バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌　Vol.25，No.1，pp.21－31（2023）
Copyrightⓒ2023 Biomedical Fuzzy Systems Association

[Original article]

（2023 年 1 月 17 日　Accepted）

コスト制約がある栽培管理におけるベイズ学習

前田　康成[1]

１）北見工業大学・地域未来デザイン工学科

要約：農業における利益の最大化については，従来から数多くの研究が行われている．栽培管理に関する従来研究では，確率が未知という条件のもとで期待利益が最大化されている．農業では収穫期まで収入がないため，現実には，栽培管理に使用できる予算額に限界がある．しかし，従来研究ではコストに関する制約は考慮されていない．そこで，本研究ではコスト制約を伴う新しい栽培管理方法を提案する．コスト制約を伴う栽培管理を，確率が未知のマルコフ決定過程でモデル化する．提案方法では，動的計画法を用いてベイズ基準のもとで期待利益を最大化する．提案方法の有効性をいくつかの数値計算例で確認する．数値計算例では，コスト制約の額に応じた期待利益が確認された．提案方法は栽培履歴データのない地域や，地球温暖化の影響を受けた地域に有効と考える．本研究は基礎研究であり，今後の課題として本研究の拡張研究が必要である．
キーワード：栽培管理，コスト制約，マルコフ決定過程，未知確率，動的計画法

Bayesian Learning for Cost Constrained Cultivation Management

Yasunari MAEDA[1]

1)　School of Regional Innovation and Social Design Engineering, Kitami Institute of Technology

Abstract: *There is a lot of previous research on profit maximization in agriculture. In previous research on cultivation management, the expected profit is maximized under the condition that probabilities are unknown. There is no income until the harvest season in agriculture. In reality, there is a limit to the budget that can be spent on cultivation management. However, cost constraint has not been considered in the previous research. In this research, a new cost constrained cultivation management method is proposed. Cost constrained cultivation management is modeled by Markov decision processes with unknown probabilities. The proposed method maximizes the expected profit with respect to a Bayes criterion by dynamic programming. The effectiveness of the proposed method is shown by some numerical calculation examples. The expected profits according to the cost constraints are confirmed. The proposed method is effective for areas without historical data and areas affected by global warming. This research is a basic research, and future extended research is required.*
Keywords: *cultivation management, cost constraint, Markov decision process, unknown probability, dynamic programming*

Yasunari MAEDA
165 Koen-cho, Kitami-shi, Hokkaido, 090-8507, Japan
Phone: +81-157-26-9328, Fax: +81-157-26-9344, E-mail: maedaya@mail.kitami-it.ac.jp

1. はじめに

農業分野では，近年のデータサイエンス／人工知能／機械学習の流行以前から，数理工学に基づく利益（または収入）や収穫量の最大化（または増大）が検討されている[1]-[14]．さまざまな研究テーマが存在するが，例えば，栽培する作物を選択（決定）する輪作[1]-[4]，既に植えられた作物の日々の管理（生育状態に応じた栽培行動（肥料散布，間引きなど）の選択）を実施する栽培管理[5]-[11]が検討されている．また，輪作と栽培管理で個別に最適化するのではなく，輪作と栽培管理を統合した統合管理（全体最適）も検討されている[12]-[14]．

本研究では，栽培管理を検討対象とする．栽培管理は確率モデルを用いてモデル化されることが多く，従来研究[6][10][11]では確率が未知の場合を検討している．従来研究[11]では，対象地域における栽培管理の履歴データがない場合（あるいは不足する場合）に，各種確率（各種確率分布を支配するパラメータ）を推定するのに十分な量の履歴データが存在する近隣地域の各種確率の推定値（推定済のパラメータ）を利用してベイズ基準のもとで期待利益を最大化する．

農業では農作物の性質上，収穫期にならないと売上が発生しない．そのため，収穫期以前の栽培管理中には収入がなく，必ずしも栽培管理の予算が常に潤沢とは限らない．しかし，従来研究[11]ではコスト制約は考慮していない．そこで，本研究では収穫期以前に栽培管理用に支出可能な栽培管理コストの制約を新たに導入し，未知パラメータを伴う栽培管理におけるコスト制約のもとでの期待利益の最大化を検討する．

ただし，本研究では従来研究[11]のように，栽培履歴データのない対象地域における近隣地域の推定済パラメータの利用に限定しない．近年，地球温暖化の影響によって気象が変化し，農作物の栽培適地（栽培に適した地域）にも変化が生じている[15]-[17]．従来から栽培してきた作物の栽培に適さなくなった地域では，温暖化の影響を受けた近年の気象を考慮の上，新たな作物の栽培に挑戦することがある．このような対象地域では，新たな当該作物の他地域の推定済パラメータの利用が考えられるが，この場合の他地域は近隣地域ではなく当該作物の従来からの栽培適地である遠方の地域が想定される．また，その遠方の地域も温暖化の影響を受けているため，実際に利用する推定済パラメータは当該遠方地域の過去のある年代の推定済パラメータの場合も考えられる．本研究では，このような温暖化対策における遠方地域と年代の組に対応した推定済パラメータの利用も想定に含める．

期待利益最大化の提案方法の有効性を検証するための数値計算例を紹介する．提案方法の数値計算例で使用する各種確率等の設定は，著者の主観による設定であり，実データに基づくより厳密な検証は今後の課題である．また，提案方法の数値計算例以外に，実際の気象データを利用して，地球温暖化によって現在（近年）の北海道余市町の気象が40年前の長野県松本市と類似することを確認する．類似性について，実データの単純な比較以外に，ベイズ統計学に基づく事後確率でも確認する．本研究の期待利益最大化の提案方法では，対象地域と他地域の類似性を事前確率として利用する．事前確率は既知と仮定しており，事前確率の具体的な設定方法は今後の課題であるが，気象データに基づく設定も可能と考える．

なお，本研究は基礎研究の初期段階であり，議論を簡便にするために簡易な問題設定を扱っている．よって，今後の拡張研究として，より現実に近い問題設定を検討する必要がある．

2. 準備

ベイズ学習に利用する既存の他地域の履歴データ（十分な量の履歴データから算出／推定されたパラメータ）の候補あるいはベイズ学習の目的に関して，本研究は従来研究[11]の拡張であるが，数理モデルに関しては栽培管理コストの制約の追加以外は従来研究[11]と同様でマルコフ決定過程[18]に基づくモデル化である．以下に本研究で使用する記号等を説明する．

$s_i \in S$は栽培作物のi番目の生育状態を示し，$S=\{s_1, s_2, \dots, s_{|S|}\}$は生育状態集合である．生育状態は添え字番号が小さい状態ほど良好な状態とする．$s_{|S|}$は全滅状態を示し，全滅状態では栽培行動を選択せずに，栽培管理を終了する．$a_i \in A$はi番目の栽培行動（肥料散布，間引きなど）を示し，$A=\{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$は栽培行動集合である．$c(a_i)$は栽培行動$a_i$のコスト（万円）を示す．本来は，栽培行動の候補である栽培行動集合は時期（発芽時期や着果時期など）によって異なるが，本研究ではこれも従来研究[11]同様に簡便のため時期に依存しない架空の同一集合を仮定している．

$\theta_i \in \Theta$は各種確率を支配するi番目のパラメータを示し，$\Theta=\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{|\Theta|}\}$はパラメータ集合である．パラメータ集合$\Theta$は，十分な履歴データが存在する$|\Theta|$個の地域（あるいは，その地域の特定の年代）のパラメータの集合である．従来研究[11]では，栽培管理の対象地域の

パラメータが未知のもとで，近隣地域のパラメータのみ利用することを仮定した．しかし，本研究では従来研究同様に農業未経験の地域における栽培管理に加えて，近年の温暖化で気象変化した地域における新規作物の栽培管理も対象とする．後者の場合には，従来，当該新規作物の栽培に適しているとされてきた複数の遠方地域のパラメータの利用を想定する．なお，温暖化の影響は遠方地域にも影響しているため，特に当該作物の栽培に適していた特定の年代のパラメータの利用も考えられる．例えば，ある遠方地域の履歴データを10年ごとに分割したもとで，平均収穫量が最大の10年分の履歴データに基づくパラメータの利用等が想定される．対象地域の真のパラメータは未知とするが，対象地域がパラメータ既知の他地域とどの程度類似しているかに関する事前知識に相当する，既知パラメータθ_iに対する事前確率$\Pr(\theta_i)$は既知とする．

$\Pr(s_j|\theta_i)$はパラメータθ_iのもとで，初期の生育状態がs_jである初期生育状態確率を示す．$\Pr(s_l|s_k,a_j,\theta_i)$はパラメータ$\theta_i$のもとで，栽培行動$a_j$を実施した際に，生育状態$s_k$から生育状態が$s_l$に遷移する生育状態遷移確率を示す．

このように，本研究では栽培管理の対象地域の履歴データは存在しないが，$|\Theta|$個の地域（あるいは地域と年代の組）には各種確率（初期生育状態確率と生育状態遷移確率）を十分な精度で推定するのに必要な履歴データがあると仮定する．上記の各パラメータθ_iのもとでの各種確率は各地域（あるいは地域と年代の組）の推定された確率に相当する．本研究では議論を簡便にするため，全期間を通して同じ生育状態集合，栽培行動集合，生育状態遷移確率を仮定する．この設定も従来研究[11]と同様である．より現実に近い問題設定は今後の課題である．

栽培行動を選択（実施）すると，生育状態遷移確率に従って次期の生育状態に遷移する．初期生育状態から始めて，栽培行動選択，生育状態遷移を有限のT回繰返すと，最終的な遷移先の生育状態s_iに対応した平均的な収穫量$h(s_i)$（トン）が得られるとする．栽培作物の単価をp（万円／トン）とする．単価は農家が出荷する際の価格で，出荷によって売上$ph(s_i)$を得る．

T回の栽培行動選択における限度額（コスト制約）をL（万円）とする．従来研究では，T回の栽培行動選択に関して何も制約はなく，常に任意の栽培行動を選択可能だった．しかし，本研究ではT回の栽培行動選択における限度額（コスト制約）Lが存在するため，限度額の範囲内で栽培行動を選択する．

栽培管理をT期間の決定問題と考え，t期の状態（生育状態ではなく，決定問題における状態）を示す変数を$X_t=(X_{t,1},X_{t,2})$, $X_{t,1}\in S$をt期の生育状態, $X_{t,2}$をt期のコスト制約（限度額の残り），$X_{1,2}=L$とする．従来研究[11]では，決定問題の状態は生育状態のみで構成されていたが，本研究では生育状態とコスト制約で構成される．さらに，$Y_t\in A$をt期の栽培行動を示す変数，T期目の生育状態$X_{T,1}$での栽培行動$Y_T\in A$によって最終的に生育状態$X_{T+1,1}$に遷移した際に得られる収穫量を示す変数を$Z=h(X_{T+1,1})$とすると，利益は$\sum_{i=1}^{T}(-c(Y_i))+pZ$万円である．$t+1$期のコスト制約$X_{t+1,2}$は, $X_{t+1,2}=X_{t,2}-c(Y_t)$である．

3. 定式化

統計的決定理論[19]に基づいて定式化を行う．T期間の利益に相当する効用関数を次式に示す．

$$U(d(\cdot,\cdot,\cdot),X^{T+1}Y^{T}Z,\theta^*)=\sum_{i=1}^{T}(-c(Y_i))+pZ. \quad (1)$$

ただし, $d(\cdot,\cdot,\cdot)$はt期の状態X_t（生育状態$X_{t,1}$と制約$X_{t,2}$），t期までの状態と栽培行動の系列$X^tY^{t-1}=X_1Y_1\cdots X_{t-1}Y_{t-1}X_t$, 期を示す自然数$t$を受け取って, t期に選択する栽培行動Y_tを算出する決定関数である. 式(1)の効用関数は各種確率を支配する真のパラメータがθ^*のもとで，決定関数$d(\cdot,\cdot,\cdot)$を用いて，系列$X^{T+1}Y^{T}Z=X_1Y_1\cdots X_TY_TX_{T+1}Z$に相当する事象が起きた場合の利益を示す．

次に，真のパラメータがθ^*，栽培行動コストの限度額が$X_{1,2}$のもとで，決定関数$d(\cdot,\cdot,\cdot)$を用いた場合の利益の期待値に相当する期待効用$EU\left(d(\cdot,\cdot,\cdot),X_{1,2},\theta^*\right)$を次式に示す．

$$\begin{aligned}EU\left(d(\cdot,\cdot,\cdot),X_{1,2},\theta^*\right)&=\sum_{X_{\cdot,1}^{T+1}\in S^{T+1}}\Pr(X_{1,1}|\theta^*)\\&\quad\prod_{i=1}^{T}\Pr(X_{i+1,1}|X_{i,1},Y_i,\theta^*)\left(\sum_{j=1}^{T}(-c(Y_j))+pZ\right)\\&=\sum_{X_{1,1}\in S}\Pr(X_{1,1}|\theta^*)\\&\quad(-c(Y_1)+\sum_{X_{2,1}\in S}\Pr(X_{2,1}|X_{1,1},Y_1,\theta^*)\\&\quad(-c(Y_2)+\sum_{X_{3,1}\in S}\Pr(X_{3,1}|X_{2,1},Y_2,\theta^*)\cdots\\&\quad(-c(Y_T)+\sum_{X_{T+1,1}\in S}\Pr(X_{T+1,1}|X_{T,1},Y_T,\theta^*)\,pZ)\cdots)).\end{aligned} \quad (2)$$

ただし，$X_{\cdot,1}^{T+1}$は生育状態の系列$X_{1,1}X_{2,1}\cdots X_{T,1}X_{T+1,1}$である. 仮に真のパラメータ$\theta^*$が既知であれば, 式(2)の期待効用を最大にする決定関数が最適な栽培管理方法で

である．しかし，本研究では真のパラメータは未知である．

本研究では，真のパラメータθ^*は未知のため，パラメータθ_iに関する事前確率$\Pr(\theta_i)$を導入し，事前確率に対する期待効用の期待値であるベイズ期待効用$BEU\left(d(\cdot,\cdot,\cdot),X_{1,2},\Pr(\theta_i)\right)$について考える．

$$BEU\left(d(\cdot,\cdot,\cdot),X_{1,2},\Pr(\theta_i)\right)= \sum_{\theta_i\in\Theta}\Pr(\theta_i)EU\left(d(\cdot,\cdot,\cdot),X_{1,2},\theta_i\right). \quad (3)$$

式(3)のベイズ期待効用を最大化する決定関数が，ベイズ基準のもとで期待利益を最大化するという意味で最適な栽培管理方法である．ベイズ期待効用を書き下すと期待効用同様にT期間の入れ子構造になる．この入れ子構造に多段的な意思決定問題の最適化方法である動的計画法[18]を適用することによって期待利益を最大化する栽培管理方法を次章で提案する．

4. ベイズ最適な栽培管理

4.1 事後確率の計算

提案方法の説明の前に，後述の提案方法中の事後確率の計算について説明する．

1期の生育状態（初期生育状態）$X_{1,1}\in S$を観測したもとで，パラメータの事前確率$\Pr(\theta_i)$は次式によって事後確率$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{1,1}\right)$に更新される．

$$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{1,1}\right)=\frac{\Pr(\theta_i)\Pr\left(X_{1,1}\middle|\theta_i\right)}{\sum_{\theta_j\in\Theta}\Pr(\theta_j)\Pr\left(X_{1,1}\middle|\theta_j\right)}. \quad (4)$$

t期の生育状態$X_{t,1}\in S$で栽培行動$Y_t\in A$を選択（実施）して$t+1$期の生育状態$X_{t+1,1}$への遷移を観測したもとで，パラメータの事後確率$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)$は次式によって事後確率$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{t+1}Y^{t}\right)$に更新される．ただし，$X_{\cdot,1}^{t+1}$は生育状態の系列$X_{1,1}X_{2,1}\cdots X_{t+1,1}$である．

$$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{t+1}Y^{t}\right)= \frac{\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)\Pr\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,\theta_i\right)}{\sum_{\theta_j\in\Theta}\Pr\left(\theta_j\middle|X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)\Pr\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,\theta_j\right)}. \quad (5)$$

4.2 提案方法

以下に，コスト制約があり，各種確率を支配する真のパラメータが未知の栽培管理において，期待利益をベイズ基準のもとで最大化する提案方法を提案する．具体的には動的計画法を利用し，T期から1期まで遡りながら処理する．処理がT期とT期以外で異なるため，最初にT期の処理を示す．

$$v(X_T,X^TY^{T-1},T)= \max_{Y_T\in A(X_{T,2},T)}\sum_{X_{T+1,1}\in S}\overline{\Pr}\left(X_{T+1,1}\middle|X_{T,1},Y_T,X_{\cdot,1}^{T}Y^{T-1}\right) ph\left(X_{T+1,1}\right)-c(Y_T). \quad (6)$$

ただし，$X_{T,1}=s_{|S|}$（T期の生育状態が全滅状態）の場合には，$v(X_T,X^TY^{T-1},T)=0$で，T期には栽培行動を選択しない．$A\left(X_{T,2},T\right)$はT期のコスト制約$X_{T,2}$のもとで選択可能な栽培行動の集合である．

$$A\left(X_{T,2},T\right)=\left\{a_i\middle|c(a_i)\le X_{T,2}\right\}. \quad (7)$$

$\overline{\Pr}\left(X_{T+1,1}\middle|X_{T,1},Y_T,X_{\cdot,1}^{T}Y^{T-1}\right)$は，パラメータの事後確率$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{T}Y^{T-1}\right)$に対する生育状態遷移確率の期待値である．

$$\overline{\Pr}\left(X_{T+1,1}\middle|X_{T,1},Y_T,X_{\cdot,1}^{T}Y^{T-1}\right)= \sum_{\theta_i\in\Theta}\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{T}Y^{T-1}\right)\Pr\left(X_{T+1,1}\middle|X_{T,1},Y_T,\theta_i\right). \quad (8)$$

$v(X_T,X^TY^{T-1},T)$はT期の生育状態X_T，系列X^TY^{T-1}のもとでの栽培作物の売上の期待値からT期の栽培行動コストを引いた期待利益の最大値である．式(6)の右辺を最大にするY_Tが最適な栽培行動である．

次に，t期，$1\le t<T$の処理を以下に示す．

$$v(X_t,X^tY^{t-1},t)= \max_{Y_t\in A(X_{t,2},t)}\sum_{X_{t+1,1}\in S}\overline{\Pr}\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right) v(X_{t+1},X^{t+1}Y^t,t+1)-c(Y_t). \quad (9)$$

ただし，$X_{t,1}=s_{|S|}$（t期の生育状態が全滅状態）の場合には，$v(X_t,X^tY^{t-1},t)=0$で，t期には栽培行動を選択せず，栽培管理は終了する．$A\left(X_{t,2},t\right)$はt期のコスト制約$X_{t,2}$のもとで選択可能な栽培行動の集合である．

$$A\left(X_{t,2},t\right)=\left\{a_i\middle|c(a_i)+(T-t)c_{min}\le X_{t,2}\right\}. \quad (10)$$

c_{min}は栽培行動コストの最小値であり，$t+1$期以降に最低限で最小コストの栽培行動を選択できる範囲内でt期の栽培行動を選択する．$\overline{\Pr}\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)$は，パラメータの事後確率$\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)$に対する生育状態遷移確率の期待値である．

$$\overline{\Pr}\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)= \sum_{\theta_i\in\Theta}\Pr\left(\theta_i\middle|X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)\Pr\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,\theta_i\right). \quad (11)$$

$v(X_t,X^tY^{t-1},t)$はt期の生育状態X_t，系列X^tY^{t-1}のもとでのt期以降の期待利益の最大値である．式(9)の右辺を最大にするY_tが最適な栽培行動である．

提案方法は上記のとおりであるが，提案方法の検証のために提案方法（最適な栽培管理）における栽培行動コストのT期間の総和の期待値の計算方法を以下に示す．以下の方法もT期から1期まで遡りながら処理する．t期，$1\le t\le T$の処理を以下に示す．

$$v_c(X_t,X^tY^{t-1},t)= \sum_{X_{t+1,1}\in S}\overline{\Pr}\left(X_{t+1,1}\middle|X_{t,1},Y_t,X_{\cdot,1}^{t}Y^{t-1}\right)$$

$$v_c(X_{t+1}, X^{t+1}Y^t, t+1) + c(Y_t). \quad (12)$$

ただし，

$$v_c(X_{T+1}, X^{T+1}Y^T, T+1) = 0. \quad (13)$$

式(12)のt期の栽培行動Y_tは，提案方法で算出されるt期の最適な栽培行動である．

同様に，提案方法の検証のために提案方法における栽培行動コストのT期間の総和の最大値の計算方法を以下に示す．以下の方法もT期から1期まで遡りながら処理する．t期，$1 \leq t \leq T$の処理を以下に示す．

$$v_{cMAX}(X_t, X^tY^{t-1}, t) = \max_{X_{t+1,1} \in S} v_{cMAX}(X_{t+1}, X^{t+1}Y^t, t+1) + c(Y_t). \quad (14)$$

ただし，

$$v_{cMAX}(X_{T+1}, X^{T+1}Y^T, T+1) = 0. \quad (15)$$

式(14)のt期の栽培行動Y_tは，提案方法で算出されるt期の最適な栽培行動である．

提案方法の式(9)で期待利益の最大値vが算出され，その期待利益を得るために投入するコストの期待値v_cが式(12)で算出される．期待利益と期待コストの比較により，費用対効果を確認できる．また，期待コストはコストの期待値であり，支出可能なコスト制約を設けているが，実際に最大でどの程度のコストが必要になるのかは不明である．式(14)で最大コストv_{cMAX}を算出することによって，最大コストの場合の制約コストに対する余裕の有無等が確認できる．

5. 数値計算例

5.1　提案方法の数値計算例

提案方法の検証のため，数値計算例を示す．以下に各種設定を示す．なお，以下の各種設定は著者による架空の設定である．より厳密な検証には実データが必要だが，実データによる検証は今後の課題である．将来的に農家／農協／農業試験場などの協力が得られれば実データの入手も可能である．生育状態数$|S|=4$，栽培行動数$|A|=3$，パラメータ数$|\Theta|=2$，期間長$T=10$，栽培行動a_iのコスト$c(a_i)$を表1，生育状態s_iでの収穫量$h(s_i)$を表2，栽培作物の単価$p=8$，パラメータθ_1の生育状態遷移確率を表3，パラメータθ_2の生育状態遷移確率を表4，初期生育状態確率$\Pr(s_j|\theta_i)$はパラメータθ_1，パラメータθ_2ともに等確率，パラメータの事前確率$\Pr(\theta_i)$も等確率とした．

表1.　栽培行動a_iのコスト$c(a_i)$

	a_1	a_2	a_3
$c(a_i)$	100万円	50万円	10万円

表2.　生育状態s_iでの収穫量$h(s_i)$

$h(s_1)$	$h(s_2)$	$h(s_3)$	$h(s_4)$
100トン	50トン	10トン	0トン

表3.　$\Pr(s_k|s_j, a_i, \theta_1)$

i	j	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
1	1	0.97	0.02	0.008	0.002
1	2	0.6	0.35	0.04	0.01
1	3	0.2	0.6	0.15	0.05
2	1	0.8	0.15	0.04	0.01
2	2	0.25	0.55	0.15	0.05
2	3	0.1	0.4	0.4	0.1
3	1	0.6	0.3	0.07	0.03
3	2	0.05	0.55	0.3	0.1
3	3	0.01	0.09	0.7	0.2

表4.　$\Pr(s_k|s_j, a_i, \theta_2)$

i	j	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
1	1	0.8	0.15	0.04	0.01
1	2	0.25	0.55	0.15	0.05
1	3	0.1	0.4	0.4	0.1
2	1	0.7	0.22	0.06	0.02
2	2	0.15	0.55	0.24	0.06
2	3	0.05	0.25	0.55	0.15
3	1	0.6	0.3	0.07	0.03
3	2	0.05	0.55	0.3	0.1
3	3	0.01	0.09	0.7	0.2

生育状態遷移確率は，コストの大きな栽培行動（添え字番号が小さい栽培行動）ほど，大きな確率で良好な生育状態（添え字番号が小さい生育状態）に遷移する．また，パラメータθ_1では，θ_2よりも大きな確率（栽培行動a_3では同じ確率）で良好な生育状態に遷移する．この設定は，パラメータθ_1に対応する地域（または対応する年代の地域）が，θ_2に対応する地域よりも対象の作物の栽培に適した環境であることを意味する．

真のパラメータが未知でコスト制約がある提案方法と，コスト制約がない従来研究[11]での結果を表5に示

す．表5の「制約」はコスト制約を示し，無しが従来研究[11]，700～100が提案方法である．「利益」は動的計画法による$T=10$期間の期待利益の最大値（提案方法は式(9)），「コスト」は最適解の10期間の栽培行動コストの総和の期待値（提案方法は式(12)），「最大コ」は最適解の10期間の栽培行動コストの総和の最大値（提案方法は式(14)）である．「利益」，「コスト」，「最大コ」は初期の生育状態が全滅状態s_4以外の3状態(s_1, s_2, s_3)の場合の平均値の小数点以下第2位を四捨五入した．参考のため，真のパラメータ既知の場合の結果を表6に示す．表6中の「利益」，「コスト」，「最大コ」は表5と同様である．

表5.　パラメータ未知の場合（3初期状態での平均）

制約	利益	コスト	最大コ
無し	83.3	145.8	400
700	83.3	145.8	400
600	83.3	145.8	400
500	83.3	145.8	400
400	83.3	145.8	400
300	76.7	109.7	280
200	62.7	80.6	190
100	36.7	57.8	100

表6.　パラメータ既知の場合（3初期状態での平均）

制約	パラ	利益	コスト	最大コ
無し	θ_1	138.7	252.9	620
	θ_2	50.5	106.9	320
700	θ_1	138.7	252.9	620
	θ_2	50.5	106.9	320
600	θ_1	138.6	250.2	580
	θ_2	50.5	106.9	320
500	θ_1	137.3	231.6	500
	θ_2	50.5	106.9	320
400	θ_1	131.5	189.6	400
	θ_2	50.5	106.9	320
300	θ_1	110.2	138.4	300
	θ_2	50.5	99.1	280
200	θ_1	78.8	82.0	190
	θ_2	47.8	78.9	190
100	θ_1	36.7	57.8	100
	θ_2	36.7	57.8	100

提案方法の比較対象として，著者の考えた簡易な経験則（以下の比較1～比較14）の結果を表7に示す．表7中の「利益」，「コスト」，「最大コ」は表5と同様である．

比較1：毎回，高コストの栽培行動a_1を選択．
比較2：毎回，中コストの栽培行動a_2を選択．
比較3：毎回，低コストの栽培行動a_3を選択．
比較4：低コスト，中コストを繰返しで選択．（奇数回がa_3，偶数回がa_2）
比較5：中コスト，低コストを繰返しで選択．（奇数回がa_2，偶数回がa_3）（比較4の逆）
比較6：中コスト5回選択後に低コスト5回選択．
比較7：低コスト5回選択後に中コスト5回選択．（比較6の逆）
比較8：低コスト9回選択後に，最後に高コストを選択．
比較9：高コスト1回選択後に，低コスト9回選択．
比較10：1回目と10回目に高コスト，2～9回目に低コスト選択．
比較11：1～4回目と6～8回目に低コスト，5回目と9回目に中コスト，10回目に高コストを選択．
比較12：1～8回目に低コスト，9回目と10回目に高コスト選択．
比較13：1～7回目に低コスト，8回目と9回目に中コスト，10回目に高コストを選択．
比較14：1～6回目に低コスト，7～9回目に中コスト，10回目に高コストを選択．

表7.　比較対象の結果（3初期状態での平均）

	利益	コスト	最大コ
比較1	−302.6	898.7	1000
比較2	−33.5	388.7	500
比較3	36.7	57.8	100
比較4	24.8	193.0	300
比較5	−5.0	213.8	300
比較6	−70.1	251.5	300
比較7	65.6	146.1	300
比較8	61.8	81.0	190
比較9	−34.9	156.6	190
比較10	−2.4	186.1	280
比較11	68.2	126.1	270
比較12	72.6	111.6	280
比較13	75.3	113.2	270
比較14	76.7	136.0	310

最初に表6の真のパラメータ既知の場合を見ると，パラメータθ_1のもとでは，コスト制約無しの場合の最大コストが620である．そのため，制約が700の場合も結果は同じである．制約が減少すると期待利益等も減少している．パラメータθ_2のもとでは，コスト制約無しの場合の最大コストが320である．そのため，制約が700，600，500, 400の場合と結果は同じである．制約700～400での最大コストが320ということは，栽培行動コストの予算として必要な金額は制約に関わらず320であることを意味する．300以下の制約に関しては，制約が減少すると期待利益等も減少している（一部，小数点以下第2位の四捨五入では同じ値になる部分もある）．今回の設定では，パラメータθ_1において，θ_2よりも大きな確率で良好な生育状態に遷移する設定のため，期待利益はパラメータθ_1の方が大きい傾向がある．

次に真のパラメータが未知の場合の表5を見ると，コスト制約無しの従来研究[11]では最大コストが400である．そのため，制約ありの提案方法における制約が700，600，500，400の場合も結果は同じである．制約無しの従来研究の場合の期待利益が上限であり，制約ありの提案方法においてコスト制約がどんなに大きくても提案方法の期待利益が制約無しの従来研究の期待利益より大きくなることはない．300以下の制約に関しては，提案方法の制約が減少すると期待利益等も減少している．真のパラメータが未知の場合の期待利益は既知の場合のパラメータθ_1とθ_2の間の値である．

ここで，コスト制約が300と200の場合のみに着目する．単に期待利益を比較すると制約300での期待利益76.7の方が制約200の62.7よりも大きい．仮に，上記の数値計算が1区画の畑面積に関する計算で，実際に保有する畑が3区画あり，栽培行動コスト用に準備できる予算が合計600である場合を想定してみる．この場合，制約300で2区画実施すると期待利益の合計は153.4であるのに対して，制約200で3区画実施すると期待利益の合計は188.1で制約300で2区画の場合よりも大きい．厳密には，2区画実施の場合には残り1区画を第三者に貸すことによる収入等も考慮する必要があるが，制約無しの従来研究に対してコスト制約を追加することによって，このような検討も可能になる．特に農業の大規模経営（メガファーム）において，このような視点が重要と考える．

次に比較対象の結果の表7を見る．単に高コストや中コストの栽培行動を連続する比較1や比較2では期待利益は負である．総じて期待利益が高めの比較対象は，前半または前半から後半の中盤までは低コストの栽培行動を連続し，後半に中コスト，または後半の終盤に高コストや中コストを実施する比較対象である．

なお，提案方法やコスト制約無しの従来研究[11]では最適化方法の一種である動的計画法を用いて期待利益を最大化している．他方，本研究の比較対象は簡易な経験則であり，最適化は実施していない．よって，単に同程度の予算のもとで比較すれば最適化を伴う提案方法や従来研究の期待利益の方が比較対象よりも大きいことは自明である．

しかし，本研究の比較対象のような経験則には，提案方法のような最適な方法に対する一種の代替方法としての需要がある．一般的に最適化を伴う方法は，解く問題の規模が大きくなると現実的な計算時間では問題を解けない傾向がある．本研究のような栽培管理に関しても，より現実的な問題設定のもとでは計算時間が膨大になる可能性もある．このような場合には，最適な方法の近似解法や，本研究の比較対象のような処理が容易な経験則等を代替方法として利用することが考えられる．よって，表7の結果より，今回の問題設定のもとでは前半から終盤まで低コストを連続して，終盤に高コストや中コストを選択するような経験則に，提案方法のような最適な方法に対する代替方法としての可能性が確認できる．

なお，最適解に対する近似解法や処理が容易な経験則を検討する場合でも，本研究のような最適な方法の検討も重要である．近似解法や経験則等の評価には，本研究の提案方法のような最適な方法によって算出される理論的限界（例えば本研究の式(9)で算出される期待利益の最大値v）が必要である．理論的限界が不明だと，近似解法や経験則をどこまで改良すれば良いのかも不明である．よって，経験則等の適切な評価のためには最適な方法の検討も必要である．本研究における比較対象と提案方法との比較結果は，視点を変えると，理論的限界との比較による経験則の評価結果とも解釈できる．

5.2　事前確率の数値計算例

真のパラメータが未知の栽培管理の従来研究[11]では，栽培履歴データがない（または不足する）対象地域において，栽培履歴データが十分ある（パラメータ推定に必要な十分な量の履歴データがあり，真のパラメータ既知と考えられる）近隣地域の既知パラメータの利用のみ想定していた．

近年，地球温暖化の影響で各農作物の栽培に適した地域（栽培適地）も変化している[15]-[17]．そこで，本研

究では農業における温暖化対策として，これまで当該地域（及び近隣地域）では栽培したことがない作物を新たに栽培する際に，当該作物の栽培適地である（近隣ではない）遠方地域の現在または過去の既知パラメータを利用することも想定に加えた．

例えば，ブドウの栽培に関して古くから有名な日本国内の産地として，長野県松本市が挙げられる．他方，古くはブドウ栽培に適していなかったが，近年，地球温暖化の影響で当該地域での栽培に適するブドウの品種の数が増えるとともに，ブドウの栽培がより盛んになっている産地に北海道余市町がある．

参考情報として，余市町と松本市の2020年と1980年の8月の気温を表8に示す[20]．当日の平均気温，最高気温、最低気温の月間での平均値が表8の「平均」，「最高」，「最低」である．

表8.　8月の気温（月間での平均値）

	平均	最高	最低
余市2020	22.0	32.0	10.8
松本2020	27.0	38.1	18.9
余市1980	18.6	26.6	10.1
松本1980	22.7	31.8	16.3

表8より，余市町と松本市の気温が40年間で上昇傾向にあることが確認できるとともに，当日の平均と最高に関しては2020年の余市町が1980年の松本市と近いことも確認できる．ブドウの昔からの産地に関して，温暖化に伴う生育不良などが報告されており，その温暖化の程度が表8の松本市からも確認できる．

次に，8月の当日の平均気温データ[20]に基づいて，2020年の余市町に対する2019年の余市町，2019年の松本市，1980年の余市町，1980年の松本市の類似性を事後確率によって確認する．具体的には，（2019年の余市町，2019年の松本市，1980年の余市町，1980年の松本市の）それぞれ8月の1ヶ月間の当日の平均気温について0.5度刻みで頻度を算出し，相対頻度を多項分布の確率とする．平均気温の最小値が15.0，最大値が28.5だったので，「15.0以上15.5未満」から「28.5以上29.0未満」までの28個の温度区分での相対頻度である．なお，ゼロ頻度に対応するため，各頻度に定数0.5を加算した．例えば，2019年の余市町のi番目の温度区分（温i）の発生確率は式(16)で計算される．

$$\Pr\left(温i\middle|余市2019\right)=\frac{N\left(温i\middle|余市2019\right)+0.5}{\sum_{j=1}^{28}N\left(温j\middle|余市2019\right)+14.0}. \quad (16)$$

$N\left(温i\middle|余市2019\right)$は2019年8月の余市町で平均気温が$i$番目の温度区分に該当する頻度（日数）である．分母の28個の足し合わせは温度区分の数である．同様に2019年の松本市，1980年の余市町，1980年の松本市についても計算した．2020年の余市町との類似性に関する事前情報として無情報の等確率の事前確率$\Pr(余市2019)=\Pr(松本2019)=\Pr(余市1980)=\Pr(松本1980)=0.25$を仮定する．2020年8月の余市町の平均気温データを観測したもとでの，2019年の余市町に対する事後確率を式(17)で計算した．

$$\Pr\left(余市2019\middle|余市2020\right)$$
$$=\frac{0.25\prod_{i=1}^{28}\Pr\left(温i\middle|余市2019\right)^{N\left(温i\middle|余市2020\right)}}{B}. \quad (17)$$

ただし，

$$B=0.25\prod_{i=1}^{28}\Pr\left(温i\middle|余市2019\right)^{N\left(温i\middle|余市2020\right)}$$
$$+0.25\prod_{i=1}^{28}\Pr\left(温i\middle|松本2019\right)^{N\left(温i\middle|余市2020\right)}$$
$$+0.25\prod_{i=1}^{28}\Pr\left(温i\middle|余市1980\right)^{N\left(温i\middle|余市2020\right)}$$
$$+0.25\prod_{i=1}^{28}\Pr\left(温i\middle|松本1980\right)^{N\left(温i\middle|余市2020\right)}. \quad (18)$$

同様に2019年の松本市，1980年の余市町，1980年の松本市に対する事後確率も計算した結果を表9に示す．表9では小数点以下第5位を四捨五入している．2019年の松本市に対する事後確率と1980年の余市町に対する事後確率は10^{-10}程度の値である．温度区分の頻度で多項分布を仮定する簡易なモデル化であるが，温暖化によって近年の余市町の気温が1980年の松本市の気温と近い傾向にあることを表8同様に確認できる．

表9.　2020年の余市町に関する事後確率（その1）

2019年の余市町に対する事後確率	0.4836
2019年の松本市に対する事後確率	0.0000
1980年の余市町に対する事後確率	0.0000
1980年の松本市に対する事後確率	0.5164

上記の比較は余市町と松本市のみの比較であるが，他の昔からのブドウ産地のデータ等を追加して気温に関

する類似度を（気温データによる）事後確率として算出し，本研究の提案方法における事前確率として利用することも一案として考えられる.

例として，松本市同様にブドウの産地として有名な山形県高畠町の1980年のデータを追加して，余市町の2020年のデータに対する松本市と高畠町の1980年のデータとの類似度として事後確率を計算した結果を表10に示す. なお，事前確率は等確率とした.

表10.　2020年の余市町に関する事後確率（その2）

1980年の松本市に対する事後確率	0.9968
1980年の高畠町に対する事後確率	0.0032

表10より，8月の当日の平均気温に関しては，1980年の高畠町よりも松本市の方が近年（2020年）の余市町に類似していることがわかる．5.1節の数値計算例ではパラメータθ_1，θ_2の事前確率を等確率としたが，気温データを利用して表10の気温に関する事後確率を提案方法の事前確率として利用することが提案方法における事前確率の設定方法の一案として考えられる.

上記の余市町に関しては，実際には既にブドウに関する栽培履歴データが余市町の農協や農業従事者のもとに存在する．しかし，仮に栽培履歴データがない新規栽培作物の場合には気温データによる事後確率を提案方法の事前確率として利用することによって，無情報に相当する等確率の事前確率の場合よりも効率的に学習できる可能性があると考える．より詳細な検討は今後の課題である.

6.　考察と今後の課題

6.1　考察

従来から各種確率を支配する真のパラメータが未知の場合の栽培管理は検討されていた．実際の農業では手持ち資金等の予算が限られる状況も存在するが，従来研究では栽培行動コストの制約は考慮していない．そこで本研究では，真のパラメータが未知で栽培行動コストの制約がある栽培管理におけるベイズ学習を検討した.

従来研究同様にマルコフ決定過程を用いてモデル化し，最適化方法の一種である動的計画法によってコスト制約のもとで期待利益を最大にするという意味で最適な栽培管理方法（栽培行動の選択方法）を提案した．最適解における栽培行動コストの総和の期待値と，栽培行動コストの総和の最大値の計算方法も検討した.

数値計算例において，提案方法におけるコスト制約の額に応じた，柔軟な栽培管理による期待利益を確認した. また，最適解における栽培行動コストの総和の最大値を算出し，コスト制約が大きい場合に予算が余る例を確認した．最適解（期待利益の最大値と最適な栽培行動）以外に総コストの最大値も把握することによって，余分な予算（制約と総コストの最大値との差分）を他の用途に回すことも可能になる.

また，今回の数値計算例では，コスト制約（または最大コスト）を2倍（または約2倍）にしても，期待利益は3割程度しか増加しない例（コスト制約200と400の比較）も確認できた．仮に数値計算例が畑1区画あたりの試算であれば，コスト制約を2倍にして1区画での実施よりも，コスト制約は1倍のままで2区画実施した場合の期待利益の方が大きいことになる．実際には，土地のコスト等も考慮する必要があるが，コスト制約を考慮するとともに最大コストを把握することによって，このような検討も可能になる.

各種経験則との比較によって，今回の数値計算例の設定のもとでは，基本的に初期から低コストの栽培行動を連続で選択し，終盤のみ高コスト（または中コストと高コスト）の栽培行動を選択する経験則の期待利益が提案方法に近いことを確認した．提案方法のような最適化を伴う方法は，問題の規模が大きくなると現実的な計算時間で処理できない可能性もある．しかし，最適解は理論的限界でもあるため，実用的な時間で計算可能な規模の問題に関して，最適な提案方法等よりも処理が簡易な近似解法や経験則の性能評価に利用できる．例えば，本研究における提案方法と経験則の数値計算例の比較は，視点を変えると理論的限界を用いた経験則の評価と解釈できる.

6.2　今後の課題

5.1節の数値計算例では，既知の2つのパラメータに対する事前確率を等確率に設定した．これは，栽培管理の対象地域と既知の2つのパラメータに対応する地域（または地域と年代の組）との類似性に関して事前情報が何もない無情報を意味する設定である．栽培管理の対象地域で栽培実績のない新たな作物を栽培する場合であっても，その他の作物に関する栽培履歴データや気象データ等は存在する場合が多い．5.2節では気象データを用いて対象地域と他地域の過去の気象データとの類似性をベイズ統計学の事後確率という形で表現する数値計算例を紹介した.

例えば，栽培管理の対象地域と既知パラメータに対応

する他地域（または他地域と年代の組）との類似性を，気象データに基づく事後確率として表現できれば，当該事後確率を本研究の提案方法における事前確率として利用することが考えられる．本来は栽培管理の対象作物の栽培履歴を利用して地域間の類似性を把握することが望ましいが，栽培管理の対象地域で栽培実績のない作物の場合には，その他で類似性を把握する必要がある．その他の作物の栽培履歴データあるいは気象データ等を用いた地域間の類似性の把握，及び提案方法における事前確率としての利用に関する詳細検討は今後の課題である．

本研究は基礎研究であり，簡便のため簡易な問題設定を対象とし，5.1節の数値計算例における各種確率等の設定は著者の主観に基づくものである．より厳密な提案方法に関する検証には，実データを用いた検証や，より現実に近い問題設定のもとでの検討が必要である．本研究をより現実に近い問題設定に拡張する場合には，問題の規模が本研究よりも大きくなる．本研究の提案方法のように最適化を伴う方法は問題の規模が大きくなると現実的な計算時間で処理できない場合も多い．よって，本研究の拡張研究においても，計算時間が膨大になる場合には近似解法や経験則の模索が必要である．

5.1節及び6.1節で，今回の数値計算例の結果では，高額のコスト制約のもとで1区画（または少数区画）の畑で栽培管理を実施するよりも，低額のコスト制約のもとで複数区画の畑で栽培管理を実施した方が期待利益の総額が大きくなる可能性について述べた．厳密には，土地コストなども考慮する必要があるが，その他に複数区画の畑における栽培管理の場合には，コスト制約の全体での管理も必要と考える．単に1区画の畑ごとにコスト制約を設けて栽培管理を実施するのではなく，複数区画でまとめたコスト制約を設けることによって，総額が同じ制約のもとでもより効率的な栽培管理が可能になると考える．本研究の提案方法では時系列に従った栽培管理を対象とし，時点間で予算を調整している．他方，複数区画のコスト制約の全体での管理の場合には，時点間の予算調整に加えて，複数の区画（畑）間での予算調整が追加される．詳細検討は今後の課題である．

農業分野では，栽培作物の選択である輪作と，植えられた作物の日々の栽培管理を別々に検討することが多いが，農業の営み全体での最適化（期待利益の最大化）のためには，輪作と栽培管理を1つの統合管理問題として検討する必要がある．従来研究[12]-[14]では，そのような統合管理を検討している．特に，従来研究[14]は履歴データのない地域を対象地域とした栽培管理の従来研究[11]を統合管理に拡張した研究である．統合管理の従来研究[14]では，栽培作物の選択時に各作物の初期投資（種子の購入等）コストを考慮しておらず，本研究のようなコスト制約も考慮していない．よって，栽培作物選択時の初期投資コストやコスト制約を考慮したもとで農業全体の営みに関して期待利益を最大化するためには，栽培管理に関する本研究を輪作と栽培管理を統合した統合管理問題に拡張する必要がある．詳細検討は今後の課題である．

7. まとめ

従来から数理工学の視点から農業における栽培管理が検討されている．確率モデルによるモデル化も多く，マルコフ決定過程でモデル化し，各種確率が未知の場合にベイズ基準のもとで期待利益を最大化する従来研究もある．実際の農業では栽培管理に使用できる手持ち資金等の予算が限られる状況も考えられる．しかし，従来研究ではコスト制約のもとでの最適化は検討していない．そこで，本研究では従来研究の問題設定を拡張して，各種確率を支配する真のパラメータが未知でコスト制約を伴う栽培管理において，期待利益をベイズ基準のもとで最大化する栽培管理方法を提案した．また，最適解（期待利益の最大値と最適な栽培行動）に対応する期待コストとコストの最大値の計算方法も提案した．

数値計算例では，提案方法におけるコスト制約の額に応じた柔軟な栽培管理による期待利益を確認するとともに，最適解に対応する最大コストを把握し，コスト制約が大きい場合に予算が余る例も確認した．また，基本的にはコスト制約が大きくなると期待利益も大きくなる傾向があるが，期待利益には問題設定に応じた上限があり，コスト制約を大きくしても上限以上には期待利益が大きくならない例も確認した．期待利益の上限がコスト制約無しの従来研究[11]の期待利益であることも確認した．

本研究は基礎研究の初期段階のため，簡易な問題設定を採用し，5.1節の数値計算例の各種設定は基本的に著者の主観に基づく設定である．よって，より現実に近い問題設定のもとでの検討や，実データに基づくより厳密な検証が必要である．今後は．6.2節で今後の課題として挙げた拡張研究や，より現実に近い問題設定などを検討する．

謝辞

本研究の一部はJSPS 科研費 JP21K04543 の助成による．

参考文献

[1] T. Itoh, H. Ishii and T. Nanseki : A model of crop planning under uncertainty in agricultural management, International Journal of Production Economics, Vol.81-82, pp.555-558, 2003.

[2] T. Toyonaga, T. Itoh and H. Ishii : A Crop Problem with Fuzzy Random Profit Coefficients, Fuzzy Optimization and Decision Making, Vol.4, pp.51-69, 2005.

[3] T. Itoh : Innovative Models for Crop Planning Problem to Improve Production Efficiency in Agricultural Management under Uncertainty, Innovation and Supply Chain Management, Vol.8, No.4, pp.169-173, 2014.

[4] 前田康成：動的計画法を用いた適応的な輪作に関する一考察，バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌，Vol. 22，No. 2，pp. 21-32，2020.

[5] 玉木浩二：作物の栽培管理システム（第1報）除草作業のモデル定式化，農業機械学会誌，Vol. 34，No. 3，pp. 262-268，1972.

[6] 玉木浩二：作物の栽培管理システム（第2報）シミュレーション，農業機械学会誌，Vol. 35，No. 1，pp. 45-51，1973.

[7] 蔵田憲次：施設園芸における栽培管理ルール学習のためのアルゴリズム，人工知能学会誌，Vol. 4，No. 6，pp. 714-717，1989.

[8] 神成淳司：農業ICTの最新動向，情報処理，Vol. 58，No. 9，pp. 818-822，2017.

[9] 前田康成：マルコフ決定過程を用いたセンサを伴う栽培管理に関する一考察，電気学会論文誌C，Vol. 141，No. 3，pp. 400-401，2021.

[10] 前田康成：マルコフ決定過程を用いた栽培管理の能動学習に関する一考察，電気学会論文誌C，Vol. 142，No. 2，pp. 147-148，2022.

[11] 前田康成：栽培履歴データがない地域における栽培管理，電子情報通信学会論文誌D，Vol. J105-D，No. 9，pp. 518-522，2022.

[12] 前田康成：マルコフ決定過程を用いた輪作と栽培管理，バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌，Vol. 23，No. 1，pp. 17-25，2021.

[13] 前田康成：センサを伴うスマート農業における統合管理，バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌，Vol. 23，No. 2，pp. 31-41，2021.

[14] 前田康成：履歴データがない地域の農業における統合管理，バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌，Vol. 24，No. 2，pp. 23-34，2023.

[15] 農林水産省：農業分野における気候変動・地球温暖化対策について，2021. https://www.maff.go.jp/j/seisan/kankyo/ondanka/attach/pdf/index-72.pdf，参照（2023. 1. 13）

[16] 農研機構：気候変動で北海道の産地でワイン用ブドウ「ピノ・ノワール」が栽培可能に，https://www.naro.go.jp/project/results/4th_laboratory/harc/2017/harc17_s11.html，参照（2023. 1. 13）

[17] 広田知良，山﨑太地，安井美裕，古川準三，丹羽勝久，根本学，濱嵜孝弘，下田星児，菅野洋光，西尾善太：気候変動による北海道におけるワイン産地の確立ー1998年以降のピノ・ノワールへの正の影響ー，生物と気象，Vol. 17，pp. 34-45，2017.

[18] 森村英典：高橋幸雄：マルコフ解析，日科技連，東京，1979.

[19] J.O. Berger : Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis (Second Edition), Springer-Verlag, New York, 1985.

[20] 気象庁：過去の気象データ・ダウンロード，https://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php, 参照（2023. 1. 13）

前田康成（まえだやすなり）

平成７年早大・理工卒．平成９年同大学院理工学研究科修士課程修了．日本電信電話（株），東日本電信電話（株），北見工大助手，助教，准教授を経て平成28年同大学教授，現在に至る．博士（工学）．統計的決定理論の学習問題への応用に関する研究に従事．電子情報通信学会等各会員．