気象・土壌環境との関係を説明する線形・非線形回帰、ベイズ回帰などの回帰式を構築するものである。これらの統計モデルは、結果に影響を与える変数を説明するために有効に働き、入力・出力データの特徴を見出すことを主目的としているため、収量の再現やその解釈に一定の範囲内において役立つものとなる。一方で、統計式の構築に使用した説明変数の範囲外（例えば、極端な気象の発生や想定していない経済事象の発生）の事象の再現はできない。すなわち、回帰式を構成する係数値は、回帰式構築の際に用いられたデータの範囲内のみにおいて有効であり、また、データを取得した圃場、栽培方法、対象品種、農事歴が異なれば、もはやその回帰式の有効性は著しく低下するため、統計学的モデルは作物の生長を再現・予測する上において汎用的ではないと言える。近年では、これらの欠点を克服するために、作物のよりミクロな情報まで考慮した生理・生態学的な特徴を内包し、かつ不確実性を考慮できる回帰式の提案がなされている。しかしながら、時々刻々と変化・変動する作物の生長過程を再現・予測し、その生長要因を定量的に分析でき、農作業管理の意思決定において重要となる各種情報（明日必要な灌水量はどのくらいであろうか？この1週間で熱ストレスは発生しないかどうか？など）を高い精度で得ることは困難である。以上、農学分野においてと

りわけ重要な目的である播種・施肥・灌水・防除・収穫するときの複雑な農作業判断を篤農家の経験値・暗黙知から統計モデルに委ねることはモデルの性格上限界がある。同様に深層学習・機械学習技術に基づく作物生長モデルの構築には、学習に大量のデータが必要なこと、導き出された解の根拠がわからない、つまりプロセスがブラックボックスであること、農業・農作業の複雑さを陽に解決できないことなどが理由となり、その有用性は限定的であると言える。

以上の実圃場における統計的モデリングの応用可能性・汎用性の限界を乗り越えるためには、気象学・土壌学・生理・生態学の知見に基づく、作物生長のプロセスを考慮できるモデル構築およびその技術精度のさらなる向上が求められる。このとき、対象とする時空間スケールによって着目すべき物理量は異なってくる。例えば、全球スケールの作物生長モデルでは、作物層や大気層を鉛直方向に解像することは計算コストが膨大となる一方で、それ以上に作物生長動態の再現・予測に資する情報が得られるかは慎重に精査する必要がある。また、作物個体の一枚一枚の葉に着目した形状や傾斜、個葉の光合成、蒸散、同化能力に対する複雑な生理・生態学的モデリングを考慮することもその必要性は高くない。つまり、広域スケールにおいては、グリッド間の水平方向の土壤水分や栄養分など各種フラックスの移動プロセスの実装は優先順位が高くはなく、気象（気温、湿度、降水量、日射）、土壌（土壌の物理性・化学性、水分量）、灌漑、施肥、農事暦のグリッドベースの情報と経験的なパラメータおよび気象・土壌の経過から作物の生長を定量的に説明・予測するモデルが望まれる。これらの広域モデルは主として気候変動下での作物生産性の予測などに用いられる。一方、より小さな時空間スケール（～群落）では、作物を鉛直方向に各層に分割し、各層ごとの作物個体群の微気象や気孔応答に伴う光合成、蒸散反応などの生理反応、葉面積指数（LAI）、葉と周辺空気間の水蒸気・二酸化炭素の交換量、各層間におけるこれらの輸送量が計算可能なモデルが理想的であり、様々な気象や土壌条件と作物生長との関係性を論理的かつ定量的な解釈を可能にする。動的な外部環境に対する作物の生長動態を再現・予測することが可能になり、圃場特性に依存しない汎用的なモデル技術が確立できれば、作物の生育に関わる

¹ 東京農工大学大学院農学研究院, 〒183-0054 東京都府中市幸町 3-5-8. 2022年3月1日受稿 2022年4月1日受理

膨大な生育データの取得作業を省略することができ、農作業の最適化に資する情報の出力が可能となる。

さて、ここで話をモデル研究とは対角に位置する実験的研究に移す。作物の環境応答を解明する研究手法の一つとして、光や水、土壌、施肥などを制御した環境下で作物や植物の栽培をポットや実圃場栽培し、作物がどのように成長するかを観察・記録することで生育状況を把握し、高収量・高品質に資する情報の同定、収量やその構成要素に及ぼす影響を分析するといった作物学的研究が長く実施されてきた。これらの栽培実験のみに基づいて得られる理論的あるいは実証的な研究は、作物生長と環境応答・環境ストレスの関係を陽にし、得られた情報を実際の農作業現場へのフィードバックさせることに貢献してきた。さらに、近年では、作物の遺伝子資源に着目し、遺伝学や遺伝子工学、育種学などの技術をベースにして、作物の品種改良に貢献しようとする植物・作物遺伝学、植物分子生物学の見地から植物分子の機能と制御を解き明かす研究が盛んに実施されている。これらの実験的研究は、作物の生理的・遺伝的な領域に詳細に入り込むことに大きく貢献してきたが、少なくとも現時点において膨大な生育調査実験で得られた結果を実圃場に適用し、気象や土壌の条件下での生長量の再現・予測を高い精度で実施することは、圃場内の生育状況のばらつき、精緻な気象値や土壌値を得ることが困難なことから、大きな不確実性が伴うため極めて困難であるといえる。また、閉鎖空間やオープンフィールドでの調査を問わず、多様な地点において得られる生育情報を汎用的に活用することは簡単ではない。このように、室内・野外圃場において実施される生育調査に基づく実験的研究は、気象・土壌環境と作物の生育応答を明らかにしようとするものであり、より環境ストレスに強い作物の開発や作物固有の環境特性を明示的に示すことについて大変有用な手段であるが、一方で、これらの研究の主眼の多くは、作物モデルの開発を目的としたものではないため、作物生長モデルの高度化に資する研究の発展にこれまで大きく結びついてこなかったと言っても過言ではない。

上記のモデル開発に関わる背景および経緯を踏まえ、地上部と地下部それぞれにおいて、作物生長モデルの高度化、そして作物の生長を再現・予測するために必要な課題を考えてみる。地上部においては、主に気象環境、病虫害の発生が個体あるいは個体群落レベルでの作物の生長そして物質生産に重要な役割を果たす。特に作物生長プロセスが気象との関係においてどのような役割を果たしているかを明らかにすることは歴史的にも一貫して重要な課題である。葉齢や生育ステージの異なる様々な個葉の気孔応答を含む光合成能力と気温・葉温、飽差、光環境、葉素濃度との関係はガス交換測定法などによってこれまで膨大な知見が得られているが、これらの測定データは必ずしも容易に作物モデラーが利用できる状況にはない。このため、作物群落の光合成量や同化産物生産を再現・予測するための汎用モデルの開発は未だ道半

ばと言える。地上部に着目したモデルの高精度化に向けた課題は次のようである。時々刻々と変動する非定常な光環境下や気象の前歴情報が光合成能力に及ぼす影響の定量化は引き続き十分な実験的データの取得と知見の積み上げが必要である。次に群落の構造と光合成の関係性である。個葉や群落の葉面傾斜角は群落内の光環境に大きく影響し、結果として群落構造が群落内の気温、葉温、湿度、二酸化炭素濃度などの微気象にも影響する。影響を受けた微気象の変化が葉の光合成や蒸散活動に影響するため、群落の構造と気象環境、そして光合成、蒸散、呼吸は複雑に影響し合う。このため、モデルの高精度化には、群落構造の高度な表現、または簡易的であるが群落の構造と気象条件を精度良く説明できるモデルの構築とそれに必要な実測データの収集が重要な役割を果たす。次に LAI の推定である。個体あるいは個体群の葉面積は、作物の乾物重や収穫係数に大きく影響する。これまで多数の LAI 推定モデルが提案されてきたが、先に示した群落構造や気象環境との複合的な影響を生理・生態学的に説明することができるモデルの提案は群落光合成量の簡易的な推定にとどまらず、極端な気象環境を含む条件下での応用が可能となり、またどのような外部環境下でどのように葉重や葉面積が時系列的に生長するのかについて定量的かつ論理的に理解することに資するものとなる。したがって、作物学分野を基盤として研究されてきた LAI の推定を作物生長モデルの高精度化の一つのモジュールとして有機的にオンラインで結合させることは重要な課題である。次に作物の光合成産物の各器官への分配プロセスのモデル化である。葉の光合成によって得られる炭素の一部は葉の生長や維持のために利用され、その多くは生長中の組織や子実の拡大に使われる。従って、収穫係数の高精度な推定のためには、環境条件が光合成産物の分配パターンに及ぼす影響をモデル化する必要がある。つまり、光合成によって得られる同化産物が作物の生長と経済的な収量に結びつく分配プロセスの一連の流れを把握することが求められる。そのためには、時系列的な気象や土壌環境の変化に伴う同化産物の動態やそのパターンを作物の生長と関連づけて実験的あるいは理論的に研究することが望まれる。

地下部つまり根群域における研究課題を考察する。作物生長モデルの開発はこれまで微気象を含む気象と作物の生長動態をダイナミックに表現することを目的として主として実施されてきた。これは土壌の物理的・化学的特性、微生物群動態の測定が気象測定より容易ではないこと、作物生育への影響は主に土壌中への窒素投入量を基本とする簡易的なモデルで考慮されてきたこと、土壌水分や施肥は作物の生育ストレスとはならないように管理されている前提でモデル化されてきたことなどに起因する。土壌中の窒素レベルは個葉の光合成能力や葉面積拡大に大きく影響することから作物の生長に大きな影響を及ぼす。また、時空間スケールによらず、土壌水分は気孔の開閉に大きく影響し、土壌の水分動態・窒素の挙

動は土壌中のストレス環境における作物生長を精度良くシミュレートするためには把握しておかなければいけない情報である。地下部、作物体内、そして大気的水分・窒素動態、つまり土壌—作物—大気の相互作用が検討できるモデルが作物生長モデルのゴールであると考えられる。土壌有機物は土壌の健全性・保水力・栄養供給力・土壌構造・流出・侵食の要因となる。また、作物への窒素供給には根群域の無機態窒素（アンモニア態窒素、硝酸態窒素）が重要であり、無機化は微生物学的プロセスでモデル化される。さらに、作物の根長密度や単位根長あたりの窒素の吸収プロセスと、土壌水分の利用可能性は実圃場での作物の栽培においてモデル内に必要不可欠なモジュールである。窒素プロセスでは、初期条件、初期残留物、施肥量、土壌中の窒素動態変化、窒素の移動・溶出、無機化・固定化、硝化・脱窒、アンモニア揮散、作物からの取り込みが窒素バランスモデルのプロセスとして考慮される必要がある。この時、土壌の鉛直方向への仮比重、有機炭素、土性、全窒素、C/N比、pHなどの土壌プロファイルが土壌・根群域プロセスの入力条件として最低限要求される。以上のことから、作物生長モデルの応用可能性を考えた際、土壌水分や施肥量が根群域の窒素・水分動態に与える諸過程と作物生長への影響を包括的に考察できる統合モデルの開発、持続可能な農業を実現する上で必要なさまざまな農作業意思決定を支援する情報の出力が可能なモデルの構築が達成すべき最も高い位置に置かれるべき目標である。

以上、作物生長モデルの役割と現時点での限界、時空間スケールごとに考慮すべき物理学的特性、実験的研究とモデルとの融合に向けた課題、地上部および地下部それぞれにおける作物モデルの高精度化に向けた課題を網羅的に述べてきた。最後に根群域モデルの課題を列挙すると、1) 水分や窒素に関するストレスがないとした場

合、圃場や地域内の土壌肥沃度の違いをどのようにモデル内で表現するか、2) より正確な作物の生長動態の予測に必要な土壌の入力変数およびパラメータは何であるか、3) 鉛直方向を含め土壌の入力情報はどの程度精緻である必要があるのか、4) 極端な気象環境や劣悪土壌を含め、土壌—大気—作物の相互作用をシミュレートする上での考慮すべき要因は何であるか、5) モデルの予測値に影響を与える不確実性の定量的な把握、である。これらの課題を一つ一つ丁寧に解決できれば、作物の個体から群落そして大陸規模において、光合成、蒸散、同化産物の分配と気象や土壌環境との複雑な関係を力学的、経験的、論理的に説明することができるモデルの実現が可能となる。

引用文献

- Franke, A., Müller, C., Elliott, J. et al. (2020): The GGCM Phase 2 experiment: global gridded crop model simulations under uniform changes in CO₂, temperature, water, and nitrogen levels (protocol version 1.0). *Geosci. Model Dev.*, 13: 2315–2336, doi:10.5194/gmd-13-2315-2020.
- Lischeid, G., Webber, H., Sommer, M. et al. (2022): Machine learning in crop yield modelling: A powerful tool, but no surrogate for science. *Agric. For. Meteorol.*, 312, doi:10.1016/j.agrformet.2021.108698.
- Müller, C., Elliott, J., Kelly, D. et al. (2019): The global gridded crop model intercomparison phase 1 simulation dataset. *Sci Data*, 6: 50, doi:10.1038/s41597-019-0023-8.
- Shahhosseini, M., Hu, G., Huber, I. et al. (2021): Coupling machine learning and crop modeling improves crop yield prediction in the US Corn Belt. *Sci. Rep.*, 11: 1606, doi:10.1038/s41598-020-80820-1.