

主茎伸長モデルと植被率を考慮した土壌調整植生 指数を活用した面的なダイズ倒伏予測

今野智寛¹⁾²⁾・本間香貴²⁾

Prediction of Areal Soybean Lodging Using a Main Stem Elongation Model and a Soil-Adjusted Vegetation Index That Accounts for the Ratio of Vegetation Cover

Tomohiro KONNO and Koki HOMMA

抄 録

ダイズでは、強風や降雨によって倒伏が発生し、収量や品質が低下することがある。倒伏に対する技術的対策としては、過剰な生育が予想されるときに主茎を剪定する「摘芯」がある。しかし、倒伏リスクが低いときに摘芯を行うと、減収する危険性がある。従って、摘芯は将来の倒伏リスクを判断した上で行うことが重要である。成熟期 (R8) における倒伏角度は、第6葉期 (V6) から開花期 (R1) までの主茎伸長量と子実肥大期 (R6) の主茎長を説明変数とする重回帰モデルで説明することができる。本研究では、UAV リモートセンシングを用いた主茎長推定と主茎伸長モデルを組み合わせることにより、面的な倒伏予測法を開発することを目的とした。出芽から R1 までの主茎伸長モデルは、気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ の積算値を説明変数とするロジスティック回帰式とした。R1 から主茎長のピークまでの主茎伸長モデルは、R1 の主茎長を説明変数とする線形回帰式とした。これら 2 つの回帰式を合成したモデルを出芽から R8 までの主茎伸長モデルとした。主茎伸長モデルの予測精度を検証用データで検証したところ、平均の RMSE は 5.3 であった。UAV リモートセンシングによる面的な主茎長推定については、植被率を考慮した土壌調整植生指数 (SAVI_{vc}) を提案した。SAVI_{vc} はこれまでに報告されている植生指数よりも主茎長の推定精度が高かった ($R^2=0.78$, $p<0.001$)。主茎伸長モデルと SAVI_{vc} を組み合わせて推定した主茎長を倒伏角度の重回帰モデルに代入し、面的な倒伏予測法の予測精度を検証した。その結果、RMSE=8.8 の精度で倒伏角度を予測することができた。これらの結果は、倒伏発生は風の影響を受ける可能性が高いものの摘芯前に倒伏リスクを面的に予測できることを示唆している。

キーワード : 倒伏、主茎伸長モデル、植被率、土壌調整植生指数、ダイズ

Keywords: lodging, main stem elongation model, ratio of vegetation cover, soil-adjusted vegetation index, soybean

緒言

ダイズの倒伏は気象の影響を受けて発生する障害のひとつである。ダイズが過剰に生育すると倒伏リスクが高まり、強風や降雨時に発生することが多い。ダイズの収量は、倒伏によって 9~34%減少すると報告されている (齊藤ら、2012)。内川ら (2006) は、倒伏による収穫ロスを減らすためにコンバインの刈り取り高を下げると、土壌の掻き込みによって子実が汚染されることを報告している。倒伏が減収や品質低下を引き

起こすことから、耐倒伏性品種の導入などの対策がとられてきた。技術的対策のひとつには摘芯があり、これは過剰な生育が予想される場合に主茎を剪定するものである (林ら、2009)。ダイズの食文化が根強い日本では、在来品種の需要が高く、耐倒伏品種への切り替えができない場合に摘芯は有効な対策となる。しかし、無摘芯区と摘芯区で倒伏の程度に差がない場合、摘芯区の収量が低くなることがある (垣内、2021)。従って、将来の倒伏を予測して摘芯を実施することが重要であ

令和 6 年 2 月 29 日受理

本報告は、"Konno, T., Homma, K., Prediction of Areal Soybean Lodging Using a Main Stem Elongation Model and a Soil-Adjusted Vegetation Index That Accounts for the Ratio of Vegetation Cover., Remote Sensing, 2023, 15(13), 3446; <https://doi.org/10.3390/rs15133446>" を和訳したものである。

所属 1) 宮城県古川農業試験場

所属 2) 東北大学大学院農学研究科

る。

倒伏は風速とともに主茎長の影響を受ける (Raza ら、2020 ; Konno・Homma、2023)。Konno・Homma (2023) は、特に第6葉期から開花期までの主茎伸長と開花期以降の主茎長が倒伏に影響すると報告している。つまり、この時期の主茎伸長量や主茎長を摘芯前に予測できれば、倒伏の対策が可能となる。主茎の予測については、Nakano ら (2019) が主茎節数の予測モデルを報告している。このモデルでは、主茎節数の増加速度 (node day⁻¹) は気温に依存することが示されている。主茎長は主茎節数と密接な関係があり (梅崎・松本、1989 ; Egli、2013)、主茎長も気温の関数として予測できるものと推察される。さらに、主茎長は光環境にも影響され、遮光条件下や日照時間が短い条件下で高くなる (森下ら、1986 ; Liu ら、2017 ; Feng ら、2019)。従って、主茎長の予測には日照も考慮する必要がある。しかし、これまでに主茎伸長モデルに関する報告はなく、主茎伸長の予測を介した倒伏の予測方法は確立されていない。

ダイズは土壤理化学性の影響を受けて生育差が生じることが知られている (多喜・鯨、2009)、土壤理化学性は、同一圃場内においても差異が認められている (森下・石塚、2021)。山本ら (2019) は、ダイズの SPAD 値 (SPAD-502plus の測定値、コニカミノルタジャパン社製) (Zhang ら、2023) を 5ha 農家圃場内の 80 地点で調査し、圃場内で差があったことを報告している。このことから、圃場での面的な倒伏予測は生育モデルだけでは困難であることが示唆される。そのため、圃場の面的な生育診断手法としてリモートセンシングの活用が期待できる。山本ら (2019) は、UAV リモートセンシングと葉色値の調査を同時に行い、葉色値と GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index ; Gitelson ら、1996) との間に有意な関係があることを明らかにした。丹保ら (2021) もまた GNDVI によるダイズの窒素含有量や地上部乾物重の推定の可能性を示した。

しかし、鎌木ら (2021) は、NDVI (Normalized Difference Vegetation Index ; Rouse ら、1974) を用いた単回帰では、地上部乾物重を十分な精度で推定できなかったとしており、その原因を土壤表面からの反射の影響によるものと考察している。本研究のように、畝間が露出している生育初期の生育量を推定するのであれば、土壤表面からの反射の影響を抑えた植生指数

を用いることが重要である。土壤の影響を考慮した植生指数として SAVI (Soil-Adjusted Vegetation Index ; Huete、1988) や MSAVI (Modified Soil-Adjusted Vegetation Index ; Qi ら、1994) が開発されている。これらの植生指数は、土壤表面からの反射の影響を軽減するために土壤調整項 (L) を式に組み込んでいる。一般的に、土壤調整項 (L) は 0.50 の定数として計算されることが多いが、土壤調整項 (L) は植被率と反比例の関係にあり、植被率に応じて土壤調整項 (L) を調整することが望ましい (Huete、1988)。しかし、これまでのところ、植被率を考慮した土壤調整植生指数はまだ報告されていない。さらに、ダイズの生育と植生指数に関する既往研究では、主に地上部乾物重と窒素含有量に焦点が当てられており、本研究の測定対象である主茎長との関係を示したものは見当たらない。

そこで本研究では、面的な倒伏予測法を確立するために以下の解析を行った。

- ① Nakano ら (2019) の主茎節数モデルを用いた主茎伸長モデルの作成
- ② UAV リモートセンシングを用いた植被率を考慮した土壤調整植生指標による面的な主茎長推定法の作成
- ③ 主茎伸長モデルと土壤調整植生指数を組み合わせた面的な倒伏予測法の開発

なお、開発した面的な倒伏予測法については、検証用データを用いて精度検証を行った。

材料および方法

本研究では、ダイズ品種「ミヤギシロメ」を用いた。「ミヤギシロメ」は在来品種から純系淘汰によって 1961 年に宮城県で育成された品種であり、大粒で外觀品質が優れているが、倒伏しやすいという特徴を持っている (滝澤、2006 ; 農林水産省、2023a)。宮城県では 44% の圃場で栽培されている主力品種である。

I 主茎伸長モデルの作成

1 出穂期から開花期 (R1) までの主茎伸長モデル

出穂日から開花期 (R1 ; Fehr、1977、以降の生殖成長期についても同様) までの主茎伸長モデルは、Nakano ら (2019) の主茎節数モデルにおける気温関数 $f(T_i)$ (1) を用いた。さらに、主茎長は日照時間に影響されることから、関数 (1) に日照時間の項を設けた気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ (2) を作成した。日照時間を

含む項 (D_i) は $1 < \{1 + \exp(-a \times D_i)\} < 2$ であり、日照時間が少ない場合に 1 日当たりの主茎伸長量 (cm day⁻¹) が最大 2 倍になる設定とした。この関数 (2) の日積算値を説明変数とするロジスティック回帰 (3) を主茎伸長モデルとした。

$$f(T_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } T_i \leq TN_b \text{ or } T_i > TN_c \\ \frac{T_i - TN_b}{TN_{p1} - TN_b} & \text{if } TN_b < T_i \leq TN_{p1} \\ 1 & \text{if } TN_{p1} < T_i \leq TN_{p2} \\ \frac{TN_c - T_i}{TN_c - TN_{p2}} & \text{if } TN_{p2} < T_i \leq TN_c \end{cases} \quad (1)$$

$$f(T_i, D_i) = f(T_i) \times [1 + \exp(-a_1 \times D_i)] \quad (2)$$

$$MSL_{DAE} = \frac{c}{1 + \exp[-a_2 \times (\sum_{i=1}^{DAE} f(T_i, D_i) - b)]} \quad (3)$$

関数 (1)、(2) および主茎伸長モデル (3) の T_i は日平均気温 (°C)、 D_i は日照時間 (h day⁻¹) を示す。関数 (1) の TN_b 、 TN_{p1} 、 TN_{p2} 、 TN_c は主茎節増加の下限気温、

最適下限気温、最適上限気温、上限気温を示す。Nakano ら (2019) の報告から、 TN_b 、 TN_{p1} 、 TN_{p2} 、 TN_c は 10.0°C、30.0°C、35.0°C、45.0°C とした。主茎長モデル (3) の MSL_{DAE} は出芽後日数 (DAE) における主茎長を示す。関数 (2)、主茎長モデル (3) の a_1 、 a_2 、 b 、 c はパラメータであり、 a_1 は日照時間 (D_i) に対する係数である。 a_2 、 b 、 c は主茎長の増加率、変曲点、漸近線を示す。

モデル作成に使用したデータは、宮城県古川農業試験場が報告した 2005~2021 年の作柄解析試験 (n=36, n はデータ数を示す) における開花期から 3 日後までの主茎長および日平均気温 (°C)、日照時間 (h day⁻¹) である (Table 1) (宮城県古川農業試験場、2006~2022)。また、モデルの起点となる出芽日も、作物解析試験の結果を使用した。気象データは、調査地最寄りの古川アメダス (気象庁、2023) から取得した。パラメータは、Microsoft Excel 2019 (Microsoft 社製) のソルバーを用いて、主茎長の推定値と実測値との間の RMSE が最小値になるように求めた。

Table 1. Statistics from data used to create the main stem elongation model from emergence date to R1.

	Main Stem Length (cm)	Accumulated Temperature (°C)	Accumulated Daylight Hours (h)
Maximum	98.1	1430	373
The third quartile	67.5	1095	242
Median	41.0	885	171
The first quartile	26.6	660	138
Minimum	14.4	580	48
Average	47.8	891	189
Standard deviation	23.2	243	78
n	36	36	36

2 開花期 (R1) から主茎長ピークまでの主茎伸長モデル

ピークの主茎長は、R1 の主茎長から予測するモデルとした。なお、主茎長のピークは、Konno・Homma (2023) の報告では莢伸長始期 (R3) であり、R3 から成熟期 (R8) までの主茎長は横ばいに推移していた。そのため、ピークの主茎長モデルは、R1 の主茎長を説明変数、R3 以降の主茎長を目的変数とした単回帰分析により作成し、ピーク後は一定に推移すると仮定した。

モデル作成に使用したデータは、(1) と同じ作柄解析試験の播種後 60 および 80 日調査において、調査日と R1 暦日の日数差が -1~5 日に収まる年次の主茎長データ (n=5) とした。このデータを R1 のデータとし、播種後 100 日の調査データをピークの主茎長データと仮定し、以下の主茎長モデル (4) を作成した。回帰式の作成には Microsoft Excel 2019 および JMP14 を用いた。

$$MSL_{peak} = a_3 \times MSL_{R1} + b_2 \quad (4)$$

主茎伸長モデル(4)の MSL_{peak} はピークの主茎長、 MSL_{R1} は R1 の主茎長、 a_3 と b_2 はパラメータを示す。以上より、主茎伸長モデル (3) と (4) を合成することにより、出芽後から R8 まで適応可能な主茎伸長モデルとした。

3 主茎伸長モデルの精度検証

2022年に宮城県大崎市と栗原市で得られた主茎伸長データを用いて、主茎伸長モデルの精度を検証した。調査区は生育中庸な箇所 (1.5m²) を目視により選定し、調査区近辺からサンプリングした生育中庸な個体を調査対象とした。大崎市のデータは2圃場の平均値であり、大崎市では第4葉期 (V4)、第6葉期 (V6)、第8葉期 (V8)、R1、R3、子実肥大期 (R6) に8個体を調査した。栗原市では、V4、第7葉期 (V7)、R1、R3、R6において、8~12個体を調査した。主茎長は子葉節から最上節位までの長さとした。

播種日、出芽期、開花期 (R1) は、大崎市では5月25日、7月6日 (播種日)、6月15日、7月16日 (出芽日)、8月1日、8月18日 (R1)、栗原市では6月23日 (播種日)、6月30日 (出芽日)、8月9日 (R1) であった。

II 葉齢モデルの作成

主茎伸長モデル (3) と同様に Nakano ら (2019) の主

茎節数モデルの気温関数 $f(T_i)$ (1) を活用して葉齢モデル (5) を作成した。

$$LN = \frac{c_2}{1 + \exp[-a_4 \times (\sum_{i=1}^n f(T_i) - b_3)]} - 2.5 \quad (5)$$

Nakano ら (2019) の主茎節数モデルは、 $a \times f(T_i)$ の積算値である。本研究では、Nakano ら (2019) の主茎節数モデルを応用したロジスティック回帰から 2.5 を差し引いた値を葉齢とした。第 n 葉が展開するのが第 n+1 節の抽出中と仮定し、子葉節、初生葉節、抽出中の第 n+1 節の 2.5 節分を差し引くことで葉齢とした。葉齢モデル (5) における a_4 、 b_3 、 c_2 はパラメータであり、それぞれ主茎節数の増加率、変曲点、漸近線を示す。葉齢モデル (5) の作成に使用したデータは、主茎伸長モデル (3) の作成データと同じく宮城県古川農業試験場が報告している 2005 年から 2021 年の作柄解析試験 (宮城県古川農業試験場、2006~2021) の結果とした (n=53) (Table 2)。ただし、葉齢モデル (5) では、播種後 40 日、60 日、80 日のデータを用いた。なお、パラメータの算出には JMP14 を使用した。

葉齢モデル(5)は、「I. 3 主茎伸長モデルの精度検証」と同様の調査によって得られた 2022 年のデータと、葉齢のみを調査した大崎市の 2021 年 5 月 25 日と 6 月 24 日播種のデータを用いて精度検証した (n=21)。葉齢の調査は、2021 年は第 2 葉期 (V2) から V6 まで、2022 年は V4 から R1 まで行った。

Table 2. Statistics from data used to create the leaf age model.

	Main Stem Node Number (Plant ⁻¹)	Accumulated Temperature (°C)
Maximum	19.6	1620
The third quartile	17.4	1435
Median	14.1	1092
The first quartile	8.4	690
Minimum	5.4	580
Average	13.1	1081
Standard deviation	4.3	346
n	53	53

III 植被率を考慮した土壌調整植生指数を用いた主茎長の推定方法

1 調査区の概要

宮城県古川農業試験場における 2018 年、2020 年、2021 年の V6 と R1 で得られたデータを解析に用いた。データは栽培管理の異なる調査区で得られたもので、完全

植被前のデータを解析した (n=55) (Table 3)。

Table 3. Study areas used for developing the method used for estimating the main stem length using a soil-adjusted vegetation index considering vegetation cover.

Year	Field ID	Experimental Area (m ²)	Sowing Date	Standing Crop Density (Plants m ⁻²)	N Top-Dressing (g m ⁻²)	Application of MgO (g m ⁻²)	Number of Examination Plots	n
2018	A	650	6.5	13	0.0	0.0	1	2
		390	6.5	9	0.0	0.0	1	2
	B	590	6.5	11	0.0	0.0	1	3
		390	6.5	11	5.0	0.0	1	2
		590	6.5	13	5.0	0.0	1	3
	C	400	6.6	6	0.0	0.0	1	3
		270	6.6	9	0.0	0.0	1	2
2020	A	140	5.26	13	0.0	0.0	2	1
		70	5.26	13	0.0	59.4	1	1
		140	6.15	13	0.0	0.0	2	1
		70	6.15	13	0.0	59.4	1	1
	D	210	5.26	13	0.0	0.0	2	1
		100	5.26	13	0.0	59.4	1	1
		210	6.15	13	0.0	0.0	2	1
		100	6.15	13	0.0	59.4	1	1
		210	6.25	13	0.0	0.0	2	1
		100	6.25	13	0.0	59.4	1	1
	E	70	6.15	13	0.0	0.0	2	1
		30	6.15	13	0.0	59.4	1	1
	F	70	6.15	13	0.0	0.0	2	1
		30	6.15	13	0.0	59.4	1	1
2021	A	160	5.25	13	0.0	0.0	1	1
		160	6.24	13	0.0	0.0	1	1
	D	460	6.1	13	0.0	0.0	1	1
	G	460	6.1	13	0.0	0.0	1	1

n indicates the number of iterations.

調査区は、生育中庸な箇所 (1.5m²) の場所を目視により選定した。さらに、そこから生育中庸な個体を選定して主茎長の調査対象とした。2018年は、圃場、個体密度、N追肥量が異なる7調査区とし、2~3反復を設けた。2020年には、圃場、播種時期、Mg土壌改良資材の施用量が異なる21調査区とした。2021年には、圃

場や播種時期の異なる4調査区とした。以上より、3か年で合計32調査区を設けた。なお、3か年とも畝間は75cm、培土は第2~3葉期と第6~7葉期の2回実施した。

2 UAV リモートセンシング

UAV リモートセンシングは、Mavic Pro Platinum (DJI

社製)に Sequoia + (Parrot 社製) を搭載して空撮を行った。空撮で取得した Red (660 nm) と NIR (790 nm) 波長の画像は、植生指数を算出するために使用した。

空中撮影の条件は、オーバーラップ率 80%、サイドラップ率 80%、高度 50~100m とした。空撮の際は、位置情報が変化しない建造物 (配電盤やマンホール) が写り込むようにして地上基準点 (GCP) として使用した。また、空撮前に標準反射板 (Parrot 社製) を撮影し、画像処理時に標準反射板の画像を用いて空撮画像の反射率を補正した。

各波長の空撮画像は、Metashape Professional (Agisoft 社製) を用いてオルソモザイク処理を行った。オルソモザイク画像における調査区内の反射率の取得は、QGIS ver. 3.10.6. ゾーン統計ツールによって調査区内の Red と NIR 波長の平均反射率を求めた。

本研究で用いた植生指数は、NDVI、SAVI、MSAVI、および本研究で提案したダイズの植被率を考慮した土壤調整植生指数 (SAVI_{vc}) である。具体的な計算式は以下の通りである: 式 (6) (Rouse ら, 1974)、式 (7) (Huete, 1988)、式 (8) (Qi ら, 1994)、式 (9) (本研究, 2023)。

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red}) \quad (6)$$

$$\text{SAVI} = [(\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red} + L)] \times (1 + L) \quad (7)$$

$$\text{MSAVI} = \frac{2\text{NIR} + 1 - \sqrt{(2\text{NIR} + 1)^2 - 8(\text{NIR} - \text{Red})}}{2} \quad (8)$$

$$\text{SAVI}_{vc} = [(\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red} + L_{vc})] \times (1 + L_{vc}) \quad (9)$$

NIR と Red は各波長の反射率を示す。SAVI (式 (7)) では、 $L=0.50$ 、SAVI_{vc} (式 (9)) の L_{vc} は 1 から植被率を引いた値である。植被率は、NIR 画像について大津の二値化法 (Otsu, 1979) で植被と裸地の閾値を決定し、

QGIS ver. 3.10.6. ゾーン統計ツールによって求めた。

3 主茎長の調査

主茎長の調査個体は生育量が調査区と同等なものを目視により調査区周辺から選定した。主茎長は子葉節から最高位節までの長さとした。2018 年では 1m×1 畝の範囲の個体を対象として立毛調査を行った。調査区あたりの調査数は 13~33 個体だった。2020 年と 2021 年では子葉節から切断したサンプリング個体を調査対象とした。調査数は調査区あたり 2020 年では 6 個体、2021 年では 8 個体とした。

4 統計解析

各植生指数を用いた主茎長の推定精度は、Microsoft Excel 2019 および JMP14 を用いて求めた回帰式の決定係数 (R^2)、パラメータの標準誤差、95%信頼区間によって評価した。

IV 主茎伸長モデルと土壤調整植生指数を組み合わせた面的な倒伏予測法の作成

1 倒伏予測モデル

本研究では、Konno・Homma (2023) が報告した「Late lodging」における以下の倒伏モデル (10) を用いた。Konno・Homma (2023) は風速を含むモデルも発表しているが、将来の風速を予測することは困難であるため、本研究では主茎長のみを説明変数とするモデルを採用した。

$$\text{Logit}\theta_L = 0.04\text{MSE} + 0.03\text{MSL} - 4.77 \quad (10)$$

$\text{Logit}\theta_L$ は倒伏角を Logit 変換した値、MSE は V6~R1 の主茎伸長量、MSL は R6 の主茎長を示す。

2 面的な倒伏予測法

「ミヤギシロメ」の摘芯の適期が V8 であることから、V6 を倒伏予測の起点とした (宮城県農政部, 2021)。面的な倒伏予測法は以下の手順とした (Figure 1):

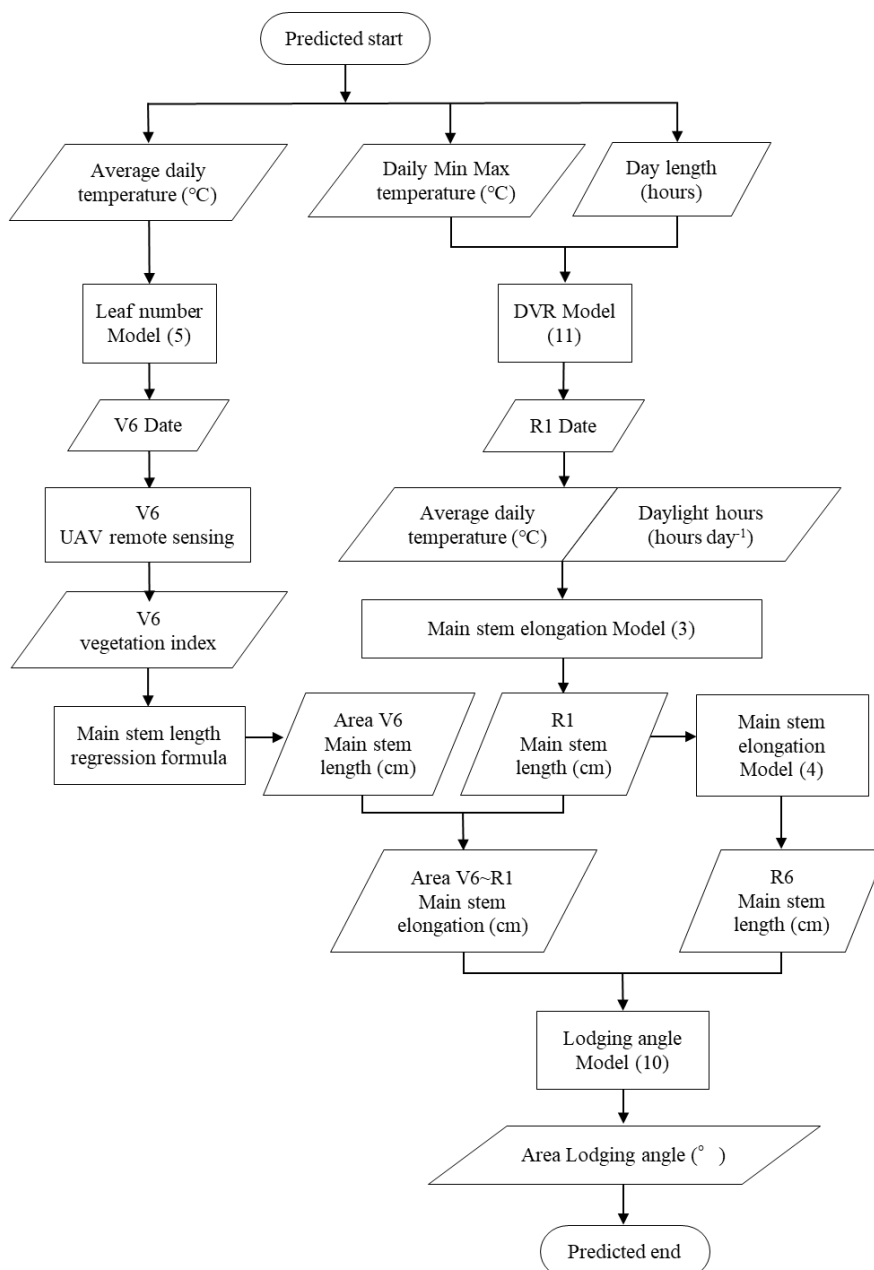


Figure 1. Flowchart showing the protocol for the areal lodging prediction method.

- ① 葉齢モデル (5) によって V6 の暦日は予測した。
- ② V6 において UAV リモートセンシングを行い、植生指数によって面的に主茎長を推定した。
- ③ R1 までの主茎長モデル (3) によって V6～R1 の主茎伸長量を予測し、①で推定した V6 の主茎長に加算することで R1 の主茎長を面的に予測した。
- ④ ③で予測した R1 の主茎長を主茎長モデル(4) に代入することで、R6 の主茎長を面的に予測した。

- ⑤ ③で予測した V6～R1 の主茎伸長量と④で予測した R6 の主茎長を倒伏モデル (10) に代入することで、倒伏を面的に予測した。

R1 での主茎長を予測するためには、開花期 (R1) の暦日も予測する必要がある。R1 の開花日は中野ら (2015) の DVR モデル (11) に基づいて予測した。

$$DVR = \frac{1}{G} \times \frac{1 - \exp[B \times (L - L_c)]}{1 + \exp[-A \times (T - T_h)]} \quad (\text{RMSE} = 1.1) \quad (11)$$

DVR モデル (11) では、 T は日最高気温と日最低気温の平均値 (°C)、 L は日長時間 (h)、パラメータ G は出芽期から開花期までの最小日数 (d)、 T_h はある日長下で DVR

が1/2になる温度(°C)、 L_c は発育が進む限界日長(h)、 A と B は温度と日長に対する係数を示す。

DVRモデル(11)のパラメータは、宮城県古川農業試験場が報告した作柄解析試験における2001年から2021年の「出芽日」、「開花期」、試験地の「日最高気温」、「日最低気温」、「日長時間」のデータを用いて求めた($n=22$)。パラメータはMicrosoft Excel 2019のソルバーを用いて算出した。パラメータの初期値には、中野ら(2015)が報告しているダイズ品種「リュウホウ」、「エンレイ」、「フクユタカ」のパラメータを用い、推定値と実測値の間のRMSEが最も小さいものを「ミヤギシロメ」のパラメータとして採用した。DVRモデル(11)では、 $G=23.38$ 、 $Th=19.51$ 、 $L_c=15.51$ 、 $A=0.372$ 、 $B=1.075$ となり、検証用データ($n=12$)のRMSEは1.1日であった。

本倒伏予測法の適用性を検証するため、2019年に大崎市で実施した調査と、2022年に大崎市と栗原市で実施した調査のデータを用いた。2019年の調査圃場は2水準(Table 3のA圃場とD圃場)で、播種時期は5月27日、6月6日、6月17日であった。各播種時期の調査地点数は、5月27日はA圃場、D圃場ともに2地点、6月6日はA圃場2地点、D圃場4地点、6月17日はA圃場、D圃場ともに2地点であった。各地点の面積は 24m^2 ($3.0\text{m}\times 8.0\text{m}$)または 48m^2 ($6.0\text{m}\times 8.0\text{m}$)であった。2022年、大崎市の調査圃場は3水準(A圃場、E圃場、F圃場)設けた。播種日は大崎市が5月25日と7月6日、栗原市が6月23日であった。調査地点数は、大崎市が3地点、栗原市が6地点であった。各地点の面積は、大崎市が 9.0m^2 ($3.0\text{m}\times 3.0\text{m}$)~ 16m^2 ($4.0\text{m}\times 4.0\text{m}$)、栗原市が 9.0m^2 ($3.0\text{m}\times 3.0\text{m}$)であった。各圃場の調査地点の平均値を検証用データとした。

UAVリモートセンシングは、2019年では、7月13日(5月27日播種の地点)、7月19日(6月6日播種の地点)、7月26日(6月17日播種の地点)に実施した。2022年では、大崎市で7月11日(5月25日播種の地点)、8月9日(7月6日播種の地点)、栗原市で7月19日に実施した。UAVリモートセンシングおよび画像解

析は、「Ⅲ. 2 UAVリモートセンシング」で示した方法と同様に実施した。栗原市ではUAVリモートセンシングの実施日がV6のステージと一致しなかった。そこで、葉齢モデル(5)によってV6の暦日を求め、UAVリモートセンシング実施日とV6の間の主茎伸長量を主茎長モデル(3)によって算出して補正值とした。この補正值をUAVリモートセンシングで推定した主茎長に加算した。

倒伏角度は、Konno・Homma(2023)が報告した三角関数による倒伏角度の測定方法に従ってR8に測定した。各地点から生育中庸な箇所を 1.5m^2 (地点面積 24m^2 の場合)もしくは 3.0m^2 (地点面積 48m^2 の場合)選定し、それぞれ3個体、6個体を調査した。本予測法の適用性は、実測した倒伏角度と本予測法によって予測した倒伏角度を比較することにより評価した。各種モデルに必要な気象データは、古川アメダス(気象庁、2023)から取得した。

結果

I 主茎伸長モデルの作成と精度検証

出芽日からR1までの主茎長モデル(3)に関して、気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ および気温関数 $f(T_i)$ の積算値を説明変数としたロジスティック回帰をFigure 2に示した。気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ では R^2 が0.94($p<0.001$)であり、RMSEが4.2だった。一方、気温関数 $f(T_i)$ では R^2 が0.88($p<0.001$)、RMSEが5.7だった。主茎長との関係において、気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ の積算値の方が R^2 は高く、RMSEは低く、主茎長との当てはまりが良かった。なお、気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ を説明変数とした主茎長モデル(3)のパラメータは、 $a_1=2.603$ 、 $a_2=0.085$ 、 $b=37.02$ 、 $c=133.3$ だった。一方、気温関数 $f(T_i)$ の積算値の主茎長モデルのパラメータは、 $a_2=0.133$ 、 $b=26.22$ 、 $c=121.6$ だった。パラメータを比較すると、主茎長モデル(3)において a_2 (増加率)が小さく、 b (変曲点)が大きく、 c (漸近線)が大きかった。

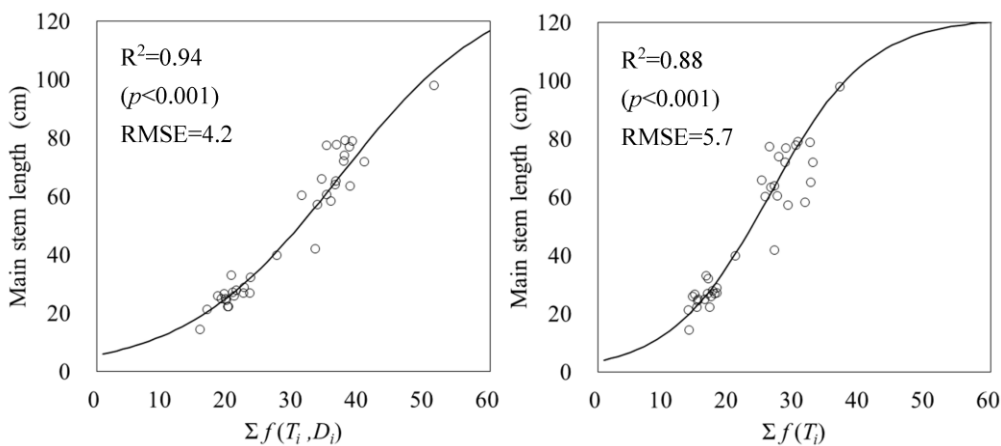


Figure 2. Relationship between accumulated temperature and daylight hours functions $f(T_i, D_i)$ and temperature function $f(T)$ and main stem length (lines). Circles indicate the measured data.

R1 の主茎長と主茎長ピークの関係は、 R^2 が 0.95 ($p < 0.001$) であり、R1 の主茎長から主茎長ピークを推定できることが明らかとなった (Figure 3)。主茎長モデル (4) のパラメータは、 $a_3=0.83$, $b_3=31.8$ だった。

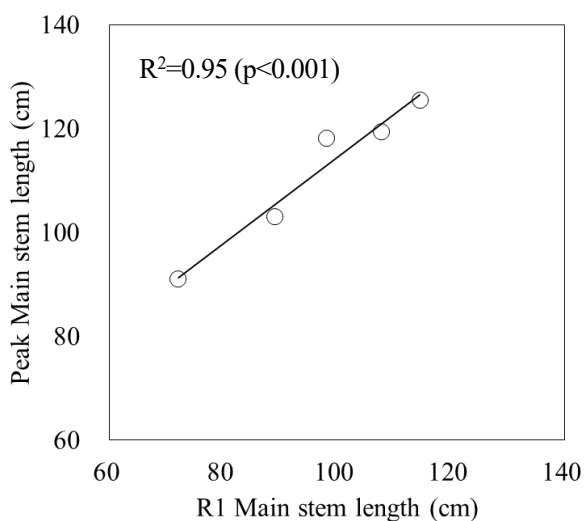


Figure 3. Relationship between the main stem length at R1 and the peak main stem length. Circles indicate the measured data, and a line indicates the regression line.

主茎長モデル (3) と (4) の合成主茎伸長モデルについて、検証用データを用いた精度検証を Figure 4 に示した。予測値と実測値の間の RMSE は、大崎市の 5 月 25 日播種が 2.6、7 月 6 日播種が 9.1、栗原市が 4.3 であり、3 区の平均は 5.4 であった。

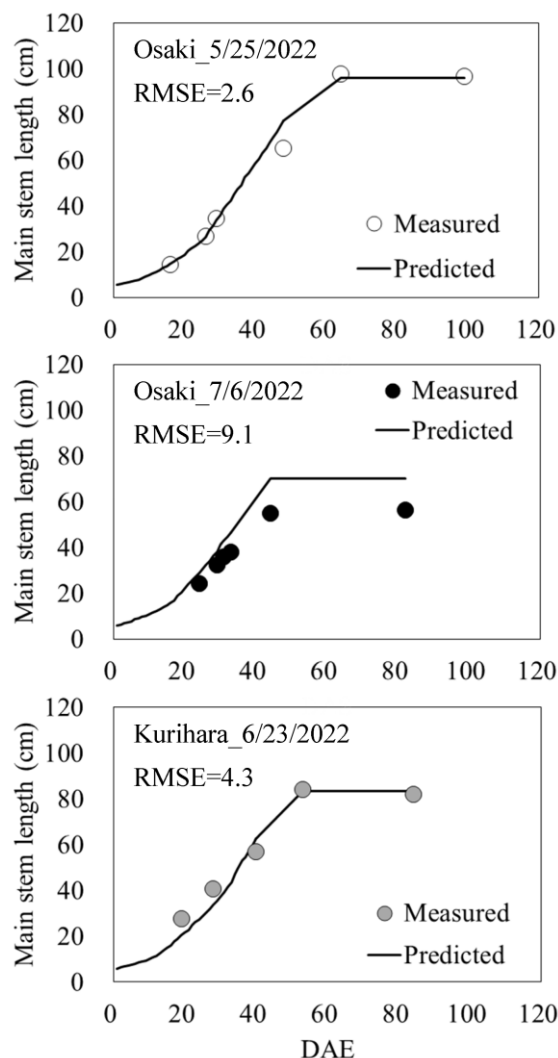


Figure 4. Verification of accuracy of the main stem elongation model. DAE indicates days after emergence.

検証用データを取得した年次と地域の積算気温と積

算日照時間を Figure 5 に示した。各区は異なる積算気温と積算日照時間の推移を示した。積算気温は、V8 までは3区とも同等だったが、V8 以降は大崎市の5月25日播種において最も積算気温が高かった。大崎市の7月6日播種は、V8 から R1 までの積算気温が他の2区よりも低く、R6 での積算気温も低かった。栗原市の積

算気温は R3 までは他の2区の間であったが、R6 では大崎市の7月6日播種との差が小さくなった。V4 から R6 までの積算日照時間は、大崎市の5月25日播種が最も長かった。大崎市の7月6日播種は、V8 から R1 までの積算日照時間が最も短く、R3 までの積算日照時間も最も短かったが、R6 では栗原市と同等になった。

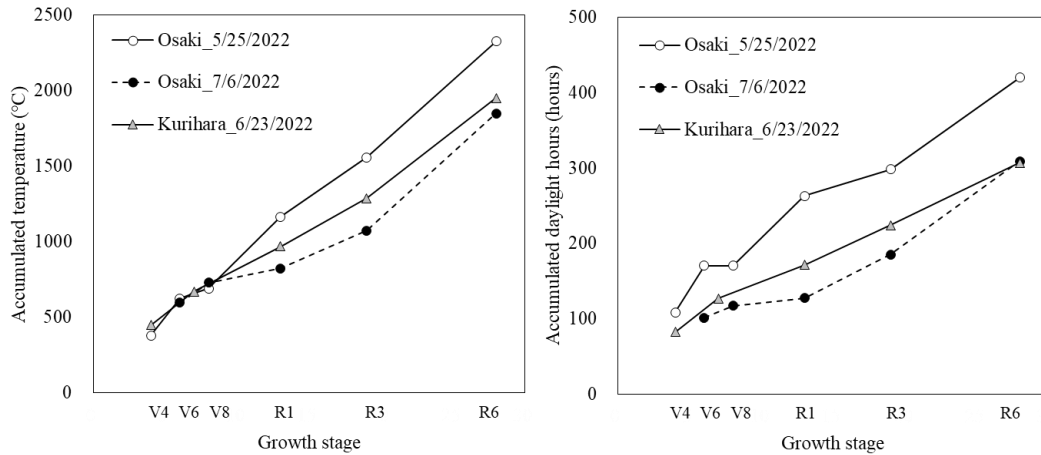


Figure 5. Accumulated air temperature and accumulated daylight hours in the test data for the main stem elongation model.

II 葉齢モデルの作成と精度検証

葉齢モデル(5)内の主茎節数モデルについて、気温関数 $f(T_i)$ の積算値を説明変数とするロジスティック回帰は、 R^2 が 0.96 ($p < 0.001$)、RSME が 0.90 であった (Figure 6)。主茎節数モデルのパラメータは $a_4 = 0.094$ 、 $b_3 = 21.90$ 、 $c_2 = 21.06$ であった。主茎節数モデルから 2.5 を差し引いた葉齢モデル(5)について、検証用データによる精度検証をしたところ、予測値と実測値の間の RMSE は 0.6 であった (Figure 7)。

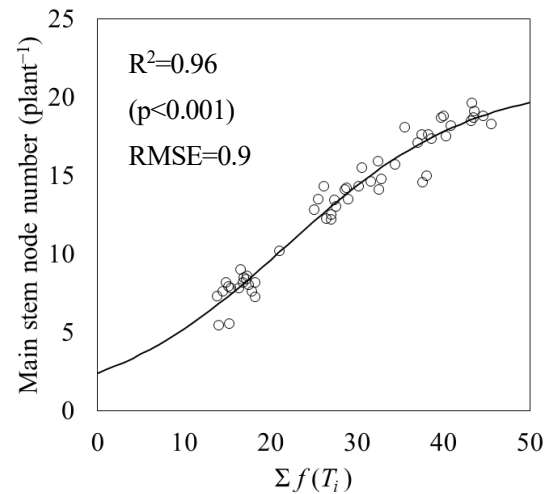


Figure 6. Relationship between the accumulated temperature function $f(T_i)$ and the number of main stem nodes (lines). Circles indicate the measured data.

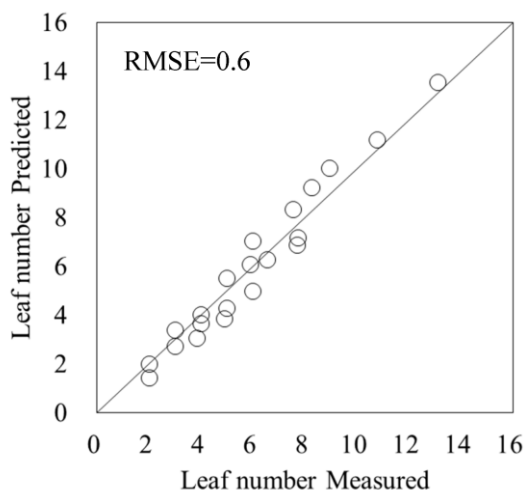


Figure 7. Verification of accuracy of the leaf age model. Circles indicate the measured data and a line indicates the 1:1 line.

III 植被率を考慮した土壤調整植生指数による主茎長の推定

実測した主茎長の最小値は 24.9cm、最大値は 69.4cm、平均値は 45.0cm であった (Figure 8)。植被率の最小値は 0.38、最大値は 0.85、平均値は 0.60 であった。各植生指数の最小値は SAVI_{vc} で 0.13、NDVI で 0.60、SAVI で 0.13、MSAVI で 0.10 であった。最大値は SAVI_{vc} が 0.75、NDVI が 0.93、SAVI が 0.68、MSAVI が 0.77 であった。平均値は SAVI_{vc} が 0.44、NDVI が 0.80、SAVI が 0.41、MSAVI が 0.39 であった。植生指数の最大値と最小値は、土壤調整植生指数 SAVI_{vc}、SAVI、MSAVI よりも NDVI の方が高かった。土壤調整植生指数間で比較すると、最大値は SAVI が最も低く、MSAVI の分布は低い値に偏る傾向があった。

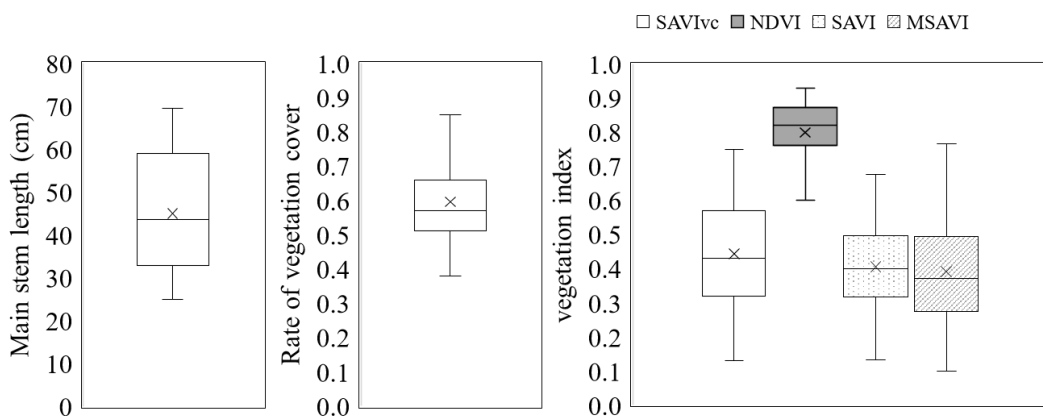


Figure 8. Data used in the development of the method for estimating the main stem length using a soil-adjusted vegetation index that takes vegetation cover into account. × in the figure indicates the average value.

各植生指数と主茎長との関係を表 4 および図 9 に示した。R² が最も高かった植生指数は、本研究で提案した SAVI_{vc} (R²=0.78、p<0.001) であった。次いで NDVI (R²=0.69、p<0.001)、SAVI (R²=0.62、p<0.001)、MSAVI (R²=0.60、p<0.001) の順で高かった。SAVI_{vc} と

NDVI の回帰式の傾きを比較すると、傾きは SAVI_{vc} が 69.5、NDVI が 120.7 で、SAVI_{vc} の方が小さかった。標準誤差は SAVI_{vc} で 5.1、NDVI で 11.1 であり、95%信頼区間は SAVI_{vc} で 59.2~79.9、NDVI で 98.4~143.0 であり、SAVI_{vc} の推定誤差の方が小さかった。

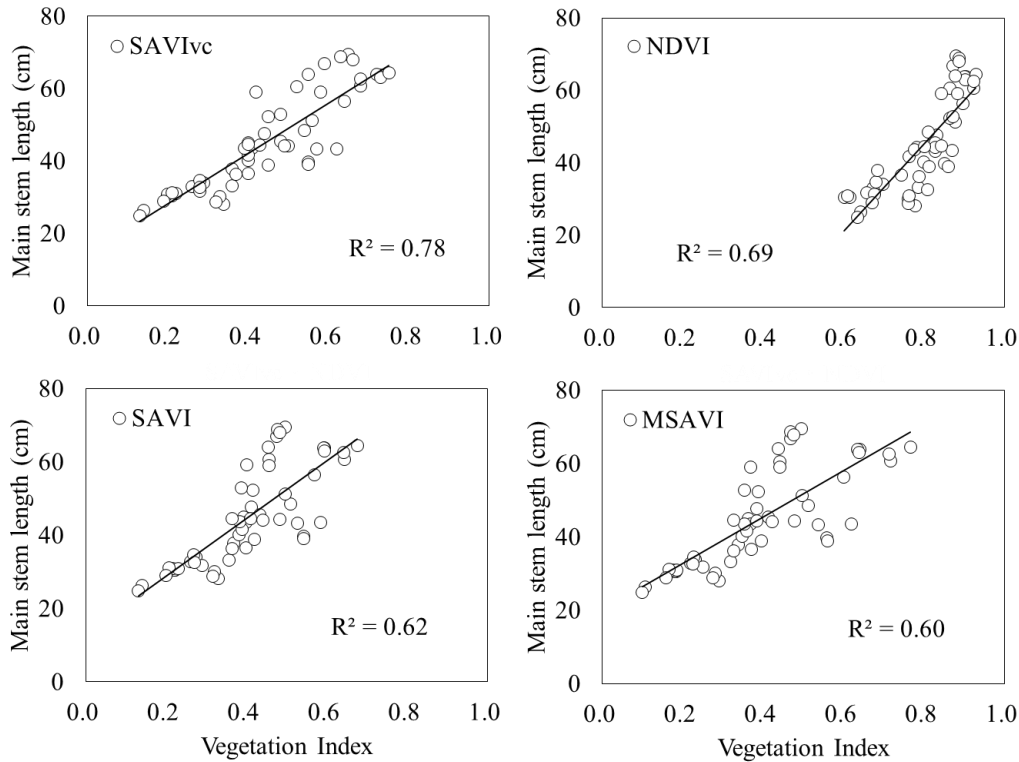


Figure 9. Relationship between vegetation index and the main stem length. Circles indicate the measured data, and lines indicate the regression lines.

Table 4. Regression formulas and parameters for the main stem length at each vegetation index.

Main Stem Length of the Regression Line													
R ²	Slope							Intercept					Formula
	Estimate ± SE			95% Confidence Interval				Estimate ± SE			95% Confidence Interval		
				Upper Limits	Lower Limits				Lower Limits	Upper Limits			
SAVI _{vc}	0.78	***	69.5 ± 5.1	***	59.2	79.9	14.1 ± 2.4	***	9.2	19.0	y = 69.5x + 14.1		
NDVI	0.69	***	120.7 ± 11.1	***	98.4	143.0	-51.5 ± 9.0	***	-69.4	-33.5	y = 120.7x - 51.5		
SAVI	0.62	***	78.6 ± 8.5	***	61.5	95.6	13.1 ± 3.6	***	5.8	20.4	y = 78.6x + 13.1		
MSAVI	0.60	***	63.1 ± 7.1	***	48.9	77.3	20.3 ± 3.0	***	14.3	26.3	y = 63.1x + 20.3		

IV 主茎伸長モデルと土壤調整植生指標を組み合わせた面的な倒伏予測法

主茎伸長モデル(3)、(4)と土壤調整植生指数 SAVI_{vc} を組み合わせて予測した倒伏角度を Table 5 と Figure 10 に示した。葉齢モデル (5) の計算結果から、2019 年の V6 の暦日は、5 月 27 日播種では 7 月 13 日、6 月 6 日播種では 7 月 20 日、6 月 17 日播種では 7 月 27 日と予測された。2022 年の V6 の暦日は、大崎市の 5 月 25 日播種では 7 月 11 日、7 月 6 日播種では 8 月 9 日、栗原市の 6 月 23 日播種では 7 月 26 日と予測された。

DVR モデル(11)の計算結果から、2019 年の R1 の暦日は、5 月 27 日播種では 8 月 5 日、6 月 6 日播種では 8 月 8 日、6 月 17 日播種では 8 月 11 日と予測された。2022 年の R1 の暦日は、大崎市の 5 月 25 日播種では 8 月 1 日、7 月 6 日播種では 8 月 20 日、栗原市の 6 月 23 日播種では 8 月 10 日と予測された。

SAVI_{vc}によって推定した V6 の主茎長 (Table 5 の a) は、2019 年の 5 月 27 日播種では 21.6~23.9cm、6 月 6 日播種では 25.7~27.7cm、6 月 17 日播種では 35.8~43.9cm、2022 年における大崎市の 5 月 25 日播種では

34.2~37.5cm、7月6日播種では30.5~30.8cm、栗原市の6月23日播種では36.4cmであった。

主茎伸長モデル(3)によって予測したR1における主茎長 (Table 5のb) は、2019年の5月27日播種では83.5cm、6月6日播種では77.2cm、6月17日播種では63.2cm、2022年における大崎市の5月25日播種では74.9cm、7月6日播種では46.4cm、栗原市の6月23日播種では64.9cmであった。

SAVI_{vc}によって推定したV6の主茎長と主茎伸長モデル(3)によって予測したR1の主茎長から計算されたV6~R1の主茎伸長量は、2019年の5月27日播種が59.7~62.0cmと最も高く、2022年の大崎市の7月6日播種が15.6~15.9cmと最も低かった。

主茎伸長モデル(4)によって予測したR6の主茎長は、2019年の5月27日播種では100.9cm、6月6日播種で

は95.6cm、6月17日播種では84.1cm、2022年における大崎市の5月25日播種では93.7cm、7月6日播種では70.2cm、栗原市の6月23日播種では85.5cmであった。

V6~R1の主茎伸長量が最も大きく、R6の主茎長が最も高いと予測された2019年の5月27日播種では、倒伏角度は59.0~60.8°と最も大きいと予測された。2022年における大崎市の7月6日播種では、V6~R1の主茎伸長量が最も小さく、R6の主茎長が最も低くなると予測されたため、倒伏角度は10.4~10.5°となり、倒伏は発生しないと予測された。

倒伏角度の予測値と実測値の間のRMSEは8.8であった (Figure 11)。2019年の6月17日播種では予測の誤差が大きかったが、他の区では予測値と実測値の誤差は小さかった。

Table 5. Results of lodging prediction using the areal lodging prediction method.

Year	Place	Field	Date			Main Stem Length (cm)						Lodging Angle (°)
			Sowing	Emergence	RS Operation	Model	Model	RS	Model	RS and Model	Model	Model
						V6	R1	V6 (a)	R1 (b)	V6~R1 (b-a)	R6	R8
2019	Osaki	A	5/27	6/3	7/13	7/13	8/5	21.6	83.5	62.0	100.9	60.8
		D	5/27	6/3	7/13	7/13	8/5	23.9	83.5	59.7	100.9	59.0
		A	6/6	6/13	7/19	7/20	8/8	25.7	77.2	51.5	95.6	48.5
		D	6/6	6/13	7/19	7/20	8/8	27.7	77.2	49.4	95.6	46.7
		A	6/17	6/24	7/26	7/27	8/11	43.9	63.2	19.2	84.1	16.7
		D	6/17	6/24	7/26	7/27	8/11	35.8	63.2	27.4	84.1	21.6
2022	Osaki	A	5/25	6/15	7/11	7/11	8/1	34.2	74.9	40.7	93.7	37.6
		E	5/25	6/15	7/11	7/11	8/1	37.5	74.9	37.4	93.7	34.8
		A	7/6	7/16	8/9	8/9	8/20	30.8	46.4	15.6	70.2	10.4
		F	7/6	7/16	8/9	8/9	8/20	30.5	46.4	15.9	70.2	10.5
	Kurihara	-	6/23	6/30	7/19	7/26	8/10	36.4	64.9	28.5	85.5	23.2

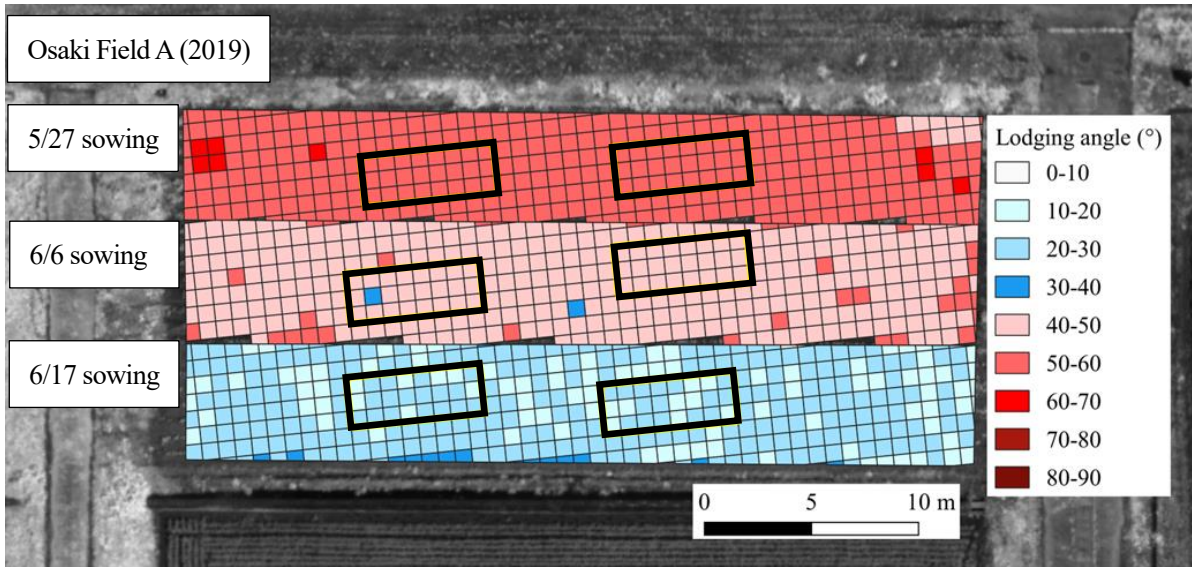


Figure 10. Results of lodging prediction using the areal lodging prediction method. This figure shows field A in 2019. The black box in the figure indicates research sites.

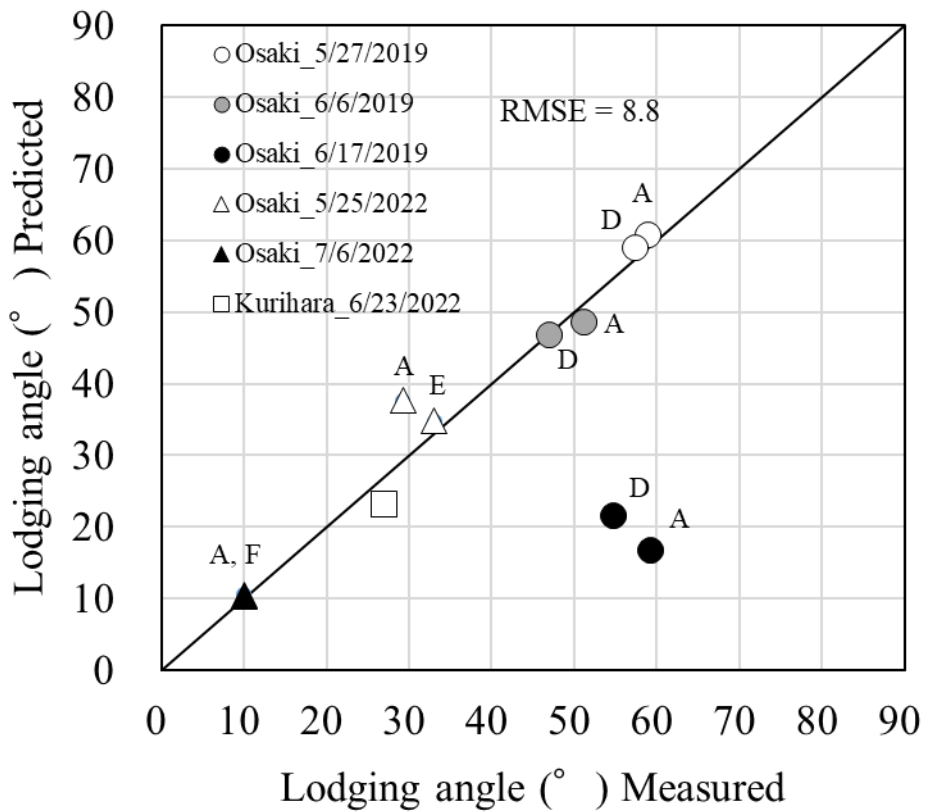


Figure 11. Relationship between the predicted and measured lodging angles. Alphabets beside the plots indicate field IDs.

考察

I 主茎長と葉齢のモデル化

V6 から R1 までの主茎長のモデル化では、気温と日照時間を考慮した。日照時間をモデルに含めることで、

気温のみの場合と比較して、 R^2 が高く、RMSE が低くなり、主茎長との当てはまりが良くなった。ピークの主茎長は R1 の主茎長から推定できることを示した。主茎伸長モデル (3) と (4) の合成モデルの精度を、異なる年

次と地域の検証用データを用いて検証したところRMSEは5.3となり、生育期間中の気象条件が異なる中でも概ね精度良く推定できることが明らかとなった。葉齢のモデル化については、主茎節数から2.5を差し引いたモデルとすることで、RMSEが0.6の精度で推定できた。

本研究では、V6からR1までの主茎伸長モデル(3)にはNakanoら(2019)の主茎節モデルでの気温関数 $f(T_i)$ を用いた。Egli(2013)は主茎長の高い個体ほど主茎節数が多いと報告している。また、梅崎・松本(1989)は、各節間の伸長パターンはS字カーブを描くと述べている。これらの既往研究は、主茎節数の増加とともにS字状に主茎長が高くなることを想定した本研究のモデルの堅牢性を示している。さらに、Nakanoら(2019)の気温関数 $f(T_i)$ に日照時間(D_i)を組み込んだ気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ を用いることで主茎伸長モデルの推定精度が向上した。日照と主茎長の関係については、遮光条件下や日照時間が短い場合に主茎長が高くなる(森下ら, 1986; Liuら, 2017; Fengら, 2019)。森下ら(1986)は、開花期15日前の日照時間と主茎長の関係式は $y=94.3-0.224x$ ($r=-0.553$, $p<0.01$)だったと報告している。この関係式について、開花期15日前の日照時間が0時間のときの主茎長(94.3cm)と日照時間が180時間(6:00~18:00の12時間×15日間)のときの主茎長(54.0cm)を比較すると、日照時間が0時間のときの方が主茎長は1.8倍高いと算出される。本研究の気温・日照時間関数 $f(T_i, D_i)$ における日照時間(D_i)を含む項 $\{1 + \exp(-a_1 \times D_i)\}$ は、日照時間が0のとき2.0となる。これは、主茎伸長が2.0倍になることを示しており、森下ら(1986)の報告と概ね一致する。

主茎長モデル(4)におけるR1の主茎長とピークの主茎長との関係については、既往研究でも同様の結果が示されている。Heatherly・Smith(2004)は、供試した有限伸長型において、R1から主茎最上端(Stem Termination, ST)までに主茎長が伸長した報告しており、R1の主茎長とSTの主茎長の間には有意な正の関係があった。「ミヤギシロメ」も有限伸長型であり、本研究のR1から主茎長ピークまでの主茎伸長モデル(4)の関係性は彼らの報告と一致している。これは、Konno・Homma(2023)の結果にもあるように、出芽からR1までの主茎長伸長量が最も大きく、相対的にR1から主茎

長ピークまでの主茎伸長量が小さくなるためR1において主茎長が高い個体が最終的な主茎長も高くなることに起因すると考えられた。

本研究の葉齢モデル(5)については、第n葉の展開は第n+1節が抽出中のときに起こると仮定した。Fehr(1977)は、主茎節数は葉が展開した節を数えるという基準を示している。つまり、第n葉が展開する時点では、第n+1葉はまだ展開していないため第n+1節はカウントされず抽出中ということになる。このことから、子葉節の1節分、初生葉節の1節分、抽出中の第n+1節の0.5節分の合計2.5節分を主茎節数から差し引くことで葉齢を算出する葉齢モデル(5)は、Fehr(1977)の基準を反映したモデルであると考えられた。

II 植被率を考慮した土壌調整植生指数による主茎長の推定

本研究では、植被率を考慮した土壌調整植生指数であるSAVI_{vc}が既往の植生指数よりも高い推定精度で主茎長を推定できることを示した。既往研究では、植生指数を用いた地上部乾物重の推定法が報告されている。Fehr(1977)の報告のとおり、ダイズの生育は主茎節において葉が展開することで進行する。さらに、主茎節数が増加に伴い分枝も発生する(鳥越ら, 1981)。これは、主茎節数の増加とともに地上部乾物重が増加することを示している。つまり、植生指数による地上部乾物重の推定は、主茎節数の変動を反映したものと推察される。主茎節数と主茎長の間には正の関係があることから(Egli, 2013)、植生指数によって主茎長が推定できたと考えられた。

Huete(1988)の指摘どおり、土壌調整植生指数における土壌調整項(L)は植被率によって変動させることで生育量の推定精度が向上した。既報の土壌調整植生指数であるSAVIおよびMSAVIの推定精度が劣った要因は、ダイズが完全植被するまでの植被率の変動が大きいたことが影響していると考えられる。本研究においては、植被率は0.38~0.85まで変動していた。そのため、土壌調整項(L)が定数0.5で算出しているSAVIの土壌調整は、植被率が低いときは過少、植被率が高いときは過大となり推定精度がSAVI_{vc}よりも劣ったと考えられた。なお、植被率が飽和に近い場合においてもSAVIと植被率の関係性は低いことが報告されている(Purevdorjら, 1998)。MSAVIはSAVIの改良版であり、Lを繰り返し計算によって最適化したものである(Qi

ら、1994)。繰り返し計算は、 $L=1$ -SAVI から開始されるため、MSAVI の L は植被率の実測値ではない。一方、本研究の $SAVI_{vc}$ では、空撮の度に NIR 画像を二値化して L_{vc} を求めている。空撮画像の二値化処理によって植生と土壌が明確に分けられるため、 $SAVI_{vc}$ ではダイズの生育量を精度良く推定できたと考えられた。Ren ら (2018) は、乾燥草地の地上部バイオマス量では、 L が負の場合に最も推定精度が高かったと報告しており、植生がまばらな条件下における土壌からの反射（土壌ノイズ）の影響を低減することを示した。しかし、本研究は、植生が均一なダイズを対象としていることから、 L_{vc} は 0 から 1 の範囲とした。

土壌調整項 (L) を含まない NDVI は、鎌木ら (2021) の指摘のとおり土壌表面からの反射が影響したことで $SAVI_{vc}$ よりも推定精度が劣ったと考えられた。土壌表面からの反射の影響により NDVI はベースラインが土壌調整植生指数よりも高くなるため、狭いレンジの中で生育量を推定していた。そのため、回帰式の傾きが大きくなったことで、標準誤差や 95% 信頼区間が大きくなり、推定精度が低下したと考えられた。以上のような、これまでに報告されている土壌調整植生指数 (SAVI、MSAVI) や植生指数 (NDVI) の課題を軽減したため、 $SAVI_{vc}$ において最も主茎長の推定精度が高かったと推察した。

Ⅲ 主茎伸長モデルと土壌調整植生指数を組み合わせた面的な倒伏予測

主茎伸長モデルと $SAVI_{vc}$ (面的な主茎長推定) を用いた面的な倒伏予測法は、RMSE=8.8 の精度で倒伏角度を予測することができた。この結果は、本研究における主茎伸長モデル (3)、(4)、葉齢モデル (5) および $SAVI_{vc}$ による主茎長推定には大きな誤差がないことを示している。しかし、Figure 11 に示すように、6月17日播種では倒伏角度の予測値と実測値の間に大きな誤差があった。Konno・Homma (2023) は、V6~R1 の主茎伸長量と R6 の主茎長で倒伏角度を説明できるとする一方で、風速も倒伏角度に影響することを指摘している。本予測法の検証用データに用いた 2019 年 6 月 17 日播種での R3~R8 の平均風速の最大値は 7.3 m s^{-1} であり、この風速は Konno・Homma (2023) の報告では強風に区分されている。V6~R1 の主茎伸長量かつ R6 の主茎長の状態からは倒伏程度は小さいと予測されたが、強風条件であったため倒伏角度は予測よりも大きくなったと考えられた。

結論

本研究では、主茎伸長モデルとリモートセンシングによる面的な主茎長の推定によって、面的な倒伏予測を行った。Konno・Homma (2023) の倒伏予測モデル (式 (10)) によれば、主茎伸長モデルのみでも倒伏予測は可能であるが、主茎伸長モデルは気象に依存するため予測結果は代表値としてしか示すことができない。そこで、 $SAVI_{vc}$ による面的な主茎長推定を倒伏予測の起点とした。この方法は、生育期間中の気象条件の違いによる倒伏リスクの差を反映して面的に倒伏角度を予測するものである。また、土壌理化学性の違いなどによる初期生育の違いも面的な倒伏予測に反映させることができる。倒伏予測の目的は、「摘芯」などの対策の実施を判断することである。倒伏角度を可視化する本予測法によって異なる圃場間や同一圃場内での対策の優先順位付けが容易になることから、農家が倒伏リスクを評価し、栽培管理や圃場条件に応じた対策を講じることが期待できる。

山本ら (2023) と Vieira ら (2022) らはそれぞれ、UAV リモートセンシングを用いたダイズの黒根腐病被害とジカンバ被害の評価方法を報告しており、早期防除や育種への実用化が期待されている。これらの研究では、評価に機械学習を利用しており、倒伏予測においても風速や品種など様々な変数を組み込んだ機械学習が有効だと考えられる。実際、本研究の倒伏予測法の精度検証では、風速が倒伏角度に及ぼしている事例があった。風速の予測が難しいことを考えると、風速が高い地域では在来品種だけでなく、耐倒伏性品種によるリスク分散を検討する必要があると考える。

資金提供

本研究の一部は、タカノ農芸化学研究助成財団、JSPS KAKENHI 21H02172、JICA-JST SATREPS JPMJSA 1909 の助成を受けました。深く感謝いたします。

謝辞

UAV リモートセンシングの実施にあたり、UAV の貸与や使用方法の指導など多大なご協力をいただいた株式会社クボタ技術革新研究開発ユニットの皆様へ厚く御礼申し上げます。また、本調査にご協力いただいた宮城県古川農業試験場の皆様へ深く感謝いたします。

引用文献

- 1) Egli, D.B., 2013. The Relationship between the Number of Nodes and Pods in Soybean Communities. *Crop Science* 53, 1668-1676.
- 2) Fehr, W.R., 1977. Stages of soybean development. Iowa State University Special Report 80, 1-12.
- 3) Feng, L., Raza, M.A., Li, Z., Chen, Y., Khalid, M.H.B., Du, J., Liu, W., Wu, X., Song, C., Yu, L., Zhang, Z., Yuan, S., Yang, W., Yang, F., 2019. The Influence of Light Intensity and Leaf Movement on Photosynthesis Characteristics and Carbon Balance of Soybean. *Frontiers in Plant Science* 9, 1-16.
- 4) Gitelson, A.A., Kaufman, Y.J., Merzlyak, M.N., 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment* 58, 289-298.
- 5) 林元樹, 濱田千裕, 谷俊男, 平岩確, 2009. ダイズにおける省力的摘心機の開発と処理効果. 愛知県農業総合試験場研究報告 93-97.
- 6) Heatherly, L.G., Smith, J.R., 2004. EFFECT OF SOYBEAN STEM GROWTH HABIT ON HEIGHT AND NODE NUMBER AFTER BEGINNING BLOOM IN THE MIDSOUTHERN USA. *Crop Science* 44, 1855-1858.
- 7) Huete, A.R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25, 295-309.
- 8) 垣内仁, 2021. ダイズにおける摘心処理が生育および収量に及ぼす影響とその品種間差. *日作紀* 90, 414-422.
- 9) 鎌木誠人, 中本草太, 許大星, 稲村達也, 井上博茂, 2021. 新たな植生指数を用いたダイズ群落における地上部乾物重の推定. *作物研究* 66, 47-53.
- 10) 気象庁, 2023. 気象庁 (各種データ・資料) [WWW Document]. URL <https://www.jma.go.jp/jma/index.html> (accessed 6.1.23).
- 11) Konno, T., Homma, K., 2023. Impact Assessment of Main Stem Elongation and Wind Speed on Lodging of Soybean Cultivar "Miyagishirome". Research Square, preprints. <https://www.researchsquare.com/article/rs-3103937/v1>
- 12) Liu, X., Rahman, T., Song, C., Su, B., Yang, F., Yong, T., Wu, Y., Zhang, C., Yang, W., 2017. Changes in light environment, morphology, growth and yield of soybean in maize-soybean intercropping systems. *Field Crops Research* 200, 38-46.
- 13) 宮城県古川農業試験場, 2006. 宮城県における平成17年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 14) 宮城県古川農業試験場, 2007. 宮城県における平成18年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 15) 宮城県古川農業試験場, 2008. 宮城県における平成19年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 16) 宮城県古川農業試験場, 2009. 宮城県における平成20年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 17) 宮城県古川農業試験場, 2010. 宮城県における平成21年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 18) 宮城県古川農業試験場, 2011. 宮城県における平成22年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 19) 宮城県古川農業試験場, 2012. 宮城県における平成23年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 20) 宮城県古川農業試験場, 2013. 宮城県における平成24年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 21) 宮城県古川農業試験場, 2014. 宮城県における平成25年度水稲及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 22) 宮城県古川農業試験場, 2015. 宮城県にお

- る平成26年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 23) 宮城県古川農業試験場, 2016. 宮城県における平成27年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 24) 宮城県古川農業試験場, 2017. 宮城県における平成28年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 25) 宮城県古川農業試験場, 2018. 宮城県における平成29年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 26) 宮城県古川農業試験場, 2019. 宮城県における平成30年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 27) 宮城県古川農業試験場, 2020. 宮城県における令和元年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 28) 宮城県古川農業試験場, 2021. 宮城県における令和2年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 29) 宮城県古川農業試験場, 2022. 宮城県における令和3年度水稻及び大豆・麦類の作柄解析, 宮城県古川農業試験場臨時報告.
- 30) 宮城県農政部, 2021. 大豆品種「ミヤギシロメ」の摘芯処理による生育制御法 [WWW Document]. 普及に移す技術第96号. URL https://www.pref.miyagi.jp/soshiki/res_center/fukyugi96nol.html (accessed 6.1.23).
- 31) 森下正彦, 平野隆二, 宮本芳城, 1986. 大豆の主茎長に及ぼす日照時間の影響. 和歌山県農業試験場研究報告 9-12.
- 32) 森下瑞貴, 石塚直樹, 2021. UAV観測と機械学習による土壌特性の空間分布推定-データ拡張手法の土壌理化学性指標への適用-. システム農学 37, 21-28.
- 33) 中野聡史, 熊谷悦史, 島田信二, 鮫島良次, 大野宏之, 本間香貴, 白岩立彦, 2015. ダイズ品種の発育モデルの作成と気温上昇が発育速度に及ぼす影響の広域推定. 日作紀 84, 408-417.
- 34) Nakano, S., Purcell, L.C., Homma, K., Shiraiwa, T., 2019. Modeling leaf area development in soybean (*Glycine max* L.) based on the branch growth and leaf elongation. *Plant Prod. Sci* 23, 247-259.
- 35) 農林水産省, 2023a. 国産大豆の品種特性~加工適性と栽培特性~ [WWW Document]. URL https://www.maff.go.jp/j/seisan/ryutu/dai zu/d_ziten/attach/pdf/index-1.pdf (accessed 6.1.23).
- 36) Otsu, N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9, 62-66.
- 37) Purevdorj, Ts., Tateishi, R., Ishiyama, T., Honda, Y., 1998. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing* 19, 3519-3535.
- 38) Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R., Kerr, Y.H., Sorooshian, S., 1994. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment* 48, 119-126.
- 39) Raza, A., Asghar, M.A., Ahmad, B., Bin, C., Iftikhar Hussain, M., Li, W., Iqbal, T., Yaseen, M., Shafiq, I., Yi, Z., Ahmad, I., Yang, W., Weiguo, L., 2020. Agro-Techniques for Lodging Stress Management in Maize-Soybean Intercropping System-A Review. *Plants* 9, 1592.
- 40) Ren, H., Zhou, G., Zhang, F., 2018. Using negative soil adjustment factor in soil-adjusted vegetation index (SAVI) for aboveground living biomass estimation in arid grasslands. *Remote Sensing of Environment* 209, 439-445.
- 41) Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA. Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp 1.
- 42) 齊藤邦行, 西村公仁子, 北原利修, 2012. ダイズの倒伏が子実収量に及ぼす影響. 日作紀

- 81, 27-32.
- 43) 多喜宗一郎, 鯨幸夫, 2009. 土壌条件の違いがダイズ品種エンレイの生育に及ぼす影響. 北陸作物学会報 44, 41-45.
- 44) 滝澤浩幸, 2006. 宮城県における主要大豆品種の栽培条件と節間長との関係. 東北農業研究 59, 73-74.
- 45) 丹保彩香, 島田雅博, 吉藤昭紀, 今本裕士, 永島秀樹, 藤原洋一, 塚口直史, 2021. 空撮によって得られた生殖成長期の植生指数によるダイズ子実収量の解析. 日作紀 90, 261-268.
- 46) 鳥越洋一, 進士宏, 栗原浩, 1981. ダイズの発育形態と収量成立に関する研究: 第1報 主茎の節間伸長と分枝の発育との関係. 日作紀 50, 191-198.
- 47) 内川修, 宮崎真行, 田中浩平, 2006. 福岡県における2004年産大豆の倒伏によるコンバイン収穫ロスについて. 日本作物学会九州支部会報 32-34.
- 48) 梅崎輝尚, 松本重男, 1989. ダイズの節間伸長に関する研究: 第1報 主茎節間の伸長における規則性について. 日作紀 58, 364-367.
- 49) Vieira, C.C., Sarkar, S., Tian, F., Zhou, Jing, Jarquin, D., Nguyen, H.T., Zhou, Jianfeng, Chen, P., 2022. Differentiate Soybean Response to Off-Target Dicamba Damage Based on UAV Imagery and Machine Learning. Remote Sensing 14, 1618.
- 50) 山本修平, 本間香貴, 牧雅康, 2019. UAVリモートセンシングに基づく農家圃場におけるダイズ湿害の評価 -2017年仙台沿岸部における観測例-. 日作紀 88, 48-49.
- 51) Yamamoto, S., Nomoto, S., Hashimoto, N., Maki, M., Hongo, C., Shiraiwa, T., Homma, K., 2023. Monitoring spatial and time-series variations in red crown rot damage of soybean in farmer fields based on UAV remote sensing. Plant Prod. Sci 26, 36-47.
- 52) Zhang, L., Hashimoto, N., Saito, Y., Obara, K., Ishibashi, T., Ito, R., Yamamoto, S., Maki, M., Homma, K., 2023. Validation of Relation between SPAD and Rice Grain Protein Content in Farmer Fields in the Coastal Area of Sendai, Japan. AgriEngineering, 5, 369-379.

Prediction of Areal Soybean Lodging Using a Main Stem Elongation Model and a Soil-Adjusted Vegetation Index That Accounts for the Ratio of Vegetation Cover

Tomohiro KONNO and Koki HOMMA

Summary

In soybean, lodging is sometimes caused by strong winds and rains, resulting in a decrease in yield and quality. Technical measures against lodging include “pinching”, in which the main stem is pruned when excessive growth is expected. However, there can be a decrease in yield when pinching is undertaken when the risk of lodging is relatively low. Therefore, it is important that pinching is performed after the future risk of lodging has been determined. The lodging angle at the full maturity stage (R8) can be explained using a multiple regression model with main stem elongation from the sixth leaf stage (V6) to the blooming stage (R1) and main stem length at the full seed stage (R6) as the explanatory variables. The objective of this study was to develop an areal lodging prediction method by combining a main stem elongation model with areal main stem length estimation using UAV remote sensing. The main stem elongation model from emergence to R1 was a logistic regression formula with the temperature and daylight hours functions $f(T_i, D)$ as the explanatory variables. The main stem elongation model from R1 to the peak main stem length was a linear regression formula with the main stem length of R1 as the explanatory variable. The model that synthesized these two regression formulas were used as the main stem elongation model from emergence to R8. The accuracy of the main stem elongation model was tested on the test data, and the average RMSE was 5.3. For the areal main stem length estimation by UAV remote sensing, we proposed a soil-adjusted vegetation index (SAVI_{vc}) that takes vegetation cover into account. SAVI_{vc} was more accurate in estimating the main stem length than the previously reported vegetation index ($R^2 = 0.78$, $p < 0.001$). The main stem length estimated by the main stem elongation model combined with SAVI_{vc} was substituted into a multiple regression model of lodging angle to test the accuracy of the areal lodging prediction method. The method was able to predict lodging angles with an accuracy of RMSE = 8.8. These results suggest that the risk of lodging can be estimated in an areal manner prior to pinching, even though the actual occurrence is affected by wind.