

値引き戦略を考慮した発注戦略の分析)

尾形 直哉^{1,a)} 早野 真史¹ 菅原 俊治¹

概要: 今日多くの小売店が存在し、近隣に他の店舗があることも珍しくないため、小売店は消費者を呼び込むために多様な値引き戦略をとる。この例として、特売を行う HILO (High-Low Price) 戦略や、常に安価で販売する EDLP (Everyday Low Price) 戦略がある。他方、欠品や廃棄は店舗利益に大きな影響を与えるため、それぞれの販売戦略を決めるには、値引き戦略に加え、発注戦略も考慮する必要がある。そこで、本研究では HILO 戦略をとる販売店エージェント A、EDLP 戦略をとる販売店エージェント B、値段を学習し店舗を選択する消費者エージェントの 3 種類のエージェントを導入し、各発注戦略が販売店エージェント A、B の利益に及ぼす影響を分析した。その結果 EDLP 戦略が常に多くの利益を上げるものの、発注戦略には安定的な手法があることが分かった。

キーワード: 発注戦略, 値引き戦略, マルチエージェントシミュレーション, Q 学習

Analysis of Ordering Strategy Considering Discount Strategy

OGATA NAOYA^{1,a)} HAYANO MASASHI¹ SUGAWARA TOSHIHARU¹

Abstract: Today there are many retail stores, and it is not unusual that there are other stores in the vicinity, so retail stores take various discount strategies to attract consumers. As an example of this, there is a HILO (High-Low Price) strategy that sells bargains, and an EDLP (Everyday Low Price) strategy that always sells at a low price. On the other hand, out-of-stock and stock disposal greatly affect profit. Therefore, in addition to the discount strategy the ordering strategy also needs to be considered in order to decide each sales strategy. In this research, we introduced three types of agents: retailer agent A with HILO strategy, retailer agent B with EDLP strategy, and consumer agent who learns prices and select stores. And, we analyzed the influence of each ordering strategy on the profit of retailer agents A and B. As a result, although the EDLP strategy always gains a lot of profit, it turned out that there is a stable method in the ordering strategy.

Keywords: ordering strategy, discount strategy, multi agent simulation, Q-learning

1. 序論

今日、コンビニエンスストアや、スーパーなどの小売店は多く、複数の店舗が近隣にあることも多い。そのため、小売店は消費者を呼び込むための戦略を適切に決定する必要がある。特に、商品の価格が消費者の店舗の選択に与える影響は大きい [1]。そのため、多くの小売店はさまざまな値引き戦略をとって消費者を呼び込み、購買活動を喚起しようとする。その代表例として、HILO (High-Low Price)

戦略と呼ばれる特定の日に特売を実施する戦略や EDLP (Everyday Low Price) 戦略と呼ばれる常に低価格で商品を販売する戦略がある [2][3]。しかし、競合他店でも値引きをする場合を考慮すると、値引きが必ずしも顧客の増加につながるとは限らないばかりか、値引きにより、店舗利益が減少することもある。このため、値引き戦略の相互影響を調査する必要がある。同時に、店舗利益は発注戦略にも影響を受ける。たとえば、商品がなければ販売できず、利益の機会を逃すことになる。しかし、スーパーやコンビニエンスストアなどの小売店で扱う商品には販売許容期間が存在するものも多く、在庫をかかえすぎるとそれらの商品は廃棄になる。廃棄は損失になるだけでなく、在庫から商

¹ 早稲田大学
Waseda University
^{a)} n.ogata.1994@ruri.waseda.jp

品が減るため、欠品にもつながる。それに加え、商品の発注から納品までにある程度の時間を要する。これらの要素を考慮して発注する必要がある。そのため、商品の在庫や廃棄などに直結する発注戦略が、店舗利益に与える影響は大きく、値引き戦略による店舗利益の差を比較する場合、発注戦略を考慮しなければならない。

これまで、販売戦略を解析した研究は多い。たとえば、川勝ら(2000) [4] は、小売業における特別展示商品に対して、最適発注量および最適発注点の式を導出し、数値例を当てはめ、結果の妥当性を示している。しかし、この論文では1店舗内のことのみ扱っている。現実では複数の店舗が競合することで、最適発注量や最適発注点も、複雑化すると考えられるため、複数の店舗間の競合による影響についても調べる必要がある。Lattinら(1991) [5] や Lalら(1997) [6] は、EDLP 戦略での商品価格が、特売をする店舗での通常価格と特売価格の間の価格で一定であることを仮定し、ゲーム理論により、HILO 戦略と EDLP 戦略の店舗間の競合について分析をしている。しかし、現実では小売店の商品価格は、特売ほど急激ではなくとも、多少の変動があり、彼らの手法ではこれを表現できない。Hockら(1994) [7] は、86 店舗の食料品店において、26 種類の商品カテゴリーについて実験を行っている。実際の店舗で、価格を日々変化させ、消費者需要の変化を見ることで、それぞれの売上、店舗利益に与える影響を示した。しかし、競合店舗の変化を考慮していないため、検討としては不十分である。田中ら(2011) [8] は、HILO の戦略の販売店と EDLP の戦略の販売店を ABS (Agent-Base Simulation) で分析し、競合店舗による消費者行動に対する影響を考慮した場合の合理的な値引き戦略を調査している。しかし、欠品や廃棄を考慮していないため、それぞれの店舗の利益を十分比較できていない。また、松村ら(2016) [9] はコンビニエンスストアの POS データに基づき、商品の欠品時の消費者行動についてシミュレーションしている。しかし、競合店舗や商品の値引きを考慮していないため、複数の店舗が競合している場合の店舗利益については検討できない。

そこで本研究では、小売店の値引き戦略をより現実に即した条件で比較するために、発注戦略が価格戦略である HILO 戦略や EDLP 戦略に与える影響について分析することを目的とする。そのために、田中らの研究 [8] を元に、HILO 戦略と EDLP 戦略をとる小売店の比較に在庫や廃棄の概念を導入し、マルチエージェントシミュレーションにより、利益への影響を調べる。これにより、HILO 戦略をとる小売店と EDLP 戦略をとる小売店が競合した場合の店舗利益を、より現実に即した条件で比較することができる。しかし、値引き戦略が異なれば、より利益を大きくするために必要な在庫量にも差が生じることが予測される。そのため、HILO 戦略の小売店と EDLP の小売店がとる発注戦略をそれぞれ変化させて競合させることで、各値引き

戦略での利益の変化を調査する。これにより、各発注戦略が、HILO 戦略や EDLP 戦略の小売店に与える影響について分析する。

2. 準備

2.1 用語定義

HILO 戦略とは、小売業における価格戦略の1つであり、価格を期間限定の特売などにより変動させることで消費者を集める戦略のことである。他方、EDLP 戦略とは、小売業における価格戦略の1つであり、特売を行わず、常に低価格で商品を消費者へと提供する戦略のことである。また、その数量を切れば発注するとあらかじめ決めた在庫水準のことを発注点と呼び、商品の発注から納品までに、生産や輸送などで要する時間のことをリードタイムと呼ぶ。最後に、安全在庫とは、消費量のばらつきによる欠品を防ぐための余剰在庫のことである。

3. モデル

3.1 先行研究

本研究で使うモデルの元となる先行研究 [8] のモデルについて説明する。このモデルでは、単一商品のみを扱う市場を想定しており、エージェントは消費者エージェントと販売店エージェントの2種類が存在する。消費者エージェントは自らの経験によって購入する店舗を決定する。販売店エージェントは消費者エージェントの行動を受け、利益を最大化するように、自らの戦略に基づき商品の価格を決定する。したがって、モデルの流れは以下のようになる。

- (1) 消費者エージェントが自らの経験から得た行動の評価値によって購入する店舗を選択し、購買活動を行う。
 - (2) 消費者エージェントは購買活動により支払った価格を学習し、その行動の評価値を更新する。
 - (3) 販売店エージェントは消費者エージェントの行動を受け、自らの戦略に応じて価格を変化させる。
- (1), (2), (3) を1ステップとして、これを繰り返す。以下、各エージェントについて説明する。

3.1.1 消費者エージェント

消費者は、多くの場合どちらの販売店の方が安く商品を買えるのかを経験的に学習し、購入先を決定する。そのため、消費者エージェントは自らの購入価格についての評価値を Q 学習により学習し、 ϵ -greedy 法を用いて行動選択をする。このとき、報酬として、購買活動をした販売店エージェント i の t ステップにおける商品価格 $-P_{it}$ を受け取る。ここで、消費者を直近の価格に対する関心の高さで高、中、低の3タイプに分類し、Q 学習の学習率 α のパラメータを変化させることで表現する。ただし、消費者エージェントの直近の価格への関心の高さについては正規分布に従うと仮定する。また、消費者エージェントの来店順はランダムであり、直近の価格への関心の高さには依存しない。

3.1.2 販売店エージェント

販売店エージェントは消費者エージェントの行った購買活動に応じて売上や利益を得る。また、販売店エージェントは、HILO 戦略を想定した販売店エージェント A と、EDLP 戦略を想定した販売店エージェント B の 2 つを用いる。

§1 利益計算

販売店エージェントの意思決定の指標となる販売店エージェントの売上 Sl_{it} (整数) と、利益 B_{it} (実数) は消費者エージェントの行動の結果である販売数 N_{it} (整数) を用いて、次式によって計算する。ただし、添え字の it は、販売店 i の t ステップにおける値を意味する。

$$Sl_{it} = P_{it} \times N_{it} \quad (1)$$

$$B_{it} = Sl_{it} - VC_{it} - CC \quad (2)$$

$$VC_{it} = PC \times N_{it} \quad (3)$$

なお、 P_{it} (整数) は商品の価格、 VC_{it} (整数) は変動費、 CC (整数) は固定費、 PC (整数) は商品の原価を表す。ここで、変動費は仕入原価や販売手数料などのことであり、固定費は人件費などのことである。また、固定費 CC および商品の原価 PC は、この研究では変動しないものとする。

§2 販売店エージェント A (HILO 戦略)

販売店エージェント A は、以下の条件のどちらかを満たすとき特売を行う。

- 特売実施確率 $Prob$ ($0 \leq Prob \leq 1$ の実数) を満たすとき
 - n_A ステップ連続で売上 Sl_{it} が減少したとき
- ただし、特売実施確率は特売を実施する確率のことである。また、 $Prob$ 、 n_A は定数である。特売が行われないステップ t では戦略 A の価格 P_{it} は以下の (4) 式で計算され、特売が行われたステップ t での価格 P_{it} は (5) 式で計算される。

$$P_{it} = P_{base} \quad (4)$$

$$P_{it} = P_{base} \times (1 - R_A) \quad (5)$$

ただし、 P_{base} は各販売店の値引き前の価格、 R_A ($0 \leq R_B \leq 1$ の実数) は値引率である。

§3 販売店エージェント B (EDLP 戦略)

販売店エージェント B は常に低価格で販売を行う。さらに売上 Sl_{it} の推移に応じて価格 P_{it} を少しずつ変更する。ただし、価格 P_{it} は価格最大値 P_{max} 以下、か

つ、価格最低値 P_{min} 以上とする。あらかじめ販売店エージェント i で定めた値引き率 R_B ($0 \leq R_B \leq 1$ の実数) を用いて、初期ステップでの価格 P_{i1} は次式で計算される。

$$P_{i1} = P_{base} \times (1 - R_B) \quad (6)$$

それ以後、価格最大値 P_{max} 以下、かつ、価格最低値 P_{min} 以上、を満たす限り、売上に応じて販売店エージェント i のステップ t での価格 P_{it} を以下のように計算する。

- n_B ステップ連続で売上 Sl_{it} が減少したとき

$$P_{it} = P_{i(t-1)} - U_P \quad (7)$$

- n_B ステップ連続で売上 Sl_{it} が増加したとき

$$P_{it} = P_{i(t-1)} + U_P \quad (8)$$

- 上記 2 つ以外のとき

$$P_{it} = P_{i(t-1)} \quad (9)$$

U_P は価格の変化量であり、 U_P 、 n_B は共に定数である。

3.2 提案モデル

本研究では、3.1 の先行研究に、欠品や廃棄を取り入れたものを用いる。ただし、提案モデルでは n_A および n_B は 1 とし、1 ステップ前の情報をもとに販売店エージェントは価格を決定する。モデルの設定として、商品には販売許容期間があり、1 ステップ経過するごとに販売許容期間が減少する。そして、販売許容期間が 0 となった時点でその商品を廃棄する。また、商品が納品されるのは、その商品を発注したステップの最後であり、次ステップの発注の直前となる。そのため、納品される商品は次のステップから販売可能となり、リードタイムは 1 ステップとなる。在庫には上限があり、その値はあらかじめ決めておくものとする。この上限を超えて商品が納品された場合には、古い商品から順に廃棄する。また、納品の際に誤りは生じず、発注した数が必ず納品されるとする。消費者エージェントが来店したとき、その販売店エージェントに商品がなかった場合、消費者エージェントはそのステップでの購買活動を行わず、価格の学習だけをする。以上の設定のもと、発注戦略が HILO 戦略や EDLP 戦略に与える影響を分析する。モデルの流れは以下ようになる。

- (1) 販売店エージェントがそれぞれの発注戦略に応じて発注を行う。
- (2) 消費者エージェントが自らの経験から得た行動の評価値によって購入する店舗を選択し、購買活動を行う。
- (3) 消費者エージェントは購買活動により支払った価格を

学習し、その行動の評価値を更新する。

- (4) 販売店エージェントは消費者の行動を受け、自らの戦略に応じて価格を変化させる。
(5) 販売店エージェントが廃棄を行う。
(6) 商品が納品され、販売店エージェントは商品を補充する。
(1) から (6) までを 1 ステップとして、これを繰り返す。

3.2.1 利益計算

廃棄数 D_{it} (整数) や過発注による溢れ OF_{it} (整数) を考慮したことにより、利益 B_{it} の計算式は次式となる。

$$B_{it} = Sl_{it} - VC_{it} - CC - L_{it} \quad (10)$$

$$L_{it} = PC \times (D_{it} + OF_{it}) \quad (11)$$

なお、 Sl_{it} (整数) は売上、 VC_{it} (整数) は変動費、 CC (整数) は固定費、 PC (整数) は商品の原価、 L_{it} (整数) は損失を表している。

3.2.2 発注戦略

まず、発注戦略に関する用語を定義する。ここで、在庫数を S_{it} (整数)、在庫の最大数を S_{max} 、発注数 ON_{it} (整数)、納品数を DG_{it} (整数)、販売数を SN_{it} (整数) とする。また、 $ON_{it} = DG_{it}$ とする。

(1) 過発注による溢れ OF_{it}

納品までの販売数の予測誤りに関係する。利益計算で考慮され、直接的な損失となる。以下の式で計算される。

- $S_{max} \geq S_{it} + DG_{it}$ のとき

$$OF_{it} = 0$$

- $S_{max} < S_{it} + DG_{it}$ のとき

$$OF_{it} = S_{it} + DG_{it} - S_{max}$$

(2) 廃棄数 D_{it}

販売許容期間内の販売数の予測誤りに関係する。利益計算で考慮され、直接的な損失となる。廃棄数 D_{it} の値は販売許容期間が 0 となり、廃棄になった商品の数とする。

(3) 欠品数 SG_{it}

過発注による溢れと同様に、納品までの販売数の予測誤りに関係する。販売機会の損失による、間接的な損失となる。欠品数 SG_{it} の値は販売機会の損失の数とする。

(4) 必要量 R_{it}

販売数 SN_{it} と欠品数 SG_{it} の和で計算され、前のステップにおける販売機会の数を表す。式は以下のようになる。

$$R_{it} = SN_{it} + SG_{it}$$

本研究では、前のステップで発生した現象をもとに発注数を増減させる戦略 1 から 3、特定の条件により発注数や発注点を定める戦略 4 から 6、実際に使われている発注戦略として、戦略 7, 8 を用意した。定義した変数を用いて、それぞれの発注戦略を示す。ただし、添え字 it は販売店エージェント i の t ステップにおける値であることを意味する。

*発注戦略 1

$OF_{i(t-1)} > 0$ または $D_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注数 ON_{it} を

$$ON_{it} = ON_{i(t-1)} - OF_{i(t-1)} - D_{i(t-1)}$$

とし、 $SG_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注数 ON_{it} を

$$ON_{it} = ON_{i(t-1)} + SG_{i(t-1)}$$

とする。

*発注戦略 2

$OF_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注数 ON_{it} を

$$ON_{it} = ON_{i(t-1)} - OF_{i(t-1)}$$

とし、 $SG_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注数 ON_{it} を

$$ON_{it} = ON_{i(t-1)} + SG_{i(t-1)}$$

とする。

*発注戦略 3

$OF_{i(t-1)} > 0$ または $D_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注数 ON_{it} を

$$ON_{it} = ON_{i(t-1)} - C$$

とし、 $OF_{i(t-1)} = 0$ かつ $D_{i(t-1)} = 0$ のとき、発注数 ON_{it} を

$$ON_{it} = ON_{i(t-1)} + C$$

とする。ただし、 C はあらかじめ決めた発注数の変化量である。

*発注戦略 4

発注点を OPP_{it} とすると、 $OPP_{it} > S_{it}$ のとき、発注をする。この戦略では発注数 ON_{it} は変化しない。ただし、 $OF_{i(t-1)} > 0$ または $D_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注点 OPP_{it} は

$$OPP_{it} = OPP_{i(t-1)} - CB$$

となり、 $SG_{i(t-1)} > 0$ のとき、発注点 OPP_{it} は

$$OPP_{it} = OPP_{i(t-1)} + CB$$

となる。ただし、 CB はあらかじめ決めた発注点の変化量である。

*発注戦略 5

在庫の最大数から減った数を発注数とする。したがっ

て、発注数 ON_{it} は

$$ON_{it} = S_{max} - S_{it}$$

となる.

***発注戦略 6**

在庫の最大数から減った数と前ステップでの必要量の和の数を発注数とする. したがって、発注数 ON_{it} は

$$ON_{it} = S_{max} - S_{it} + R_{i(t-1)}$$

となる.

***発注戦略 7 (定量発注方式)**

リードタイムを LT , 安全在庫を SS_{it} とする. 発注点 OPP_{it} を以下の式から求め、 $OPP_{it} > S_{it}$ のとき、発注をする.

$$SS_{it} = R_{sd_{it}} \times \sqrt{LT} \times \alpha_r$$

$$OPP_{it} = R_{ave_{it}} + LT + SS_{it}$$

ただし、 R_{sd} は一日あたりの必要量の標準偏差、 R_{ave} は一日あたりの平均必要量とする. また、 α_r は平均 0、標準偏差 1 の正規分布であり、危険率が 5% のときは $\alpha_r = 1.65$ となる. ここで、危険率とは、一日の必要量の標準偏差が α_r よりも大きくなる確率のことである. この戦略も発注数 ON_{it} は変化しない.

***発注戦略 8 (定期発注方式)**

発注間隔を OI , 未納品の商品数を Ud_{it} とする. ここで、未納品の商品数とは、リードタイム中の商品の数とする. この変数と定義済みの変数を用いて、発注数を算出する.

$$ON_{it} = (OI + LT) \times R_{i(t-1)} + SS_{i(t-1)} - S_{i(t-1)} - Ud_{i(t-1)}$$

ただし、今回の実験では、リードタイムが 1 ステップであるため、 Ud は常に 0 となる. また、毎ステップで発注するので、発注間隔 OI も 0 となる.

4. 実験

4.1 実験設定

この節では行った実験について解説する. 実験では消費者エージェントのパラメータを固定し、各値引き戦略において、発注戦略を 2.1.2 節で挙げた 8 つの戦略で変化させ、その影響を分析する. 用いたパラメータを表 1, 表 2 に示す. また、消費者エージェントの Q 値はの初期値は共に 0 であり、1 ステップ目では、販売店エージェント A, B 共に 50% の確率で消費者エージェントが購買活動をする. 販売店エージェント A, B は共に 1 つずつ、消費者エージェント数は 100 とし、本実験では商品が 1 種類の単一商品モデルとする. 実験は 100000 ステップまで行い、乱数のシード値を変えて 1000 回繰り返す.

表 1 使用したパラメータ (消費者エージェント)

消費者エージェント	
エージェント数	100
高 : 中 : 低の割合	1 : 2 : 1
高, 中, 低の学習率 α	0.2, 0.5, 0.8
学習率 ε	0.01
割引率 γ	0.5

表 2 使用したパラメータ (販売店エージェント)

販売店エージェント (共通)	
初期価格 P_{base}	1000
商品原価 PC	600
固定費 CC	5000
販売店エージェント (販売店エージェント A)	
エージェント数	1
特売実施確率 $Prob$	0.2
特売時割引率 R_A	0.25
販売店エージェント (販売店エージェント B)	
エージェント数	1
値引き率 R_B	0.05
単位値引き価格 U_P	10
価格最大値 P_{max}	950
価格最低値 P_{min}	750
発注戦略関連	
販売許容期間	2
リードタイム LT	1
発注戦略 3 における発注数の変化量 C	10
発注戦略 4 における発注点の変化量 CB	5
発注戦略 4, 7 における発注数	50

4.2 実験結果と考察

2.1.2 の発注戦略で挙げた 8 つの発注戦略における販売店エージェント A, B の利益をそれぞれ表 3, 表 4 に示す. 表 3 は販売店エージェント B の発注戦略ごとに、販売店エージェント A の発注戦略を変化させたときの販売店エージェント A の利益を表し、表 4 は販売店エージェント A の発注戦略ごとに販売店エージェント B の発注戦略を変化させたときの販売店エージェント B の利益を表している. 平均の列 (行) では販売店エージェント A (B) が、ある発注戦略を選択した際に、販売店エージェント B (A) がとる 8 つの発注戦略に対する利益の平均値となっている. この表では、列 (行) ごとに、最も利益が大きいものを太字で表示し、最も利益が小さいものをイタリック体で表示している. なお、表 3, 表 4 の値は、シミュレーション結果の最後の 100 ステップの平均値である.

表 5 に販売店エージェント B の利益から販売店エージェント A の利益を引いた値を示す. この値が、全ての組み合わせで正の値となることから、常に販売店エージェント A の利益は販売店エージェント B の利益より小さいことがわかる. この原因は、今回の実験で扱ったのが単一商品モデルであるためと考えられる. 現実では、特売品だけでな

表 3 発注戦略を変化させたときの販売店エージェント A の利益

A \ B	1	2	3	4	5	6	7	8	平均
1	-2730.7	-2675.0	-2134.2	-5018.5	-1200.5	-2100.9	-5018.6	356.2	-2565.3
2	-2938.4	-2526.4	2907.5	-5046.0	2333.0	2543.6	-5041.7	5183.4	-323.1
3	-3909.5	-3783.8	-1792.0	-10532.7	-2345.8	-2122.9	-10532.9	1251.9	-4221.0
4	-3081.0	-2450.7	3807.9	-5128.1	2872.7	3068.7	-5128.7	5308.8	-91.3
5	-1232.9	-1003.8	-1297.0	-5081.7	-117.7	-248.2	-5081.7	3543.5	-1314.9
6	-10924.9	-10267.2	-3375.5	-5417.6	-3135.5	-4034.1	-5417.7	-724.9	-5412.2
7	-7101.2	-6851.9	1081.1	-5128.4	-987.0	630.1	-5127.6	3891.4	-2449.2
8	-1612.3	-1367.1	-1032.6	-4988.8	2296.3	1171.0	-4988.8	4093.7	-803.6

表 4 発注戦略を変化させたときの販売店エージェント B の利益

A \ B	1	2	3	4	5	6	7	8
1	18114.4	18038.3	14653.5	2500.0	9712.3	15335.7	2500.0	8631.4
2	17305.2	17151.3	11442.8	2500.0	8637.6	10789.4	2500.0	7101.2
3	17174.4	17139.1	13557.2	2500.0	8715.3	14256.8	2500.0	7811.4
4	16875.9	16694.9	11162.3	2500.0	9054.4	10256.3	2500.0	7209.2
5	16899.7	16978.6	13008.1	2500.0	7555.6	14526.6	2500.0	5840.9
6	17254.8	17112.0	11283.1	2500.0	8095.8	10739.8	2500.0	7006.2
7	17293.9	17092.4	11667.4	2500.0	7516.7	10495.5	2500.0	7530.3
8	16579.4	16591.4	12720.3	2500.0	8669.8	11505.8	2500.0	4878.2
平均	17187.2	17099.8	12436.8	2500.0	8494.7	12238.2	2500.0	7001.1

く、それ以外の商品も購入する消費者が多い。

また、販売店エージェント A において、同ステップでの必要量を考慮せず、在庫容量から減った数だけを発注する発注戦略 5 の方が、同ステップでの必要量を考慮する発注戦略 6 よりよい結果となった。この要因として、販売店エージェント A の販売数が少ないことが考えられる。発注戦略 5、6 はともに在庫の上限から減った数を補充する発注戦略であるため、販売数が少ない場合には、どちらの場合でも、商品が廃棄になるリスクは高い。そのため、廃棄が多くなる発注戦略 6 では損失が増え、発注戦略 5 より利益が縮小したと考えられる。一方で、販売店エージェント B においては、同ステップでの必要量を考慮する発注戦略 6 の方がよい結果となった。これは、販売店エージェント A とは逆に、販売数が多いためと考えられる。販売数が多いと、廃棄のリスクは低いが、欠品のリスクが高くなる。発注戦略 5 ではそのステップで売れる商品の数は、在庫上限から前のステップでの販売数を引いた数となるが、発注戦略 6 ではそれに必要量を上乘せするため、ほぼ在庫上限まで販売できる。そのため、発注戦略 5 では欠品による販売機会の損失が大きく、発注戦略 6 の場合より悪くなったと考えられる。この結果から、発注戦略 6 は販売数が多い場合に、発注戦略 5 より有効と考えられる。

販売店エージェント A において、発注戦略 4 と発注戦略 7 は、共に在庫数が発注点を下回った場合に発注する戦略に関わらず、結果に差が生じた。これは発注点の決定方法が原因と考えられる。発注戦略 4 では、過発注による溢れ・廃棄・欠品などから発注点を決定するのに対し、発注

戦略 7 は安全在庫を考慮して発注点を算出する。これにより、発注戦略 7 の方は安全在庫として余剰在庫をかかえる。販売店エージェント A の販売数と今回の販売許容期間の設定では、それを捌ききれず、廃棄が増えたと考えられる。一方で、販売店エージェント B では、販売店エージェント A と異なり、発注戦略 4 と発注戦略 7 に差がないのは、発注数が固定であるために、毎ステップで発注しても必要量に追いつかず、差が生じる状態にならなかったと考えられる。

最後に実験の結果から、販売店エージェント A、B の発注戦略の推移を推察する。ただし、販売店エージェント A、B は共に、最も利益が大きくなると予想される発注戦略を目指すとして仮定する。まず、販売店エージェント A、B は表 3、表 4 の平均で最大となるものを選択し、それぞれ発注戦略 4、1 をとると考えられる。このとき、表 4 を参照すると、販売店エージェント A の発注戦略が 4 の場合、販売店エージェント B の利益が最大となるのは発注戦略 1 のときなので、販売店エージェント B の発注戦略は変わらない。同様に、表 3 から、販売店エージェント B の発注戦略が 1 の場合、販売店エージェント A の利益が最大となるのは発注戦略 5 なので、販売店エージェント A の最善戦略は 5 となる。次に、販売店エージェント A の発注戦略が 5 のときの販売店エージェント B の最善戦略は、表 4 から、発注戦略 2 である。しかし、販売店エージェント A については、表 3 より、最善戦略は 5 から変わらない。したがって、販売店エージェント A、B の発注戦略の安定点はそれぞれ、発注時に在庫上限から減っている数だけ発注する発注戦略 5 と、過発注による溢れの数だけ発注数を減らし、欠品の

表 5 それぞれの発注戦略における利益の差 (B-A)

A \ B	1	2	3	4	5	6	7	8
1	20845.0	20713.3	16787.7	7518.5	10912.8	17436.5	7518.6	8275.1
2	20243.6	19677.7	8535.3	7546.0	6304.6	8245.8	7541.7	1917.8
3	21083.8	20922.9	15349.2	13032.7	11061.1	16379.7	13032.9	6559.5
4	19956.9	19145.6	7354.3	7628.1	6181.7	7187.6	7628.7	1900.4
5	18132.6	17982.4	14305.0	7581.7	7673.3	14774.8	7581.7	2297.4
6	28179.7	27379.2	14658.7	7917.6	11231.3	14773.9	7917.7	7731.1
7	24395.1	23944.3	10586.2	7628.4	8503.7	9865.4	7627.6	3638.9
8	18191.7	17958.5	13752.9	7488.8	6373.5	10334.8	7488.8	784.5

数だけ発注数を増やす発注戦略 2 となる。

5. 結論

本研究では、欠品や廃棄を考慮した値引き戦略の比較を行うために、強化学習を行う消費者エージェント、販売店エージェント A (HILO 戦略)、販売店エージェント B (EDLP 戦略) の 3 種類のエージェントを用いてシミュレーションを行った。このとき、販売店エージェントの在庫量に直結する発注戦略を変化させることにより、発注戦略が販売店エージェントの利益に与える影響について分析した。その結果、単一商品モデルの場合、HILO 戦略の販売店が EDLP 戦略の販売店より利益を出せないと分かった。また、本研究で用いた発注戦略における、販売店エージェント A, B の発注戦略の安定点を調査した。

欠品時の消費者行動について、Campo ら (2002) [10] をはじめとする複数の研究 [11][12][13] で分析している。したがって、今後は、これらの行動を導入し、より現実に即した分析を行う。たとえば、

- 欠品時の消費者行動の実装
- 複数の商品を扱う複数商品モデルへの拡張
- 販売許容期間やリードタイムなどのパラメータの調整
- 3 つ以上の販売店を競合させて分析

といった課題に取り組む予定である。

参考文献

[1] Monroe, K. B.: Buyers' Subjective Perception of Price, *Marketing Research*, Vol. 10, No. 1, pp. 70–80 (1973).
 [2] 中村博: 小売業の Hi-Lo 政策と EDLP 政策の比較, *流通情報*, No. 422, pp. 13–20 (2004).
 [3] 守口剛: 価格戦略の理論と実際 (第 5 回)EDLP 政策とハイ・ロウ価格政策, *流通情報*, No. 439, pp. 28–34 (2004).
 [4] 川勝英史, 三道弘明, 濱田敏男: 小売業における特別展示商品に対する最適発注量一単位時間当たり総利益の最大化一, *日本応用数理学会論文誌*, Vol. 10, No. 2, pp. 175–186 (2000).
 [5] Lattin, J. M. and Ortmeyer, G.: A theoretical rationale for everyday low pricing by grocery retailers, *Working Paper, Graduate School of Business, Stanford University* (1991).
 [6] Lal, R. and Rao, R.: Supermarket Competition: The Case of Every Day Low Pricing, *Marketing Science*,

Vol. 16, No. 1, pp. 60–80 (1997).
 [7] Hock, S. J., Dreze, X. and Purk, M. E.: EDLP, Hi-Lo, and Margin Arithmetic, *Marketing*, Vol. 58, No. 4, pp. 16–27 (1994).
 [8] 田中祐史, 山本学, 吉川厚, 寺野隆雄: 販売店の値引き戦略による消費者行動, *Proc. Joint Agent Workshop and Symposium 2011* (2011).
 [9] 松村直樹, 和泉潔, 山田健太: POS データに基づく欠品時の顧客行動を考慮した小売店舗の購買シミュレーション, *人工知能学会論文誌*, Vol. 31, No. 2, pp. F–F13 (2016).
 [10] Campo, K., Gijsbrechts, E. and Nisol, P.: Towards Understanding Consumer Response to Stock-Outs, *Retailing*, Vol. 76, No. 2, pp. 219–242 (2002).
 [11] Campo, K., Gijsbrechts, E. and Nisol, P.: Dynamics in consumer response to product unavailability: do stock-out reactions signal response to permanent assortment reductions?, *Business Research*, Vol. 57, pp. 834–843 (2004).
 [12] Sloot, L., Verhoef, P. C. and Franses, P. H.: The impact of brand and category characteristics on consumer stock-out reactions, *ERIM Report Series Research in Management* (2002).
 [13] Anopindi, R., Dada, M. and Gupta, S.: Estimation of Consumer Demand with Stock-Out Based Substitution: An Application to Vending Machine Products, *Marketing Science*, Vol. 17, No. 4, pp. 406–423 (1998).