

# エージェント・シミュレーションによる 農作物作付け品目 選択モデルの検討

## Modeling farmer's planting using MAS

軽部 勲<sup>1</sup> 倉橋 節也<sup>1</sup>

Isao KARUBE<sup>1</sup>, Setsuya KURAHASHI<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 筑波大学

<sup>1</sup>University of Tsukuba

**Abstract:** Japanese agricultural sector is facing several risks such as "the aging farming population", "the shortage of successors", "the increasing abandoned farmland" and "low profitability". Japanese government and farmers have been deploying various efforts to eliminate these risks such as changing The Agricultural Land Act and investing Infrastructure investment. There are cases of improving sales by constructing new irrigation facilities and developing means of transportation and sales channels. In this paper, authors made simple plant selection models of farmers and governments and try to check the impact to planting of farmers by MAS (multi agent simulation).

### 1. はじめに

近年、日本の農業分野では高齢化や担い手不足に伴う耕作放棄地の増加により、生産量が低下している<sup>[1]</sup>。政府や自治体では農作物の生産量や売上を向上させるために様々な施策を講じている。主な施策として

- ・農業法人参入障壁の低減を目指した農地法改正
  - ・生産者維持を目的とした補助金
  - ・生産、販売の増加を目的としたインフラ投資
- などが実施されている。

これらの施策の中でも、インフラ投資の例として新たな灌漑施設を構築したり輸送手段や販路を開拓したりすることにより大きく売上を向上させる事例が見受けられる。筆者らはこれらの施策に伴う作付け品目の選択の変化に着目、作付け品目選択モデルを構築してエージェント・シミュレーションを用い、新たな施策の影響度を推定することを目的とした検討を進めている。本報告では、最初のステップとして作付け品目選択モデルの構築と、モデルに基いたエージェント・シミュレーション環境の構築結果について述べる。

### 2. 先行研究

農業経営にエージェントモデルを適用した例としては文献<sup>[2, 3, 4, 5]</sup>などが挙げられる。文献<sup>[3]</sup>では集落

営農の組織化の効果予測を目的として、集落営農の規模拡大を想定した営農組合の統合シミュレーションを実施しており、集落営農を組織化することで、労働力・機械を集約、経営の持続性を高めることができる、という結果が報告されている。

また、文献<sup>[5]</sup>では小規模の農業生産者の経営統合による影響が報告されている。文献<sup>[6]</sup>では仮想的な社会において、農業参入企業の集落に与える影響が報告されている。このように先行研究では政府や自治体が進めている、農業法人の参入障壁を低くする取り組みに関連して経営統合や企業参入の影響をMASにより検証を実施している。

本研究では政府や自治体や自治体が進めるほかの施策である、補助金、インフラ投資の影響をエージェントモデルにて検証することを目標とする。

### 3. エージェントモデルの検討

通常、生産者は行政の補助金やインフラ投資に従って作付け品目を变化させ、収入を増やそうとする。また、行政は生産者の収入を確保し、生産量の維持を図るために予算を配分する。

本研究では、農業生産者の作付け品目選択モデルを作成、行政の投資に応じてどのように作付け品目变化するか、シミュレーションを用いて評価する方針とした。モデル化された作付け品目の販売を通して得られた生産者の収入を見て、行政は次年度の

投資を判断することとした。

今回行政側の投資項目として使用する項目を Table1 に示す。補助金の投資は生産者を維持するために生産量に応じて給付するものであり、例えばサトウキビでは補助金の割合が多くを占める(1t 当たりの売買価格は約 6,000 円に対し補助金約 16,000 円を支給、など)。また、空港建設などの販路投資は販売を増大するためのものであり、例えば離島などでは販路を拡大により都市部への販路が開け、生産者の売上が大幅に伸びた例などがある。灌漑投資は、生産者の灌漑用水確保のコストを下げることができ、生産量も向上させる効果がある。

Table 1 行政の投資項目

項目	目的
補助金	生産農家数維持
販路投資	販路拡大
灌漑投資	生産量増加

生産者は補助金や販路の状況に応じて作付け品目の選択を行うこととする。今回は各年度における行政の投資先と作付け品目を状態とし、生産者は Fig. 1 に示すような 2 品目の作付けを選択することとした。生産者のモデルに利用する主なパラメータを Table2 に示す。作付け品目は補助金が大きな割合を占めるサトウキビと、販路が拡大すると売り上げが大幅に伸びる果樹から選択することとした。収入は生産した作物の売上その他、補助金による収入を想定している。コストについては生産コストと、作付け品目を変更する場合の移行コストを想定した。

また、補助金は生産物販売の収入に対する割合、灌漑は用水確保のコスト削減割合と水量増加による生産量増加割合、販路による販路拡大は生産物の販売増加の割合として表現した。

これらのパラメータを利用して、行政の投資による効果を検証する。



Fig. 1 農作物作付け品目における状態と行動定義例

Table2 生産者モデルに利用する主なパラメータ

パラメータ	概要
-------	----

作付品目	サトウキビ, 果樹
収入	生産物の販売, 及び補助金による収入
コスト	生産コスト, 作付け品目変更コスト
販売確率	販路拡大に伴う販売増加の割合
灌漑影響率①	灌漑は用水確保のコスト削減割合
灌漑影響率②	水量増加による生産量増加割合
補助金率	生産物価格に対する補助金の割合

### 3. 強化学習を適用したシミュレーション生成検討

行政の投資効果の検証手法として、本研究では強化学習を用いた。強化学習は環境のダイナミクスが未知の場合でも適用可能であることが特徴である。

ここでは、行政の投資を、行動と定義し、生産者の作付け品目選択をモデル化、生産により得た収入を報酬として政府の判断に反映させることとした。Table3 に行政の投資行動とその内容を示す。投資行動による影響は Table3 のように作物により異なる設定とした。

Table3 行政の投資行動種類

行動	影響
補助金	サトウキビを対象に生産量に応じた補填
販路投資	販路など販路の整備による果樹の販売確率増大
灌漑投資	灌漑用水整備によるサトウキビの生産量増加 用水取得コスト削減

また、Table4 に行動に対する状態を示す。状態は年毎の生産者の作付け品目と行政の投資結果で表現することとした。

これらの行動と状態について Q 学習を適用したシミュレーションを実施した<sup>[6]</sup>。各作付け品目に対する項目とその設定値の例を Table5 に示す。収入、生産コスト、補助金、多品目切替コストは金額、販売数は各々の生産物の販売数を示し、それ以外は各項目の収入、コストに占める割合を各坑道の有無の場合で示している。

Table4 行政、生産者含めた状態の分類

作付け品目	投資対象	対象年度
サトウキビ	補助金	設定された年度分
	灌漑	設定された年度分
	販路	設定された年度分
果樹	補助金	設定された年度分
	灌漑	設定された年度分
	販路	設定された年度分

Table5 各作付け品目に対する項目とその設定値例

項目	サトウキビ	果樹
収入	50	100
生産コスト	10	30
補助金 (補助あり/なし)	200/100	0
販売数 (販路あり/なし)	100	70 /140
単価上昇率[%] (販路あり/なし)	0	50/0
灌漑コスト削減率[%] (灌漑あり/なし)	-50/0	-20/0
灌漑収益向上率[%] (灌漑あり/なし)	20/0	0
他品目切替コスト	50	20

### 3. シミュレーション結果

3章にて検討した強化学習をエージェントモデルとして実装した。Fig.1に実装したMASのシミュレーション画面を示す。

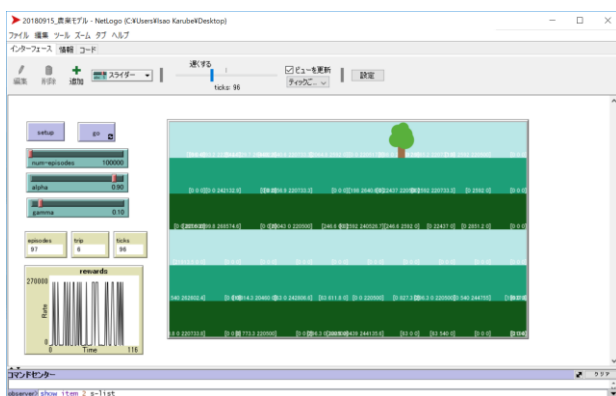


Fig.1 MAS 実装画面

ここで、画面内右側のフィールドエリアは10年間の状態を示しており、上部3行は果実、下部3行はサトウキビを示している。このような環境で、Q学習を実施した。シミュレーションでは、最初の10,000

回はランダムな行動選択、その後Q値によるルーレット選択とした。Fig.2に10年間のシミュレーションを10万回実施した結果を示す。1万回の試行でQ値が設定された後報酬の高い行動が選択されていることがわかる。また、学習の結果、報酬の高い行動として販路拡大への投資が選択され、生産者側は果樹の選択確率が大幅に増加した。

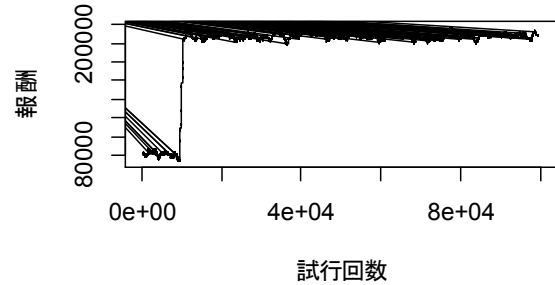


Fig.2 シミュレーション結果

### 4. まとめと今後の課題

国や自治体の農業への投資とその作付け品目への影響についてシンプルな作付け品目選択モデルを構築、強化学習を用いたシミュレーションにて傾向を確認した。今回は学習の手法としてQ学習を利用したが、販路や灌漑の投資は建設までに多額の費用を投じ、その後長期間にわたり回収するモデルとなる場合が想定され、今回適用した手法が必ずしも適しているとは言えない。今後はモンテカルロ法など他の手法についても検討する。また、今後は実データを利用した、より精緻なしミュレーションが可能か、検討を進める。

### 参考文献

- [1] 農林水産省: 農村の現状に関する統計, (2017) <http://www.maff.go.jp/j/tokei/sihyo/data/12.html>
- [2] 山下 良平, 星野 敏: マルチエージェントシミュレーションによる集落営農計画モデルの開発, 農村計画学会誌, Vol24, No2, 104-114, (2005)
- [3] 山下 良平, 星野 敏: 営農組合の経営統合に関する効果比較シミュレーション, 農林業問題研究, 42(1), 89-94, (2006)
- [4] 山下 良平: マルチエージェントシミュレーションによる調和を維持した農業参入企業の地域定着条件の解明, 平成22年度国土政策関係研究支援事業 研究成果報告書, (2010)
- [5] 星野 敏, 山下 良平: マルチエージェント・シミュレーションによる地域農業計画モデルの可能性, ARIC情報 No87-2007, (2007)
- [6] Richard S. Sutton, Andrew G. Barto: Reinforcement Learning: An Introduction, (2017)