

IV-315

学習を考慮した利者行動モデル

岐阜大学 学生員 水谷伊孝
東京工業大学 正会員 上田孝行
岐阜大学 学生員 浅野雄史

1. 背景・目的

従来の消費者行動は、その瞬間効用を最大とする行動をとるものと考えられてきた。しかし実際の消費者行動においては、過去の選好または消費による経験や獲得した情報、また目的は違っていても似たような事例を過去に経験していれば、その場合と現在の状況をだぶらせてある程度の予測を働かせた上で行動を決定する¹⁾など、学習に依存している場合が非常に多い。

そこで本研究では、従来の消費者行動分析において考慮されていない過去の消費経験などによる学習が消費者の行動にどのような影響を与えているのかを効用最大化行動²⁾の枠内で説明しうるモデルを構築することが目的である。

2. 学習の分類

学習プロセスを考える上で、それがいつどのようになされているのかを整理することは必要である。そこで学習を大まかに分類してみると図1のようになる。

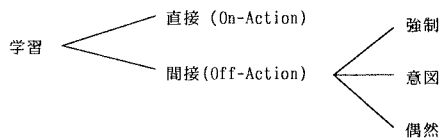


図1 学習の分類

直接) 自分自身で経験。
強制) 学校で学ぶ。
意図) 図書館等で調べる。
偶然) テレビのCM等。

3. ニューラルネットワークの導入

ニューラルネットワークでは入力・出力の関係を重視し、ネットワーク形状³⁾のみ規定し、荷重決定により自己組織化を行う。つまり、因果関係が複雑で単純なモデル同定が困難な場合を想定している。このことから、ニューラルネットワークによるモデル推定は、次の利点を持っている。①入出力の関係（教師信号）との推定誤差の最小化を目指すので適合性の高いモデルが構築できる。②中間層を持つことから非線形関係を容易に表現することができる。ゆえに本研究では、消費者が財に関して与えられた情報をどのように理解し、分析するのかという段階をニューラルネットワークを用いて表現することにした。

モデルの構成については図2に示すとおりで、入力層4個、中間層3個、出力層1個の構造を用いることにした。

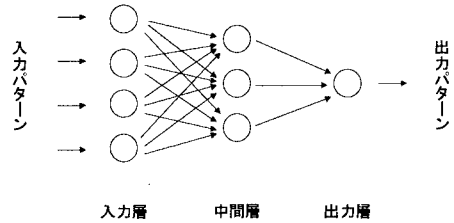


図2 ニューラルネットワークのモデル構成

4. On-Action Learning

On-Action Learning とは直接の学習のことであり、実際に自分自身で経験しながら学習することを意味している。この学習を簡単に説明していく。

まず、ある財について得た情報からその財の状態を予測する。その予測された状態において、この財を消費すればこれだけの効用が得られるという「期待される効用」なるものが得られる。この効用と実際の財の状態における効用とを比較し、その財に対する自分の考えを改める。この繰り返しが On-Action Learning である。この流れを図3にフローチャートで示す。

5. Off-Action Learning

Off-Action Learning とは間接的な学習のことであり、ある財に関する情報を得る際に何らかの媒介を通して、自分自身で実際に経験はしないで学習することを意味している。そのため、情報収集が重要となる学習である。この学習を簡単に説明していく。

ある財に関する情報をできるだけたくさん集める（「財に関する情報がこうであったとき、その財はこういう状態であった」といった情報）。集めた情報を総合的に判断し、「得られた情報がこうであったときに財はこういう状態にある」という法則を見つけた。言ってしまうとニューラルネットワークそのものが Off-Action Learning である。この流れを図4にフローチャートで示す。

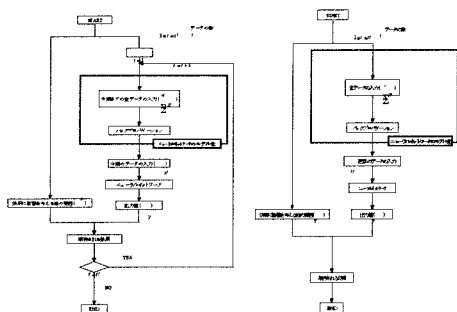


図3 On-Action Learning 図4 Off-Action Learning

6. ニューラルネットワークのパターン

情報処理の段階におけるニューラルネットワークのモデルへの導入方法については、以下の3通りが挙げられる。

パターン1)

$$\begin{array}{c} \vdots \\ x_i \xrightarrow{w_i} y_i : NN_i \\ \vdots \end{array}$$

それぞれの財にそれぞれのニューラルネットワークが存在し、知識の影響も財によって異なる。

パターン2)

$$\begin{array}{c} \vdots \\ x_i \xrightarrow{w} y_i : NN_i \\ \vdots \end{array}$$

それぞれの財にそれぞれのニューラルネットワークが存在するが、知識の影響はどの財も同じ。

パターン3)

$$(\dots, x_i, \dots) \xrightarrow{w} (\dots, y_i, \dots) : NN$$

全ての財に対して1つのニューラルネットワークを用い、知識の影響も全ての財で同じ。

本研究ではパターン2を用いている。

7. 効用関数の定式化

予算制約式の下に消費者の効用最大化を以下のようにCES型を用いて特定化する。

$$\max U = \left\{ \gamma_1 A_1^\alpha + (\gamma_2 A_2)^\alpha + (\gamma_j A_j)^\alpha \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (1)$$

$$st. (P_1 + \omega T) A_1 + (P_2 + \omega T_2) A_2 + P_j A_j = \omega T \quad (2)$$

ただし、

γ_i : 財に影響を与える他の要因, A_i : i 財の消費回数,
 P_i : i 財の価格, γ_j : 合成財に影響を与える他の要因,
 A_j : 合成財の消費量, P_j : 合成財の価格, ω : 賃金率 (時間価値), T_i : i 財 1 単位当たりの所要時間, T : 総利用時間

8. 知識の影響

学習を考慮する上で「知識」をどう取り扱うかは非常に重要な問題となってくる。そこで本研究では「知識」を過去の経験による予測値と現況における実際値とがより近いものとなるように、学習を繰り返していくための目安として用いていることにした。

On-Action Learning では、ニューラルネットワークにより予測した値による効用と実際の値による効用との差を見ることで、正しい学習がなされているかを判断している。そのため、効用差により学習の修正を行う必要がある。修正の方法としては、学習回数、誤差の許容値、修正荷重のパラメータが変化する場合の3通りの方法が考えられるが、本研究では学習回数が変化する場合を用いることにした。

効用差を学習回数に反映させる方法を損失回避を反映させるために以下のように定式化をし、効用差が正の時よりも負の時の方が学習回数が多くなるようにパラメータを代えた。

$$T = T_0 + \Delta T \quad (3)$$

$$\Delta T = F(\tilde{V} - V) \quad (4)$$

$$\Delta T = \tilde{V} - V = \begin{cases} \rho |\tilde{V} - V| & \text{if } \tilde{V} - V \geq 0 \\ \tau |\tilde{V} - V| & \text{if } \tilde{V} - V < 0 \end{cases} \quad (\rho < \tau) \quad (5)$$

ただし、

T : 学習回数、 T_0 : 基本学習回数、 $F(\cdot)$: 効用差を学習

回数に換算する関数、 $\tilde{V}$: 実際の値による効用、 V : 計算の値による効用、 ρ, τ : パラメータ

9. 数値シミュレーション

モデルの確認のために、入力値と出力値に全く関係のないもの、入力値と出力値に線形の関係を持つもの、線形の関係を持つものの出力値にランダムに誤差を与えたものの3通りのデータでもって数値シミュレーションを行った。結果の一部を図5に示す。

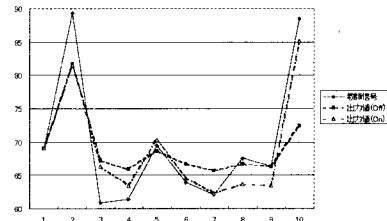


図5 効用の比較 (3財モデル、線形データ)

10. まとめ

数値シミュレーションの結果より、On-Action Learningの方がOff-Action Learningに比べて正確な学習ができ、さらに教師信号への収束もはやいことが分かった。つまり、間接的な情報により判断するより直接体験する方が、財について正確な情報を得ることができ、よりはやく、その本質に近づくことができるのである。また、実現効用を比較の対象に用いたことで、損失に対して敏感に反応することにより、無難な選択をするという人の行動を見て取ることができた。

今後、具体的な事例を対象とした実証分析を重ねることで、モデルの有効性を検討したい。

【参考文献】

- 1) 上田泰: 個人と集団の意思決定～人間の情報処理と判断ヒューリスティックス～、文眞堂、1997
- 2) 上田孝行・浅野雄史: Repeater性を考慮した交通需要分析、土木計画学研究・講演集・No.21(2)、1998
- 3) 菊池豊彦: 入門ニューロコンピュータ、オーム社、1990