

学習における都市施設利用者行動モデル

岐阜大学 水谷伊孝
 岐阜大学 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、それに関する知識の獲得に依存する場合が非常に多い。そのため、過去の消費した財が十分な効用を与えてくれたという情報の蓄積や、魅力的な情報を新たに獲得することで、再び同じ財を消費し、それにより消費者が集中するようになれば、混雑を避けるために他の財へ選好をかえる。このように、過去の消費経験や新たな情報の獲得といった学習による消費者行動を説明しうるモデルの構築を目的とする。

2. 学習の分類

学習というものを考える上で、それがいつどのようになされているのかを理解することは大変重要である。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。

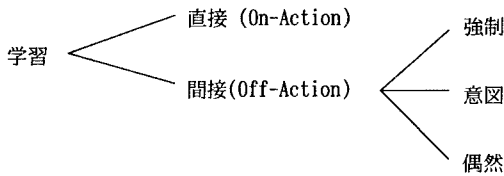


図1 学習の分類

- 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. Learning Model

学習というものを分かりやすく理解するために、知識ストックの概念を取り入れる。つまり、人は獲得した情報を知識ストックとして蓄積させ、そ

の蓄積量により消費者行動が決定されるというものである。ここで問題となってくるのが、知識ストックの蓄積をいかにして定式化するかである。そこで本研究では、知識ストックの蓄積を以下のように定義する。

人は瞬間効用最大化行動をとるとすると、効用関数は以下になる。

$$V(P_i, m, y_{i,t}) = \max U(\gamma_i, A_{i,t}, y_{i,t}) \quad (1)$$

$$y_{i,t} = R(x_{i,t}, w_{i,t}) \quad (2)$$

$$x_{i,t} = x(\alpha_{i,t}, \beta_i) \quad (3)$$

$$s.t. \Sigma [P_i + \omega T_i(y_{i,t})] A_{i,t} + P_j \Sigma X = \omega T = m \quad (4)$$

<On-Action Learning>

$$V(P_i, m, \tilde{y}_{i,t}) = \max U(\gamma_i, A_{i,t}, \tilde{y}_{i,t}) \quad (5)$$

$$\Delta w_{i,t} = L(V(P_i, m, \tilde{y}_{i,t}) - V(P_i, m, y_{i,t})) \quad (6)$$

<Off-Action Learning>

$$V(P_i, m, \bar{y}_{i,t}) = \max U(\gamma_i, A_{i,t}, \bar{y}_{i,t}) \quad (7)$$

$$\bar{y}_{i,t} = R(x_{i,t}, \bar{w}_{i,t}) \quad (8)$$

$$\bar{w}_{i,t} = \arg \min \Sigma \{y_{i,t} - R(x_{i,t}, w_{i,t})\}^2 \quad (9)$$

$$\Delta w_{i,t} = L(V(P_i, m, y_{i,t}) - V(P_i, m, \bar{y}_{i,t})) \quad (10)$$

ただし、

P : 財の価格、 m : 収入、 α : 毎期変化する情報、 β : 毎期変化しない情報、 $x(\cdot)$: α と β の関数、 γ : 効用の他の要因、 w : 知識、 ω : 賃金率(時間価値)、 $T(\cdot)$: 財1単位当たりの所要時間、 T : 総利用時間、 A_t : t 期の消費回数、 y : 財消費前の情報、 $\tilde{y}$: 財消費後の知識、 $\bar{y}$: 財消費前の一般に得られる情報、 $R(\cdot)$: 入力情報を出力情報に直す関数、 $L(\cdot)$: 効用に基いて知識を修正する関数

ゆえに、知識ストックの蓄積は以下のようになり、1期前の知識も次期の知識ストックに影響を与えるものとする。

$$w_{i,t+1} = w_{i,t} + \Delta w_{i,t} \quad (11)$$

ただし、 W : 荷重

上記のモデルを参考に、消費者行動の決定プロセスをフローチャートにしたものが図2である。

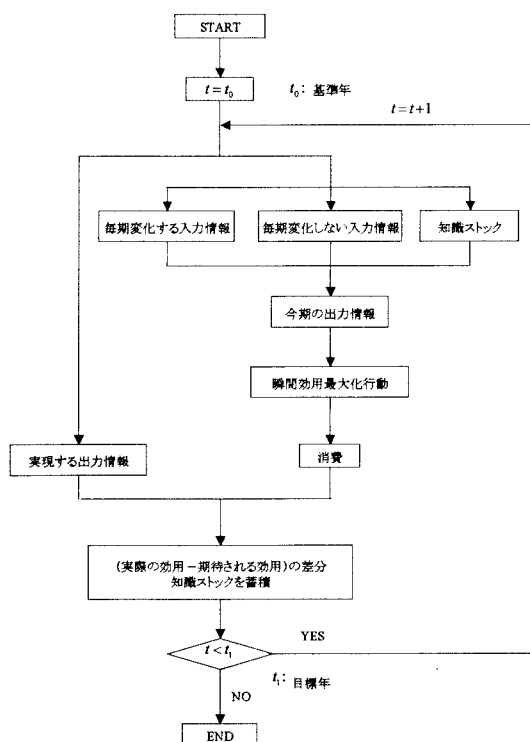


図2 フローチャート (On-Action)

上記したフローチャートは On-Action Learning の場合であるが、Off-Action Learning に直すには、財の消費を省き、知識ストックの蓄積を（期待される効用－一般に得られる効用）とすればよい。

4. 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規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してみることにした。

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

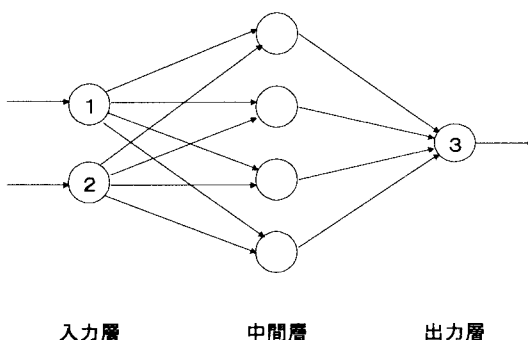


図3 ニューラルネットワークのモデル構成

入力層の説明変数は、①毎期変化する情報②毎期変化する情報、出力層は③今期の出力情報とする。

5. 今後

本研究では、消費者行動をより正確に再現できるよう、情報を獲得する段階においてニューラルネットワークの導入を試み、その後 On-action Learning と Off-Action Learning の両面から、学習が消費者行動にどのような影響を与えるのか分析できるよう、既存のモデルの拡張を行っている。今後は具体的な関数形を設定した上で、数値シミュレーションを行う予定である。その結果については講演時に発表する。

【参考文献】

- 1) 菊池 豊彦：入門ニューロコンピュータ・オーム社（1990）
- 2) 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～・文真堂（1997）