

ドローン水稻モニタリングデータの時系列クラスタリングによる植生指標分析 Analysis of Vegetation Indexes by Time Series Clustering of Drone Rice Monitoring Data

伊藤 太一[†] 南野 謙一[†] 梅木 紳太郎[‡]
Taichi Ito Ken'ichi Minamino Shintaro Umeki

1. はじめに

日本では農業従事者が一貫して減り続け、減少ペースも加速していることが問題となっているが、この要因には従事者の高齢化と新規就農者の減少によるものが挙げられる。減少した主な理由として「農業継承が難しい」、「農作業評価が曖昧」が挙げられる。前者について、農家は過去の経験により農作業を行っているため、その暗黙知を新規就農者に継承することが難しく参入障壁となっている。後者もその暗黙知の形式知化についての問題であるが、農作業評価は収量で評価するのが一般的であり、収穫するまで農作業評価はできず、栽培管理、肥料や農薬の使用等の個々の作業の正否は不明である。したがって、経験や勘に頼る農作業が多く、新規就農者が習得するのに時間がかかる。

農作業評価を正確に行うことで農作業の暗黙知を形式知に変えることは、農作業の最適化・省力化、新規就農者の増加などにつながる。したがって、ロボット、AI、IoTを用いて正確かつ低コストで、農作業を評価することは重要である。

日本の圃場は海外に比べ小面積だが、それでも圃場内の生育のばらつきは存在する。そのような圃場で作物の生育を見るためには、高頻度・高分解能でモニタリングする必要がある。これを実現できる手法として「ドローン水稻モニタリング」に注目が集まっている。ドローンは自動操縦のため墜落の可能性が低く、安全かつ誰でも用いることができる。この手法により、追肥時期・箇所判定、倒伏リスク診断、収量推定、たんばく質含有率推定などが行われており、圃場内のばらつきや生育状況の分布を明確に把握できつつある[1]。一方で、ドローン水稻モニタリングを効果的に活用するには、「空撮からモニタリング結果を導出するまでに必要なドローンや解析ソフトウェアなどの知識」、「モニタリング結果の意味を解釈し、それに対応するための適切な農作業をするための知識」の両方が必要であるため、個人の農家が現状のドローン水稻モニタリングを導入するのが難しい[2]。

上記で説明したようなドローン水稻モニタリングに関する先行研究では、作物の植生を見るために植生指標(3節で詳述)が用いられる。しかし、植生指標は「値が高ければ高いほど良い」などということしか分かっていない。つまり、現場で植生指標を活用する場合、それがどれくらい良いのかわからない。そこで本研究では、継続的なドローン水稻モニタリングによって取得した植生指標に対して時系列分析を行い、その変化から個々の農作業が植生に与え



図 1 DJI 社の P4Multispectral

た効果を評価する方法を提案する。時系列分析には時系列クラスタリング(機械学習)を用い、その結果と実際の生育状況を比較してそれらの対応を明らかにする。本稿では追肥(農作業)を対象にその効果の評価を行う。

2. 分析対象データ

モニタリングに使用したドローンは 2020 年と 2021 年で異なる。2020 年はドローン(DJI 社の Mavic2PRO)にマルチスペクトラルカメラ(Parrot 社の sequoia+)を装着した。しかし、カメラの角度やシャッタースピードを調節できないことから、植生とは無関係の縞模様や空撮画像のほとんどが使えないなどの不具合が生じるケースがあった。そこで、2021 年はドローンとカメラが一体になった DJI 社の P4Multispectral(図 1)を用いた。



モニタリングは 6~9 月の約 1 週間おきに行った。圃場は岩手県花巻市の 2ヶ所(湯口、湯口 3)で、どちらも 3 筆が隣接(西、中、東とする)している。品種は業務用米「ほむすめ舞」、「ゆみあずさ」と、飼料米「いわいだわら」である。本研究では、業務用米を作付けした圃場について、各品種の適切追肥量を明らかにするために 3 筆それぞれの追肥量を変え、その効果を比較可能にし、追肥後からドローンモニタリングによりデータ収集を行った。1 メッシュは約 3m 四方で、湯口では約 860 メッシュ、湯口 3 では約 420 メッシュのデータが取れた(表 1)。

手順としては、7/10~13 に追肥肥料「オール 14」を西から 20[kg/10a]、25[kg/10a]、30[kg/10a]と段階的に施肥し、それが収量に与える効果を比較した。2020 年の坪刈りによる予測収量によると、湯口では 20[kg/10a]以上の追肥は収量に影響を与えず、西が最も効率よく施肥できた。湯口 3 では 30[kg/10a]の追肥量が収量と肥料の費用を考慮した時、収益が最大となった[6]。2021 年の坪刈りによる予測収量では、西、中、東に収量の差はなかった。これは、8 月中旬に花巻市で雨が多くて気温が上がらず、肥料が溶けなかったこと、雨で流されたことで追肥肥料の差がなくなりその効果が生育に表れなかったことが大きな要因である。

[†]岩手県立大学大学院ソフトウェア情報学研究科
Graduate School of Software and Information Science,
Iwate Prefectural University

[‡]岩手大学生産技術センター花巻サテライト
Hanamaki branch, Research Center for Industrial
Science and Technology, Iwate University

表 1 モニタリング圃場

圃場名	湯口	湯口 3	
総面積	8650 m ²	3950 m ²	
メッシュ数	856	438	
品 種	2020 年	ほむすめ舞	ゆみあずさ
	2021 年	ゆみあずさ	いわいだわら
航空写真			
参考画像 GoogleMap			

3. 農作業評価に用いる植生指標

ドローン水稻モニタリング (以下モニタリング) とは、植物の葉の日光反射率から生育状態を評価するものである。例えば、健康な植物は赤領域と近赤外領域との反射率の差が大きくなる一方で、ストレス状態の植物はこの 2 領域の反射率の差が小さくなることが知られている (図 2)。本研究では、赤 (Red)、RedEdge、近赤外 (NIR: Near InfraRed) 領域の反射率から取得できる既存の 3 つの植生指標をもとに、新たな植生指標を提案する。

(1) NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

植生を診断できるものであり、(a)式のように Red と NIR 領域の反射率の差から導出される [1]。値は -1~1 を取り、値が大きいほど健康であることを表す。最も一般的に用いられている植生指標の一つであり、植物の観測などで幅広く用いられている。

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red) \quad (a)$$

(2) NDRE (Normalized Difference Red Edge Index)

ストレスを診断できるものであり、(b)式から分かるように、NDVI で Red の反射率を取得していたところを RedEdge に変更したものである [3]。値は -1~1 を取り、値が高いほどストレスが少ないことを表す。図 2 から分かるように、Red の反射率より RedEdge の反射率の方が NIR の反射率に近い、すなわち NDVI の 2 領域間より反射率の差が小さくなるが多いため、NDVI より値が小さくなるのが普通である。水稻では 0~0.3 くらいの値を取ることが多い。NDRE を見ただけで、何によるストレスかを判断することは難しく、ストレス要因を正確に知るためには当該箇所へ視察が必要である。岩手大学花巻サテライトの現場視察の結果、以下のことが分かった。

$$NDRE = (NIR - RedEdge) / (NIR + RedEdge) \quad (b)$$

- ① 畦畔付近が低い… 畦畔に穴がある可能性
- ② 風下が常時低い… 藁による根腐れで稲が死滅した可能性
- ③ 7~8月に値が低い… ノビエ等の雑草のリスク
- ④ 8月下旬に畦畔付近で低い… いもち病リスク

(3) CCCI (Canopy Chlorophyll Content Index)

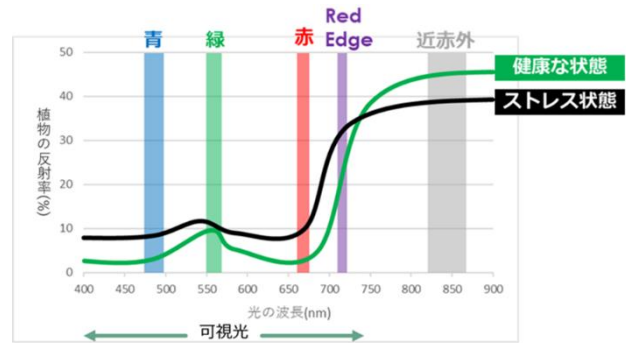


図 2 葉のスペクトル反射特性

小麦栽培での窒素濃度を診断することが可能な植生指標である [4]。一般的なモニタリングでは NDVI が使われることが多く、特に水稻に CCCI [4] を用いている研究は他にない。NDRE_{max} と NDRE_{min} は、Fitzgerald ら [4] の %N_{max}、%N_{min} の導出式と Davide ら [5] の窒素濃度 %N の予測式を用いて推定した窒素量 \hat{x}_i と、実測値 x_i の二乗平均平方根誤差 (RMSE) を求め、その最小のもののうち、NDVI と NDRE を 2 次的にプロットした際にすべてのデータをうまく挟めているものである。このようにして決めた NDRE_{max} と NDRE_{min} を (c) 式で用いることで CCCI を導出することができる。値は 0~1 を取り、値が高いほど窒素濃度が高いことを表す。水稻の場合、過剰な窒素は食味低下をもたらすため、必ずしも CCCI が高ければ良いというわけではない。

RMSE を求める都合上、実測値 (サンプリング) が必要である。そのため、NDVI と NDRE に比べ、CCCI を使用するには時間とコストがかかる。また水稻に応用するには窒素濃度 %N の予測式が必要となる。

$$\%N_{max} = 0.81 + \exp(1.68 - 0.00152x_i)$$

$$\%N_{min} = 0.35 + \exp(1.55 - 0.00738x_i)$$

$$\%N = (\%N_{max} - \%N_{min})(1.17 \times CCCI - 0.07) + \%N_{min}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}$$

$$CCCI = (NDRE - NDRE_{min}) / (NDRE_{max} - NDRE_{min}) \quad (c)$$

(4) sNDRE (Standardized NDRE : 標準化 NDRE)

NDRE は NDVI に比べ、Red と RedEdge の反射率の違いから、悪天候、肥料不足等からのストレスが比較的小さい値で検出される。すなわち、モニタリング期間内に大きなストレスが与えられないと検出されない。そこで新たに、観測日ごとに (d) 式の通りに標準化した NDRE (sNDRE) を提案する。(d) 式の μ 、 σ はそれぞれ、求めたいメッシュと同じ観測日かつ圃場の NDRE の平均値、標準偏差を表している。このようにすることであまり大きなストレスでなくても可視化できるようになり、なおかつ平均 0、分散 1 であり、異なる日のデータであってもその大小を比較できるため、時系列分析に適した植生指標となる。また、(3) の CCCI の式との類似性 (正規化と標準化) から、窒素濃度の推定にも活用が期待できる。

$$sNDRE = (NDRE - \mu) / \sigma \quad (d)$$

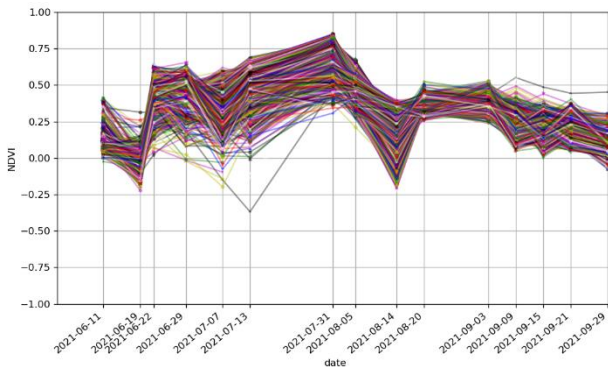


図 3 NDVI の時系列データ (2021 年湯口)

4. 機械学習によるデータ分析

継続的にモニタリングすることにより、メッシュごとに各植生指標の時系列データが取得できる。本研究では収量などの教師データに相当するものがないため教師なし学習を用いる。その中でも、クラスタリングアルゴリズムの 1 つである K-means 法を用いて表 1 に示した圃場に対して植生指標の時系列クラスタ分析を行う。一般的なクラスタリングは、点データ、すなわち散布図で表せるデータに対してグループ分けをする。しかし、本研究では時系列データを扱っているため、そのままではクラスタリングが行えない。そこで、Python プログラムで用意されている tslearn モジュールの関数 TimeSeriesKMeans を用い、K-Means 法による時系列データのクラスタリングを行う。これにより、図 3 のような大量の時系列データを似た傾向ごとにグループ分けすることができる。なお、クラスタ数の決定にはエルボー法 (図 4) を参考に主観的に決めている。

2021 年湯口について各植生指標の特徴を比較するために、それぞれのクラスタ分析を行った。その結果を以下に示す。植生指標ごとのエルボー図、クラスタリング結果、メッシュ分布、1 筆ごとのクラスタ割合は付録のとおりである。

(1) NDVI の分析結果

NDVI はクラスタ数 3 で時系列クラスタリングを行い、以下のクラスタ 0~2 に分類できた (付録)。

クラスタ 0 は南側に多くみられた。7 月上旬に一時的に低くなり、いったん低下したが、出穂期に 0.6 を超え、生育はおおむね良好であったとみられる。

クラスタ 1 は中央に多くみられた。全体を通して高く、同様に生育良好であったとみられる。

クラスタ 2 は北側に多くみられた。クラスタ 0, 1 と比較すると全体を通して低く生育不良であったとみられる。

ただし、クラスタ間の差は小さいものであり、岩手大学花巻サテライトによる現場での観察からは、クラスタ 2 のメッシュで生育不良は確認できなかった。このため、追肥効果の診断には向いていない。

(2) NDRE の分析結果

NDRE はクラスタ数 2 で時系列クラスタリングを行い、以下のクラスタ 0~1 に分類できた (付録)。

クラスタ 0 は、西、中、東に関わらず、南側に多かった。モニタリング期間を通して変化があまりなく、大きなストレスはなかったと考えられる。

クラスタ 1 は、西、中、東に関わらず、北から中央にかけて現れた。クラスタ 0 との違いは、8 月 14 日に大きく下

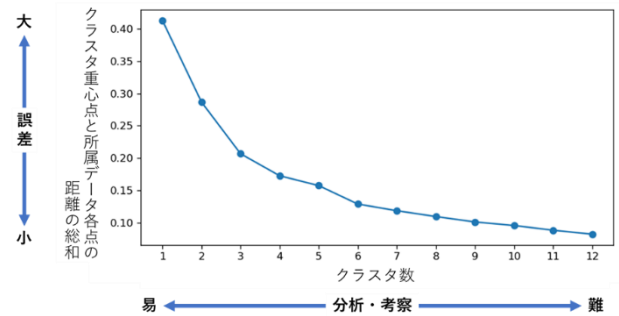


図 4 エルボー図

がったことである。前述の通り、この期間の長雨に起因している。

この植生指標は大きなストレスに限り診断が可能であり、追肥効果の診断には向いていない。

(3) CCCI の分析結果

本研究では窒素濃度の実測値を取得できなかったため、CCCI を簡易的に導出する。すなわち、個々の観測日において圃場内の NDRE が最大、最小となるものをそれぞれ $NDRE_{max}$ 、 $NDRE_{min}$ として CCCI を導出する。これは本来の導出方法と異なり、また絶対的な指標ではなく観測日ごとの相対的な値であり、時系列分析に適したデータとは言えないため、あくまでも参考の CCCI である。

CCCI はクラスタ数 4 で時系列クラスタリングを行い、以下のクラスタ 0~3 に分類できた (付録)。

クラスタ 0 は、西と東の南側にのみ現れた。モニタリング期間を通して 0.5 に最も近く、圃場内で基準・標準となるクラスタである。

クラスタ 1 は、西、中、東に関わらず、北から中央にかけて現れた。8 月 5 日と 8 月 14 日の差が最もあり、この間の低温が最も影響しているとみられる。

クラスタ 2 は、中の南側に現れた。クラスタ 0, 1 に比べ出穂期はやや高いが同様の推移をしている。

クラスタ 3 は、西と中の北側にのみ現れた。7 月から 8 月の間は他クラスタに比べ低い値を示し、追肥が少なかった、または雑草が肥料を吸収した箇所とみられる。

この分析結果からは、クラスタ 0, 1, 2 の値の差が小さく、追肥効果の診断はしづらい。ただし、クラスタ 3 については岩手大学花巻サテライトによる現場での観察との大きな乖離はなく、ノビエなどの雑草によるストレスであると判断できた。

(4) sNDRE の分析結果

sNDRE はクラスタ数 3 で時系列クラスタリングを行い、以下のクラスタ 0~2 に分類できた (付録)。

クラスタ 0 は、西、中、東に関わらず、北から中央にかけて現れた。追肥後に値の変化がないため、その効果がなく、肥料不足でストレスがあったとみられる。

クラスタ 1 は、西、中、東に関わらず、南側に現れた。モニタリング期間を通して値が高く、ストレスは少なかったとみられる。

クラスタ 2 は、西と中の北側に現れ、モニタリング期間を通して値が低くなっていた。ストレスの原因は 7 月~8 月の間、値が低い状態が続いていることから、肥料不足に加え、ノビエなどの雑草によるストレスがあったとみられる。

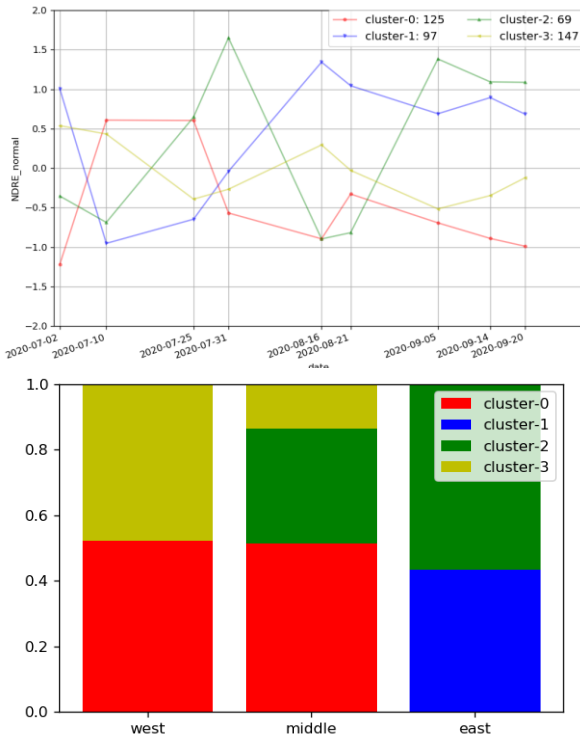


図 5 2020 年湯口 3 の sNDRE のクラスタリング結果と割合

この分析結果からは、クラスタ 0, 1, 2 に差があり、それぞれの特徴が分かる。岩手大学花巻サテライトによる現場での観察と大きな乖離はなく、坪刈りによる予測収量とも乖離がないことから、水稻の窒素濃度を診断することが可能な植生指標であることが分かった。

2020 年湯口 3 の分析結果を図 5 に示す。湯口 3 では 30[kg/10a]の東の追肥量 (図 5 の east) が収量と肥料の費用を考慮した時、収益が最大となったが、次に示すクラスタ 1, 2 が東で多く、その収量を裏付けている。

クラスタ 0 は、西、中で現れた。追肥後の値に変化がなくその後は減少し続けている。肥料不足とみられる。

クラスタ 1 は、東で現れ、追肥後の徐々に値が増加している。追肥の効果がゆっくり出ている。

クラスタ 2 は、中と東で現れ、追肥後すぐに値が増加している。追肥の効果がすぐに出ている。

クラスタ 3 は、西、中で現れた。追肥したものの値が減少し続けている。肥料不足とみられる。

5. 考察

5.1 CCCI の簡易導出法

CCCI の水稻への応用について考察する。本研究で用いた CCCI の簡易導出について、その特徴を分析する。CCCI は同一観測日内で相対的に値が求まる。このことは、ある日の作物状態を圃場内で比較するなどの場合には問題がないが、他の観測日と比較する場合、単純に値の高低だけで状態が悪くなった/改善したなどと判断することができない。すなわち、CCCI の時系列データの折れ線グラフは、前観測日より上昇/下降したとしても、窒素含有量が増えた/減ったことを表していない。そのためこの折れ線グラフは適切ではなく、クラスタリング結果を分析・考察する

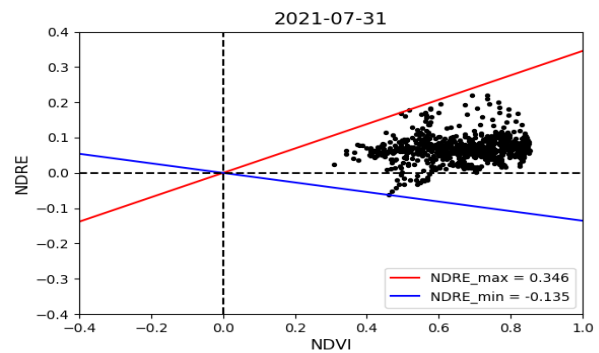


図 6 NDVI と NDRE との 2 次元プロット (2021 年湯口 出穂期)

際に誤解が生まれやすい。そこで全観測日の中で NDRE が最大, 最小のものを $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ とした $CCCI_{all}$ を作成した。

2021 年湯口の場合、 $NDRE_{max} \approx 0.261$, $NDRE_{min} \approx -0.394$ となった。これと (c) 式を用いて NDRE から $CCCI_{all}$ へ変換し、時系列クラスタリングを行った。エルボー法によりクラス数 2 で時系列クラスタリングを行い、以下のクラスタ 0~1 に分類できた (付録)。

$CCCI_{all}$ の分析結果は NDRE と非常に似ていることが分かった。これは、 $CCCI_{all}$ が全期間の NDRE をまとめて 0~1 に正規化したものだからである。 $CCCI_{all}$ は異常値・外れ値を含めて NDRE を正規化するため、NDRE に比べ異常値・外れ値に敏感である。したがって、この植生指標は大きなストレスに限り診断が可能であり、追肥効果の診断には向いていない。

5.2 CCCI の $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ の値

4 節の CCCI は Davide ら [5] の CCCI と導出方法が異なる。具体的には $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ の求め方が異なるため、CCCI も違った値を取る。確認のため、(i) 4 節の CCCI, (ii) 5.1 節の $CCCI_{all}$, (iii) Davide ら [5] の CCCI 導出を模倣したもの (各メッシュの NDRE/NDVI のうち最大, 最小), の 3 種類が、2021 年湯口ではどのような $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ を取るのかを表 2 に示す。

(i) の各観測日の NDRE のうち最大最小のものを用いる方法では、Davide ら [5] のものと CCCI の値が異なり、窒素濃度との関連付けが行われていない。(c) 式による NDRE の正規化をするだけである。NDRE の植物のストレスの判断から追肥効果の診断を、ある程度までは行うことはできるが、上述の通り観測日ごとに正規化された相対値で観測日ごとの差が出にくいいため、時系列分析にはあまり向いていない。

(ii) の全観測日の NDRE のうち最大最小のものを用いる方法では、全観測日で $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ がそれぞれ等しくなるため 5.1 節で説明したように、他観測日との比較がしやすくなるが、NDRE の分析結果と似た結果になってしまうことや、全観測日の NDRE を用いることから、モニタリング期間後にしか使うことができないなど、欠点が多い。

(iii) の Davide ら [5] の CCCI 導出を模倣した方法では、各メッシュの NDRE/NDVI のうち最大最小のものを用いた。この手法を視覚的に表わしたものが図 6 で、NDVI と NDRE との 2 次元プロットで表された点データを挟むように $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ の直線 (値は傾きを表し、切片は 0)

表 2 2021 年湯口のデータをもとに各導出方法で $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ を求めた時の値

観測日	6/11	6/19	6/22	6/29	7/07	7/13	7/31	8/05		
4 節 (3) の CCCI	0.081 -0.152	0.021 -0.193	0.035 -0.118	0.099 -0.185	0.066 -0.235	0.139 -0.181	0.221 -0.063	0.139 -0.035		
5.1 節の CCCI _{all}	0.261 -0.394									
$\frac{NDRE}{NDVI}$	1337.971 -54.922	70.405 -233.453	0.111 -1.323	9.362 -3.389	2.788 -14.468	18.535 -13.586	0.346 -0.135	0.350 -0.094		
観測日	8/14	8/20	9/03	9/09	9/15	9/21	9/29	平均	標準偏差	
4 節 (3) の CCCI	0.162 -0.394	0.261 0.021	0.191 -0.098	0.211 -0.098	0.203 -0.058	0.100 -0.101	0.119 -0.140	0.137 -0.135	0.069 0.095	
5.1 節の CCCI _{all}	0.261 -0.394								0.261 -0.394	0 0
$\frac{NDRE}{NDVI}$	348.622 -57.929	0.616 0.068	0.415 -0.358	0.728 -1.991	1.600 -0.930	0.304 -1.127	6.297 -45.350	119.897 -28.599	336.800 58.352	

※ 上段は $NDRE_{max}$, 下段は $NDRE_{min}$ を表す

が決められる。そのため、点データが原点近くにある場合、 $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ の絶対値が非常に大きくなり、実用的なデータではなくなってしまふ。すなわち、葉がまだ小さい（水面をモニタリングしてしまう）、ストレスがあるなどで $NDVI$, $NDRE$ が小さくなってしまふと使いにくくなってしまふ。実用的なのはどちらの絶対値も 1 以下のときであり、2021 年湯口では長雨の影響のあった 8 月 14 日を除き、7 月末から 9 月初めまでに限られる。なお、Davide ら[5]の導出式に従う場合、窒素量の測定、RMSE が最小かつすべてのデータを挟み込む $NDRE_{max}$, $NDRE_{min}$ を探すのは手間がかかる。その上、(i)と同様に、正規化された相対値で観測日ごとの差が出にくいいため、時系列分析にはあまり向いていない。

6. おわりに

本研究では、農作業（追肥作業）の評価を可視化するため、追肥量比較実験圃の継続的なモニタリングによって取得した植生指標の時系列分析を行った。これにより、現場視察が大変な圃場中央の生育状況を含め、圃場全体の生育状況を時系列で容易に知ることができた。本実験の対象である追肥作業であれば、適切な箇所に適切な量で施肥することができるため、肥料流出防止による SDGs の観点からの環境保全につながる。

また、小麦栽培の窒素量診断に用いられる植生指標 CCCI を参考にし、時系列分析で水稻の窒素量診断が行えるように、 $NDRE$ を標準化した $sNDRE$ を提案した。2020 年の湯口 3 での分析では、追肥量の変化により東西で収量の差が顕著に表れることが $sNDRE$ の値から読み取れた。さらに、正規化でなく標準化したことで CCCI では不正確であった、他観測日との比較が正確にできるようになった。以上を踏まえると 4 節 (3) の CCCI は時系列分析には適さず、追肥効果を時系列で判断することはできなかったが、本研究で提案した $sNDRE$ では容易かつ正確に表すことができる。

今後の課題としては、現状の分析方法の精度向上と今後の応用とがある。

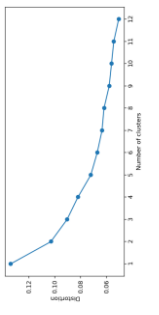
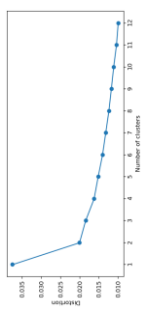
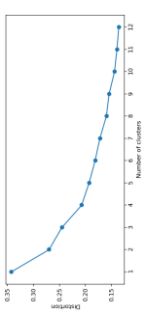
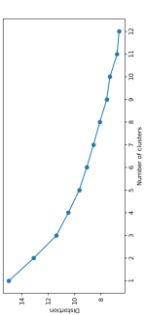
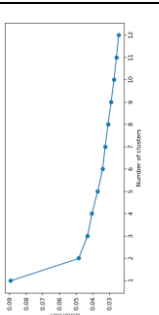
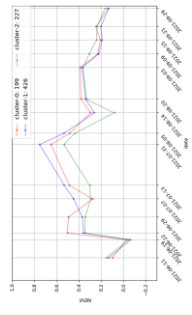
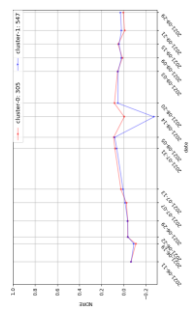
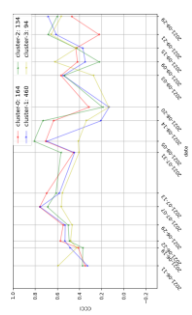
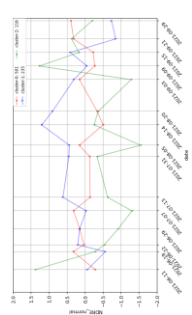
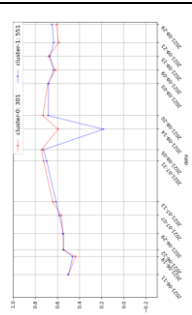
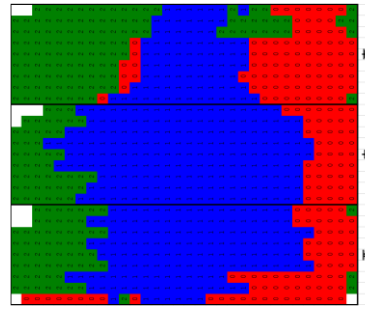
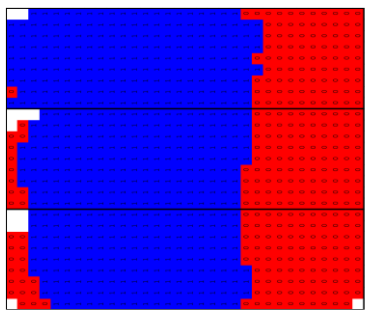
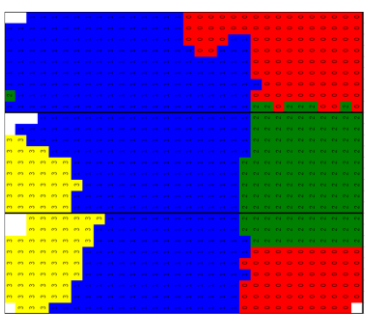
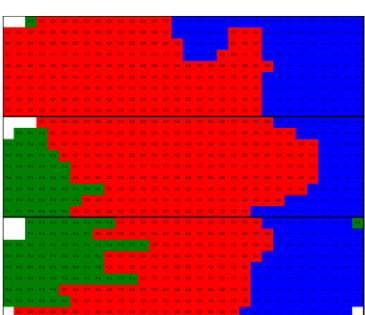
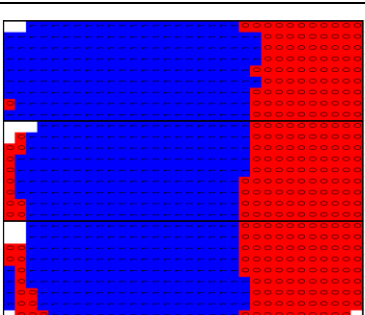
現状の分析方法の精度向上については、「適切なクラスタ数の設定」が挙げられる。現状、エルボー法により主観的にクラスタ数を決めているが、欠損値、異常値等がクラスタリングに与える影響を考慮しクラスタ数を定める必要がある。そのため、様々な手法を比較して適切なクラスタ数を評価する必要がある。

今後の応用については、「生育良好・不良状態の各植生指標の時系列変化を集め、雑草の繁殖や病気の発生する場所を早期に診断・予測する」ことが挙げられる。様々な状態のモニタリングデータを収集し植生指標データを集めることで、機械学習により診断・予測モデルを構築することができる。そのためにも、さらに多くの圃場で継続的にドローン水稻モニタリングを行う必要がある。

参考文献

- [1] 田中圭・近藤昭彦, 小型マルチコプターを用いた近接リモートセンシングによる水稻生育マップの作成 日本リモートセンシング, 36, 373-387 (2016).
- [2] モニタリングの現状と課題 | ドローン水稻モニタリング, <https://dronerice.jp/2017/04/27/モニタリングの現状と課題/> (2022.06.16 閲覧)
- [3] 原科幸爾, 山本清仁, 牧雅康, 武藤由子, 倉島栄一, “ドローン搭載のマルチスペクトルセンサを用いた津波被災水田の直播栽培におけるイネの生育モニタリング”, 農業農村工学会誌, 87(2), 121-126 (2019).
- [4] Fitzgerald, G., & Daniel, R., & Garry, J O'Leary., “Measuring and predicting canopy nitrogen concentration in wheat using a spectral index: The canopy chlorophyll content index (CCCI)”, Field Crops Res. 116, 318-324 (2010).
- [5] Davide, C., & Glenn, F., & Bruno, B., & Garry, O., & Deli, C., & Peter, G., & Costanza, F., “Use of the Canopy Chlorophyll Content Index (CCCI) for Remote Estimation of Wheat Nitrogen Content in Rained Environments”, Agronomy Journal, 103(6), 1597-1603 (2011).
- [6] 梅本紳太郎, “2020 年度農工連携報告と今後の展望”, 令和 2 年度岩手大学生産技術研究センターシンポジウム ハイテク技術の能・工・食 応用とその連携, 67-94 (2021).

付録 2021 年湯口の各植生指標のクラスタリング結果

植生指標	NDVI	NDRE	CCCI	sNDRE	CCCI _{adj}
エルボー 図					
クラスタ リング 結果					
メッシュ 分布					
1筆ごとの クラスタ 割合	