

順序データによる観測調査の 新たな利用可能性

—統計モデルを活用した難防除雑草カラスムギ の発生予測と管理効果の評価—

農研機構 植物防疫研究部門
雑草防除研究領域

松橋 彩衣子

国立環境研究所
生物多様性領域

深澤 圭太

はじめに

農地雑草の分布や密度を調査する手法は色々あるが、最も簡便な手法のひとつは、雑草の発生状況を「小」「中」「大」といった順序づけられたカテゴリ (ordinal categories) で表現する方法であろう。本誌の読者ならば、そのような調査記録を何度か目にしたことがあるのではないだろうか。遠観調査とも呼ばれる、目視によるこの手法は、特別な道具を必要としない上に、数や重さを測定する手法よりもはるかに時間や労力を節約できるという利点がある。そのため、広域の雑草分布を把握したい場合や、たくさんの地点を扱いたい場合、複数回にわたって調査を継続したい場合に極めて有効な手法と言える。一方で、こうした順序カテゴリによる調査データは、測定による数値データとは異なり、統計処理を行う上で難しさがあり、そのために「現状把握」「分類」といった利用に留まっていた。しかし、近年ではフリーソフトによって誰もが手軽に順序データを統計的に解析できるようになり、これまでにない新たな活用性を見出せるようになってきた。

そこで本稿では、ムギ畑の難防除雑草カラスムギ (図-1) を例に、過去に蓄積された調査記録と統計モデルを利用して、農地管理の雑草抑制効果を評価・予測することを目的とした研究を紹介する。管理によって雑草発生がどう移り変わるかについて、雑草発生



図-1 コムギ畑の中のカラスムギ
出穂すると背丈がコムギより大きくなり、よく目立つ。

の順序データとそれをとりまく管理条件を元に、順序ロジスティック回帰 (ordinal logistic regression) を用いた推移行列モデル (transition matrix model) によって推定していく。ここでは主に輪作や耕種防除による管理条件を扱うが、除草剤による化学的防除など、ここで扱わない条件にも適用していくことが可能である。もし、手元に似たようなデータがあれば、今回の手法が適用できそうか、読後に思いを馳せていただくと幸いである。なお、本稿の内容は Matsushashi *et al.* (2021 PLOS ONE 16(1): e0245217) に掲載された研究を日本語で解説したものである。そのため、本稿の内容を引用する際には、オリジナル論文を出典としていただくようお願いしたい。

1. ムギ畑で問題となるカラスムギと総合的雑草管理 IWM

カラスムギ (*Avena fatua* L.) は、世界中のムギ畑で甚大な被害をもたら

している難防除雑草である (Beckie *et al.* 2012; Jäck *et al.* 2017)。日本国内においても 1990 年代から問題が顕在化し (浅井・與語 2005)、現在でもムギ畑における多発により減収が生じている。国内のムギ作においては、2021 年現在において有効な生育期除草剤の登録はない。一方で、国外においては除草剤抵抗性が広く報告され、抵抗性獲得世界ワースト 2 とも言われるほど深刻な問題となっている (Heap 2014)。そのため、国内外では動機は違えどどちらも化学的防除以外の管理を組み合わせての防除を目指す総合的雑草管理 (IWM: Integrated weed management) の重要性が指摘されている (Harker *et al.* 2009; Bajwa *et al.* 2017; Matsushashi *et al.* 2021)。例えば、作目をムギから他の作物に変更したり (O'Donovan *et al.* 2013; Harker *et al.* 2016)、ムギの播種時期を遅らせたり (Brown 1953; 浅井・與語 2010) といった耕種防除の試みが検討されている。国内でも有効とされている方法は、夏作に水稲栽培を行うことである (木田・浅井 2006)。夏期の湛水条件が埋土種子を死滅させることで、翌年の発生を抑えることが期待できる。しかし、水稲作が難しい農地においては、他の対策が求められている状況にある。

2. 現地調査：順序カテゴリによる簡易観測

今回扱ったデータは、1997 年から



図-2 現地調査を行った圃場の位置

2009年にかけて茨城県のカラスムギ多発地域における現地圃場で収集されたものである(図-2)。計41圃場を対象として、各圃場において連続する4~13年間調査が行われ、計425観測分のデータが得られた。この地域では5月にはカラスムギが出穂して背丈がコムギよりも大きくなり(図-1)、発生を確認しやすくなる。そのため、毎年5月頃に圃場を回って調査が行われた。調査では、カラスムギの発生度を「Level 0: 無」「Level 1: 小(被度20%未満)」「Level 2: 中(被度20%-50%)」「Level 3: 大(被度50%以上)」の4段階の順序カテゴリとして評価した(図-3)。すべての圃場は、最初はコムギかオオムギのどちらかが栽培され、カラスムギが発生していたが、毎年調査を行ううちに、カラスムギの発生度は変化し、ムギ作ではなく野菜作や休耕を行う圃場も現れた。圃場によっては水路の状況や植生が変化し、前年の夏に水稻を行っていた形跡を持つものも現れた。また、一部の圃場ではムギの背丈が通常よりも低く、播種時期が遅く生育が遅れていることが察せられた。こうした状況も記録し、結果として、次の10通りの管理条件を比較・検討できるだけのデータが得られた。

- ①「農地利用：6条件(コムギ作・オオムギ作・野菜作等・水稻作・休耕(春先の管理無))・休耕(春先に耕起



図-3 本研究で定義したカラスムギ発生度

- 等の管理有))」
- ②「夏期湛水：2条件(有 or 無)」
- ③「播種時期を遅らせる調整：2条件(有 or 無)」
- ④「ムギ生育期の気温」

さらに、カラスムギの発生に関わる研究では、しばしば気温の影響が議論されるため、

④「ムギ生育期の気温」

の効果も検討することとした。気温データは、圃場地点の緯度経度を1kmスケールに変換し、12月から4月の平均値を農研機構メッシュ農業気象データ(The Agro-Meteorological Grid Square Data, NARO)(大野ら2016;小南ら2019)より収集した。

3. 統計モデルによる評価と予測

野外で取った調査記録から統計モデルを構築して評価・予測していくわけだが、この研究に限らず、データ解析を行う上で意外と重要となるのはデータの整理方法である。ここではまずデータの整理方法を紹介し、その後で統計フリーソフトR(R Core Team 2021)を使ったモデリングと予測について紹介していく。耳慣れない統計用語が出てくるかもしれないが、読みづらいところは適宜読み飛ばしていただくとして、雰囲気だけでも伝われば幸いである。

(1) データを整える：整然データ

データの整理方法は、人やデータによって様々な選択肢や作法があると思

うが、データを統計ソフトで扱うためには、整然データ(tidy data, 表-1)として整理しておくことと便利である。整然データとは、①個々の観測が1行で表現され、②個々の変数が1つの列をなし、③同じ性質を持つ一連の観測値が1つの表をなした表形式である(Wickham 2014; 西原 2017)。例えば、表-1では、圃場ID1で1998年に調査した情報が、1行で整理されている。観測項目ごとに列をつくり、1つのセルには1つの値を入れる。こうすると、統計ソフトで扱いやすいだけでなく、Excel等の表計算ソフト上でもソートしたりフィルターをかけたりと整理しやすくなる。また、データの引き継ぎ・提供の際にも他者に説明がしやすい。今回の場合は表-1にあるように、「圃場ID」、「年」、「緯度」、「経度」、「平均気温」、「カラスムギの発生度(4段階)」、「農地利用(コムギ作・オオムギ作・野菜作等・水稻作・休耕(春先の管理有))・休耕(春先の管理無))」、「夏期湛水の有無」、「播種時期調整の有無」の列を作り、整然データとして整理した。なお、表-1や以降の説明では、わかりやすいように各項目を日本語で表記しているが、統計ソフト上ではアルファベット表記の方がエラーを発生しづらく扱いやすくなる場合も多く、今回も実際には全てアルファベット表記にしている。このため、実践する際にはデータを記載する言語に少しだけご留意いただきたい。

ExcelやLibreOfficeなど、使い慣れている表計算ソフトでデータを整理

表-1 表計算ソフトを使った整然データの例

圃場ID	年	緯度	経度	平均気温	カラスムギ発生度	前年カラスムギ発生度	農地利用	夏期湛水	遅播き
1	1998	36.1	140.0	6.89	2		コムギ	F	F
1	1999	36.1	140.0	6.63	3	2	コムギ	F	F
1	2000	36.1	140.0	6.44	2	3	休耕 (春管理)	F	F
1	2001	36.1	140.0	6.15	2	2	コムギ	F	F
1	2002	36.1	140.0	7.51	2	2	コムギ	F	F
1	2003	36.1	140.0	5.83	2	2	オオムギ	F	F
1	2004	36.1	140.0	6.99	1	2	オオムギ	F	F
1	2005	36.1	140.0	6.38	1	1	オオムギ	F	F
1	2006	36.1	140.0	5.58	1	1	オオムギ	F	F
1	2007	36.1	140.0	7.40	2	1	オオムギ	F	F
1	2008	36.1	140.0	6.51	1	2	野菜	F	F
1	2009	36.1	140.0	7.47	2	1	オオムギ	F	F
2	1998	35.9	140.3	6.91	3		コムギ	F	F
2	1999	35.9	140.3	6.62	3	3	コムギ	F	F
2	2000	35.9	140.3	6.43	2	3	コムギ	F	F
2	2001	35.9	140.3	6.20	1	2	オオムギ	T	F
2	2002	35.9	140.3	7.44	1	1	オオムギ	T	F
2	2003	35.9	140.3	5.83	0	1	コムギ	T	F
2	2004	35.9	140.3	6.96	0	0	コムギ	T	F
2	2005	35.9	140.3	6.56	0	0	コムギ	T	F

ある圃場である年に行った1つの観測記録は、1行で整理される。観測項目ごとに列をつくり、1つのセルには1つの値を入れる。表中のT/Fは、管理のあり/なしを示している。ここでは日本語表記だが、統計ソフト上ではアルファベット表記の方が扱いやすい場合が多いので、可能ならばアルファベット表記をお勧めしたい。

したら、csvで書き出して、試しにRに読み込ませてみよう。

```
# data.csv というファイルを d という名前を付けて読み込む
d<-read.csv("C:/Users/ユーザー名/フォルダ名/data.csv") # " " 内はデータのパスとファイル名
```

```
# d の中にある "カラスムギ発生度" 列には 0, 1, 2, 3 という順序を示す数字が入っている
```

```
# これらは "数値" と認識されているので、これを "順序カテゴリ" として認識させる
d$カラスムギ発生度 <- ordered(d$カラスムギ発生度)
```

```
# "年" も数値として認識されているので、時系列 (time series) データとして認識させる
```

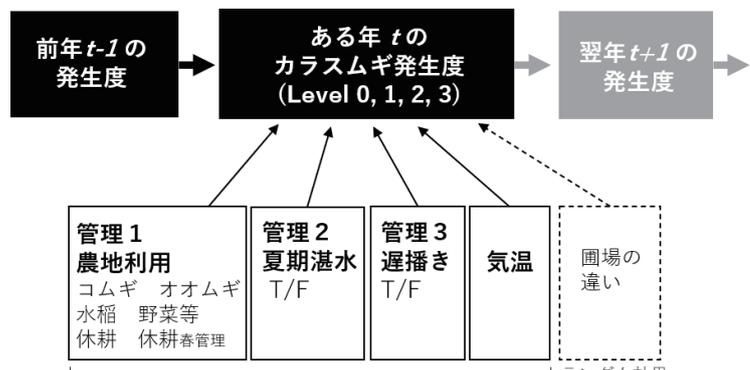
```
d$年 <- as.ts(d$年)
```

今回の研究では、農地利用のうち、コムギ畑を基準として他の条件を比較・検討する

そのため、"農地利用" のデータの順番を入れ替え、一番最初をコムギにする

```
d$農地利用 <- factor(d$農地利用, levels=c("コムギ", "オオムギ", "野菜等", "水稻", "休耕(春管理有)", "休耕(春管理無)"))
```

ここまでできたら、あとは解析する



※効果が小さいものはAICによるモデル選択で除去

図-4 ある年のカラスムギの発生度は、何によって決まるのか

だけである。

(2) 状態変化を統計モデルで表現する：混合順序ロジットモデルを使って

データの準備が整ったところで、ある年の「カラスムギの発生度」が何によって決まるのかについて、今一度立ち返って考えてみよう。「農地利用」や「夏期湛水」といった管理や気温等が「カラスムギの発生度」に及ぼす影響を、矢印で示すと図-4のようになる。ここで、管理条件以外に忘れてはならないのが「前年のカラスムギ発生度」である。直感的に、前年に大発生して種子をたくさんこぼした圃場は、当年もたくさん発生しそうである。そこで、「前年の発生度」からも矢印を伸ばそう。また、今回は41圃場を扱っているのだから、圃場の違いによるばらつきもあるかもしれない。とはいえ、その推定は今回の目的とは逸れるので、矢印は点線で表すことにしよう。今、図中では「ある年tのカラスムギ発生

表-2 作成したモデルの比較

モデル	前年の発生度				遅播き	農地利用					平均 気温	閾値確率			AIC
	Lv1	Lv2	Lv3	夏期 湛水		オオムギ	野菜等	水稻	休耕	休耕 春管理		Lv0 Lv1	Lv1 Lv2	Lv2 Lv3	
1	4.23	8.43	12.44	-1.39		0.22	-6.77	-18.79	-1.60	-5.34	0.31	-1.01	2.34	4.37	633.02
2	4.27	8.46	12.37	-1.44	-0.91	0.18	-6.86	-19.75	-1.68	-5.43	0.30	-1.19	2.17	4.23	633.12
3	4.26	8.47	12.46	-1.45	-0.98	0.21	-6.83	-19.75	-1.63	-5.46		-3.16	0.16	2.20	633.86
4	4.22	8.44	12.57	-1.39		0.26	-6.73	-18.79	-1.54	-5.36		-3.08	0.22	2.23	634.08
5	4.38	8.79	13.05		-0.85	0.26	-6.79	-19.78	-1.67	-5.37	0.32	-0.88	2.44	4.49	637.75
6	3.64	8.44	16.78	-0.90	-0.27						0.30	0.32	2.69	4.29	803.55
7				-3.23	-0.39	-0.36	-6.40	-19.26	-0.72	-4.28	0.36	-0.42	2.05	3.45	914.20

この研究では、AICが小さく（一般に、最も小さいAICとの差が2未満のモデルを選択するのが良いとされている）、説明変数の数も少ないモデル4を採用した。

度」に向けて、実線・点線あわせて6本の矢印が伸びている。矢印の先である「カラスムギの発生度」を目的変数、矢印の元を説明変数、点線矢印の元をランダム効果（ばらつき）とし、モデルで表現してみよう。

今回は、目的変数であるカラスムギ発生度が順序カテゴリであるため、混合順序ロジットモデルを使う。単純な順序なしカテゴリを扱うモデルとは異なり、カテゴリ間（例えば、Level 0と1の間や、Level 2と3の間）には序列関係が存在する。順序ロジットモデルはそのような序列関係を維持しながら、各カテゴリの確率と説明変数の関係を推測することが可能な統計モデルである。順序ロジットモデルでは、図-5で示したように左右にシフトしたロジスティック回帰曲線によってカテゴリ間の境界線である閾値確率を表現し、閾値確率同士の差（これは隣接するロジスティック回帰曲線の間のy軸方向の距離に相当する）をカテゴリごとの確率とみなしている。それにより、説明変数の変化に対してカテゴリの確率が滑らかに変化する様子を推定することができる。図-5では、Xの値が小さいときはLevel 0の確率が高く、Xが大きくなるに従ってLevel 1や2など中間的なカテゴリの確率の上昇を経て最終的にはLevel 3の確率が增大するという発生度と説明

変数の正の関係が示されている（二値反応のロジスティック回帰モデルと異なり、順序ロジットモデルにおいては正の関係の時にロジスティック回帰曲線が右下がりになることに注意）。混合順序ロジットモデルは順序ロジットモデルにランダム効果も組み込んだものである。もっと詳しく知りたい方は、Matsuhashi *et al.* 2021で数式等を確認することができるので、そちらも参照されたい。混合順序ロジットモデルは、Rのordinalパッケージのclmm2関数（Christensen 2019）で扱うことができる。

```
#ordinalパッケージはデフォルトでは入っていないため、適宜インストールする
install.packages(ordinal)
#パッケージを呼び出す
library(ordinal)
#説明変数を全て入れたフルモデル
res<- clmm2(カラスムギ発生度 ~
前年のカラスムギ発生度 + 農地利用 +
夏期湛水 + 遅播き + 気温, random = 圃場)
ここで、
summary(res)
```

を実行すると、結果が出力され、それぞれの説明変数の係数の推定値(Estimate)、標準誤差(Std. Error)、P値(Pr(>|z|))といった値を眺めることができる。それらの値をみると、「この説明変数はよく効いている」「こちらはあまり効いていなさそう」とい

う当たりをつけることができる。データ量に対して過度に説明変数が多く複雑なモデルは予測能力が低くなるのが懸念されるので、後者の「効いていなさそうなもの」については、他の説明変数の原因となっていない（バックドア基準に抵触しない）ことが確認できたら、いっそモデルから抜いてしまった方が良いかもしれない。変数を入れるか入れないかを検討するとき、同時に出力されるAIC（赤池情報量規準）という指標の値が小さいモデルを選択するという方法もある。この研究では、表-2のように説明変数を変えたモデルを複数作り、AICを比較した。結果として、「遅播き」と「気温」は効果が小さく、モデルから抜いてもあまり予測誤差は変わらないうえに、残された他の説明変数の原因になるとも考えにくいことから、モデルからは除外することとした。最終的には、次のモデルの推定値を使って予測を行った。

```
clmm2(カラスムギ発生度 ~
前年のカラスムギ発生度 + 農地利用 +
夏期湛水, random = 圃場)
```

さて、この式や図-4からも察せられるように、このモデルでは、被説明変数である「ある年*t*のカラスムギ発生度」が翌年*t+1*では説明変数にもなる自己回帰の構造が組み込まれている。この自己回帰を利用すると、ある状態から次の状態への移り変わりを

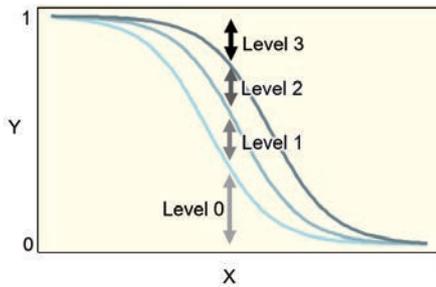


図-5 順序ロジットモデルで推定される確率の概念図

曲線は順序カテゴリ（ここでは Level）間の閾値確率を表し、矢印は各 Level の確率を表す。X が小さくなるほど Level 0 になる確率が大きくなり、X が大きくなるほど Level 3 になる確率が大きくなる。

計算することができる。図-6 を使ってもっと詳しくみてみよう。図-6 では、「ある年のカラスムギ発生度」が管理の効果によって「前年の発生度」から推移する状態を表現している。管理の効果は、前年の発生度から当年発生度へ推移（例えば、前年 Level 1 だった圃場が Level 3 となる等）する確率として表すことができる。発生度は 4 段階なので、推移確率は 4×4 の行列で表される。この推移行列モデルに、先ほど得られた推定値を当てはめると、様々な管理条件における推移確率を求めることができる。計算の詳細は割愛するが、例えば、「農地利用＝コムギ畑、夏期湛水＝なし」という条件の場合、4×4 の推移確率が求めら

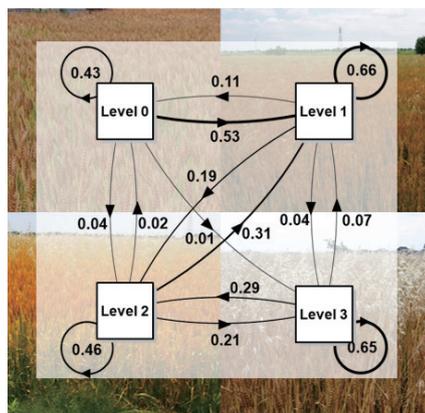


図-7 コムギ作を行った場合のカラスムギ発生度の推移

矢印の元は前年のカラスムギ発生度を、矢印の先は、当年にコムギ作を行った場合の発生度を示す。図中の数値は推移確率を表している。

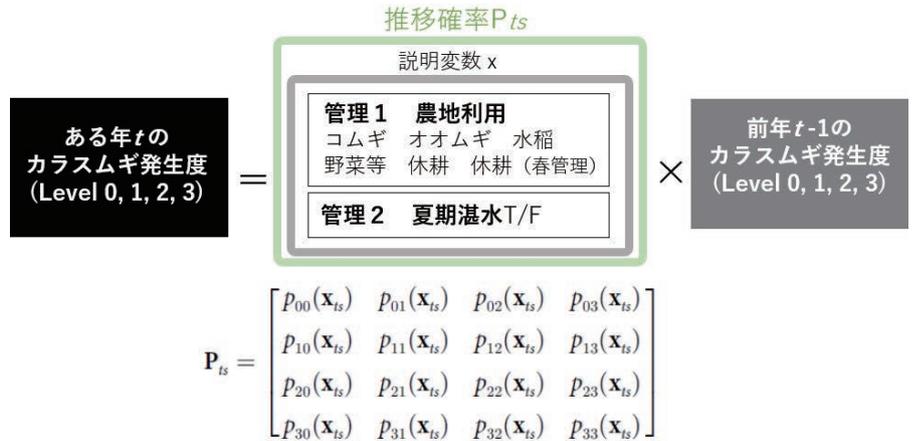


図-6 ある年のカラスムギの発生度は、前年からどう推移するか：推移行列モデル
管理効果は、前年の発生度から当年発生度へ推移する確率として表現できる。発生度は 4 段階なので、推移確率は 4×4 の行列で表される。x_{ts} は、ある年 t のあるサイト s における管理を示し、p_{ji} は Level i から Level j への推移確率を示す。掛け算を繰り返すことで、管理を繰り返した時の効果を予測できる。

れ、それらを可視化すると図-7 のようになる。図-7 を見ると、本研究のようなカラスムギ蔓延地域では、前年度 Level 0 だった圃場でコムギ畑を作ると、Level 0 が維持される確率が 0.43、Level 1 へ推移する確率が 0.53 でおおよそ半分を占めることがわかる。Level 2, 3 へ推移する確率はそれぞれ 0.04, 0.01 となり、これらの確率を全て足し合わせると 1 となる。このように図の全体を見ると、

- ・本研究のようなカラスムギ蔓延地域では、前年にカラスムギの発生が無い圃場 (Level 0) でも、コムギ畑を作ると高い確率で発生する可能性がある
 - ・Level 1 & 3 へ推移しやすい
 - ・Level 0 から 3 への推移は起こりうるが、逆は起こらない
- などを視覚的に確認することができる。

同様に、「農地利用＝コムギ畑、夏期湛水＝あり」の場合や、「農地利用＝オオムギ作・野菜作等・水稻作・休耕 (春先の管理有)・休耕 (春先の管理無)、夏期湛水＝なし」の場合は、図-8 のようになる。このように並べると、それぞれの条件の効果やその違いが直感的に理解しやすい。例えば、

- ・オオムギ作条件はコムギ作とほぼ同

じ傾向で、発生抑制への効果は認められない

- ・「野菜作」「水稻作」「休耕 (春管理有)」といった本種の生活史を完全に断ち切る農地管理は、たとえ前年の発生度が高くとも急速に抑制し、発生無 Level 0 へと推移させる
 - ・発生リスクの高いコムギ作条件下においても、夏期に湛水条件にした場合は発生が抑えられ、発生無・小に安定しやすい
- といったことを見て取ることができる。このように、これまで個別に検討されてきた管理効果を相対的に評価し、可視化することで、適切な管理手段を選択するうえで有用な情報を得ることができる。

(3) 管理を繰り返したらどうなるかを予測する

(2) では、「前年の発生度が管理によって当年はどうなるか」という状況を予測した。しかし、図-6 の掛け算を繰り返すと、「前年の発生度が管理によって当年はこうなり、その管理をもう一年行くと来年は…」という状況も予測できそうである。このように、この掛け算を 20 回繰り返すと、図-9 のように、20 年分の確率の変化をシ

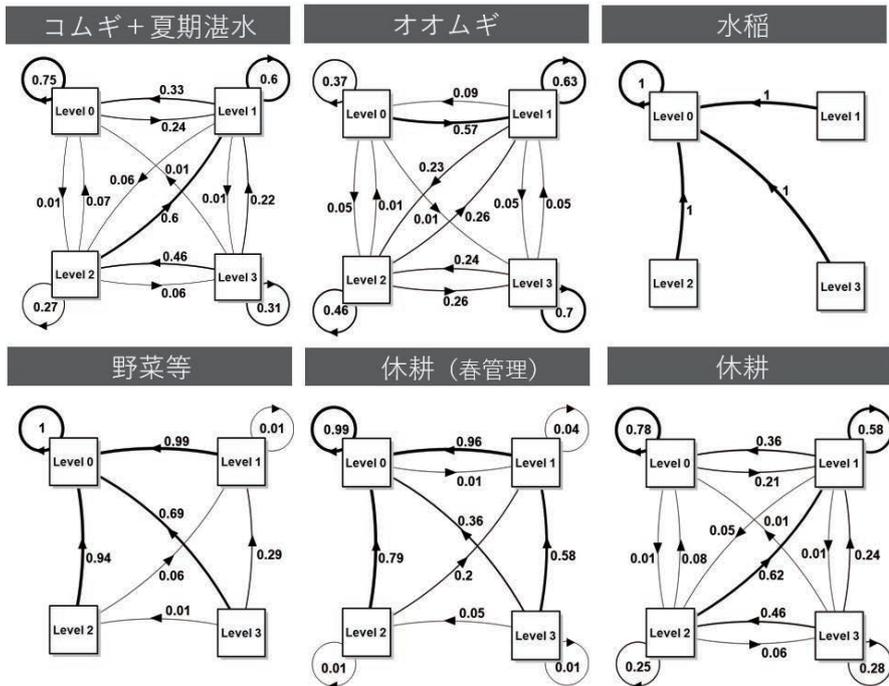


図-8 各管理条件下におけるカラスムギ発生度の推移
矢印の元は前年のカラスムギ発生度を、矢印の先は、当年にコムギ作を行った場合の発生度を示す。図中の数値は推移確率を表している。

なる確率はそれぞれわずか5%, 1%に抑えられる。いずれの場合も、3年ほどで確率は大きく変化している。また、(2)で顕著な抑制効果がみられた「野菜作」「水稻作」「休耕(春管理有)」とコムギを交互に繰り返すと、1年で発生を0に近づけることができ、Level 0,1の状態を継続させることができる。このように管理の効果は早くて1年、遅くとも3年以内に顕著に出ることが予想される。このように、長期的な予測によって

- ・カラスムギ蔓延地域において、ムギ連作は高リスク
- ・夏期湛水(夏作水稻)によりリスクは大幅に低減
- ・単年の作目変更・休耕も抑制効果大
- ・3年同じ管理を続けて効果が認められない場合は、別の管理方法の検討へといった情報を得ることができる。これらは、管理計画の長期的な最適化に有用である。

おわりに：順序データを利用して、経験則の見える化へ

順序カテゴリによる簡易観測は、これまで多くの雑草調査で行われてきたものの、統計モデルによってその背景にあるプロセスにアプローチするような研究はなされてこなかった。本研究では、従来とは異なる視点からこうしたデータを見つめることで、推移行列モデルによって農地における様々な管理条件下でのカラスムギ発生度の移り変わりを推定し、管理の効果を評価し、

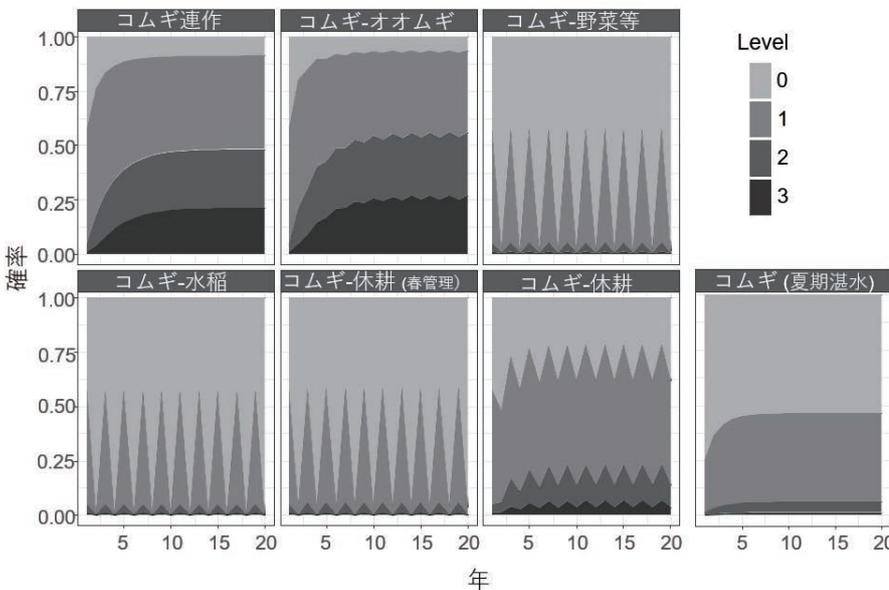


図-9 管理を繰り返したときのカラスムギ発生度の推移確率の時間的変化
コムギ連作、コムギと他の管理(オオムギ、野菜等、水稻、休耕)を交互、及び夏期湛水を行うコムギ連作における、20年間のカラスムギ発生度の推移確率。カラスムギ発生度の初期値はLevel 0(発生無)。

ミュレートすることができる。ここではコムギを作り続ける場合と、夏期湛水条件にしてコムギを作り続ける場合、コムギ作と他の条件を交互に行う場合についての結果を示している。例えば、本研究のようなカラスムギ蔓延地域でコムギを作り続けていくと、発

生無(Level 0)の状態からスタートしても10年もするとLevel 0になる確率が10%以下になり、Level 2か3になる確率が50%をも占めるようになることがわかる。しかし夏季湛水条件と組み合わせると、50%以上の確率でLevel 0となり、Level 2, 3と

長期的に予測することができた。これは、簡易観測の新たな活用性を提示したともいえる。「順序カテゴリによる観測」は、雑草管理のみならず様々な分野で行われている。今回扱ったような被度や密度のような「量」を表すものだけではなく、「質」も順序カテゴリで表されることが多い。注意深く見ると、本研究で扱ったような「複数年にも及ぶ順序データ」は色々な場面で目にすることがあるだろう。もし、身近なところで目にしたら、少しでも本研究のことを思い出し、そのデータの背景に迫れるかを思い描いて頂けると嬉しい。

さて、本研究で示したような結果、例えば「夏に水稲栽培をすると、翌春のカラスムギの発生が抑えられる」というような指摘はこれまでもなされてきたし、ムギ畑を作るよりも休耕にした方がカラスムギの発生を抑えられそうだ、という直感的な当たりはこれまでもつけることはできただろう。しかし、本研究ではこうした「経験則」をまとめて「見える化」したことで、これまで個別に検討されてきた管理効果を相対的・長期的に評価することを可能とした。IWMの推進が求められる今日の雑草管理において、様々な選択肢の中から管理を効率的に最適化していくためには、こうした「経験則の見える化」がますます求められていくこととなるだろう。そうした動きは、生産者の意思決定や効率的な農業生産活動促進へのさらなる支援に繋がっていくと確信している。

謝 辞

本研究は農林水産省戦略的プロジェクト研究推進事業「農業被害をもたらす侵略的外来種の管理技術の開発」(JPJ0079666)の助成を受け、また一部をJSPS科研費(若手研究19K20493)の助成を受けて行った。本稿執筆に際し、安藤美咲氏(茨城県県西農林事務所)、井原希氏、江川知花氏、松山宏美氏(農研機構)、小黒芳生氏(森林総研)、水口亜紀氏(福井県立大)から貴重なご意見をいただいた。

出 典

Matsubashi, S., Asai, M. and Fukasawa, K. 2021. Estimations and projections of *Avena fatua* dynamics under multiple management scenarios in crop fields using simplified longitudinal monitoring. PLOS ONE 2021, 16(1): e0245217.

引用文献

浅井元朗・與語靖洋 2005. 関東・東海地域の麦作圃場におけるカラスムギ、ネズミムギの発生実態とその背景. 雑草研究 50(2), 73-81.
浅井元朗・與語靖洋 2010. コムギ播種時期・播種量とトリフルラリン剤処理がカラスムギ防除に及ぼす影響. 雑草研究 55(3), 158-166.
Bajwa, AA. *et al.* 2017. Biology and management of *Avena fatua* and *Avena ludoviciana*: two noxious weed species of agro-ecosystems. Environ. Sci. Pollut. Res. 24, 19465-19479.
Beckie, HJ. *et al.* 2012. The Biology of Canadian Weeds. 27. *Avena fatua* L. (updated). Can J Plant Sci. 92, 1329-1357.

Brown, DA. 1953. Wild Oats: Progress in Cultural Control. Weeds. 2, 295-299.
Christensen, RHB. 2019. Ordinal-Regression Models for Ordinal. In: Data. R package version 2019.12-10. 2019. <https://cran.r-project.org/package=ordinal>.
Harker, KN. *et al.* 2009. Integrating Cropping Systems with Cultural Techniques Augments Wild Oat (*Avena fatua*) Management in Barley. Weed Sci. 57, 326-337.
Harker, KN. *et al.* 2016. Diverse Rotations and Optimal Cultural Practices Control Wild Oat (*Avena fatua*). Weed Sci. 64, 170-180.
Heap, I. 2014. Global perspective of herbicide-resistant weeds. Pest Management Science 70, 1306-1315.
Jäck, O. *et al.* 2017. Wheat yield loss in response to *Avena fatua* competition and effect of reduced herbicide dose rates on seed production of this species. J. Plant Dis. Prot. 124, 371-382.
木田揚一・浅井元朗 2006. 夏期湛水条件がカラスムギおよびネズミムギ種子の生存に及ぼす影響. 雑草研究 51(2), 87-90.
小南靖弘ら 2019. メッシュ農業気象データ利用マニュアル Ver.4. 農研機構, 67.
西原史暁 2017. 整然データとは何か. 情報の科学と技術 67(9), 448-453.
O'Donovan, JT. *et al.* 2013. Combining cultural practices with herbicides reduces wild oat (*Avena fatua*) seed in the soil seed bank and improves barley yield. Weed Sci. 2013. 61, 328-333.
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.
RCore Team R 2021. A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.
Wickham, H. 2014. Tidy data. Journal of Statistical Software. 59(10).