バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌　Vol.24，No.1，pp.27－35（2022）

[Original article]

（2022 年 5 月 20 日　Accepted）

消費期限を考慮したダイナミックプライシングを伴う仕入戦略

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：スーパーマーケットにおける消費期限までの残日数に応じた食品の割引は一種のダイナミックプライシングと考えられている．ダイナミックプライシングを伴う仕入戦略は既に検討されている．しかし，従来研究では消費期限は考慮されていない．そこで，本研究では消費期限を考慮したダイナミックプライシングを伴う仕入戦略方法を提案する．従来研究同様に提案方法では，マルコフ決定過程を利用して統計的決定理論に基づいて期待利益を最大化する．提案方法では，期待利益は動的計画法によって最大化される．提案方法の有効性を数値計算例で示す．提案方法による期待利益は比較対象の期待利益よりも大きいことを確認した．また，提案方法による適応的な選択も確認された．本研究は基礎研究であり，今後の拡張研究が必要である．

キーワード：消費期限，ダイナミックプライシング，仕入戦略，マルコフ決定過程，動的計画法

Purchasing Strategy with Dynamic Pricing Considering Expiration Date

Yasunari MAEDA[1]

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

Abstract: *Discounts on food in supermarkets, based on the number of days remaining until expiration date are considered a kind of dynamic programming. Purchasing strategy with dynamic programming has been already studied. But in the previous study, the expiration date is not considered. In this study, a new purchasing strategy with dynamic programming is proposed under the condition that expiration date is considered. The proposed method maximizes the expected profit based on statistical decision theory using Markov decision processes as the previous study. In the proposed method, the expected profit is maximized by dynamic programming. The effectiveness of the proposed method is shown by some computational examples. The expected profit of the proposed method is greater than that of the comparison target. The adaptive selections are confirmed in the results of the proposed method. This study is a basic study, and future extended study is required.*

Keywords: *expiration date, dynamic pricing, purchasing strategy, Markov decision process, 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

販売管理の分野では，需要が価格に依存して定まる条件のもとで，動的な価格設定によって総利益を最大化する，ダイナミックプライシングが検討されている[1]-[5]．基本的なモデルでは，引数に価格をとり，需要を確定的／確率的に出力する需要関数を考える．応用として，需要関数を支配する景気状態がマルコフ連鎖[6]によって変化し，景気状態が観測できない仮定のもとで，マルコフ決定過程[6]でモデル化したダイナミックプライシングも検討されている[1]．購入希望価格などの性質が異なる複数の顧客クラスで構成される待ち行列を考慮したダイナミックプライシングも検討されている[2]．

製造業における製造設備の設備保全業務と販売管理業務は一般的に社内の異なる部署（組織）が担当するが，設備保全とダイナミックプライシングを統合した従来研究もある[4]．基本的なダイナミックプライシングの価格設定問題では，販売可能な商品の数が固定（定数）のもとで，意思決定対象として主に価格のみ検討されている．しかし，従来研究[5]では意思決定対象に商品の仕入数も追加して，マルコフ決定過程を用いて仕入と価格設定の統合問題（ダイナミックプライシングを伴う仕入戦略）を検討している．

他方，従来からスーパーマーケット等の小売店の食品売場では，消費期限までの残日数に応じた割引が実施されている．近年，この消費期限までの残日数に応じた割引をダイナミックプライシングの一種と解釈し，消費期限までの残日数を考慮したダイナミックプライシングに関する実証実験[7]がイトーヨーカ堂などによって行われている．実証実験では，売上の向上や食品ロス（消費期限切れによる商品の廃棄）の削減効果が期待されている．しかし，消費期限までの残日数に応じたダイナミックプライシングによる期待利益（利益の期待値）の最大化などは検討されていない．なお，実証実験[7]は本論文執筆時において実施中の実証実験であり，本論文執筆時において結果は把握できていない．

そこで，本研究では統計的決定理論[8]に基づき期待利益を最大化する，消費期限までの残日数に応じたダイナミックプライシングを検討する．基本的なダイナミックプライシングでは意思決定対象は価格のみであるが，スーパーマーケット等の小売店では仕入数の決定も重要な意思決定である．本研究では，価格と仕入数の両方を意思決定対象とする従来研究[5]のモデルを，消費期限を考慮したモデルに拡張する．具体的には，需要の発生確率が消費期限までの残日数ごとに異なるようなモデルを考える．

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う．具体的な簡易な設定部分については次章以降で説明するが，今後，より現実に近い問題設定を検討する必要がある．

2. 準備

本研究で使用する記号などを説明する．$p_i \in P$はi番目の価格を示し，$P = \{p_1, p_2, \dots, p_{|P|}\}$は価格集合である．$p_i < p_j$，$i < j$とする．$d_i \in D$は$i$番目の需要（顧客の購入希望総数）を示し，$D = \{d_1, d_2, \dots, d_{|D|}\}$は需要集合である．$d_i < d_j$，$i < j$とする．$m_i \in M$は$i$番目の仕入数を示し，$M = \{m_1, m_2, \dots, m_{|M|}\}$は仕入数の集合である．$m_i < m_j$，$i < j$とする．$c$は商品1個あたりの仕入コストで，仕入数$m_i$に対する仕入コストは$cm_i$である．仕入時の消費期限までの残日数は$E$である．$\Pr\left(d_k \middle| p_j, i\right)$は消費期限までの残日数$i$日の商品に対して価格$p_j$で需要$d_k$が発生する需要確率を示す．議論を簡便にするため，対象商品は1種類，需要確率は既知とする．

Tは対象期間の長さで，仕入数と価格を選択（決定）する総回数である．本研究では1期が1日に相当し，T日間の仕入と価格選択を考える．$X_t = \left(X_{t,1}, X_{t,2}, \dots, X_{t,E-1}\right)$は$t$期の在庫状況に相当する状態を示し，$X_{t,i}$は$t$期において消費期限までの残日数が$i$日の商品の在庫数である．

$Y_t = \left(Y_{t,1}, Y_{t,2}\right)$は$t$期の仕入と価格選択に相当する決定を示し，$Y_{t,1} \in M$は仕入数，$Y_{t,2} = \left(Y_{t,2,1}, Y_{t,2,2}, \dots, Y_{t,2,E-1}, Y_{t,2,E}\right)$, $Y_{t,2,i} \in P$はt期において消費期限までの残日数がi日の商品に対する価格である．$Y_{t,2,1}$から$Y_{t,2,E-1}$は在庫分の商品（$X_{t,1}$から$X_{t,E-1}$）に対する価格で，$Y_{t,2,E}$はt期の仕入$Y_{t,1}$分の商品に対する価格である．ただし，消費期限までの残日数が小さな商品の価格が，残日数がより大きな商品の価格より大きくなる不整合が生じないように$Y_{t,2,i} \le Y_{t,2,j}$，$i < j$とする．

$Z_t = \left(Z_{t,1}, Z_{t,2}\right)$は$t$期の需要と販売数を示し，$Z_{t,1} = \left(Z_{t,1,1}, Z_{t,1,2}, \dots, Z_{t,1,E-1}, Z_{t,1,E}\right)$, $Z_{t,1,i} \in D$は残日数がi日の商品に対する需要，$Z_{t,2} = \left(Z_{t,2,1}, Z_{t,2,2}, \dots, Z_{t,2,E-1}, Z_{t,2,E}\right)$, $Z_{t,2,i}$は残日数がi日の商品の販売数である．需要$Z_{t,1,i}$は需要確率

$\Pr\left(Z_{t,1,i}\middle|Y_{t,2,i},i\right)$に従って発生し，販売数は在庫数（または仕入数）と需要のうちの小さい方の値（$Z_{t,2,i}=\min\left\{X_{t,i},Z_{t,1,i}\right\}$，$1\le i<E$，$Z_{t,2,E}=\min\left\{Y_{t,1},Z_{t,1,E}\right\}$）になる．

次に$t+1$期の状態X_{t+1}について説明する．$X_{t+1,i}$，$1\le i<E-1$については，t期の在庫数から販売数を引いて算出する．

$$X_{t+1,i}=X_{t,i+1}-Z_{t,2,i+1} \tag{1}$$

式(1)では，t期に残日数が$i+1$だったものが，$t+1$期に残日数がiに更新されている．

$X_{t+1,E-1}$はt期の仕入数$Y_{t,1}$から販売数を引いて算出する．

$$X_{t+1,E-1}=Y_{t,1}-Z_{t,2,E} \tag{2}$$

状態X_tにおいて決定Y_tを実施して需要と販売数がZ_tとなった場合の利得$r(X_t,Y_t,Z_t)$は以下のとおりである．

$$r(X_t,Y_t,Z_t)=-cY_{t,1}+\sum_{i=1}^{E}Y_{t,2,i}Z_{t,2,i} \tag{3}$$

利得$r(X_t,Y_t,Z_t)$はt期における売上から仕入コストを引いた利益に相当する．

本研究では総利益の期待値である期待総利得（総利得$\sum_{i=1}^{T}r(X_i,Y_i,Z_i)$の期待値）の最大化を目的とする．期待総利得の最大化とは直接関係しないが，参考のため，廃棄商品数についても算出しておく．t期において消費期限までの残日数1日の在庫商品$X_{t,1}$のうちt期に売れ残った分（$X_{t,1}-Z_{t,2,1}$）は消費期限切れで廃棄される．状態X_tにおいて決定Y_tを実施して需要と販売数がZ_tとなった場合の廃棄商品数を$r'(X_t,Y_t,Z_t)$とする．

$$r'(X_t,Y_t,Z_t)=X_{t,1}-Z_{t,2,1} \tag{4}$$

3.　消費期限を考慮したダイナミックプライシングを伴う仕入戦略

3.1　定式化

統計的決定理論に基づいて定式化を行う．最初に効用関数$U\left(h(\cdot,\cdot),X^{T+1}Y^TZ^T\right)$を次式で定義する．

$$U\left(h(\cdot,\cdot),X^{T+1}Y^TZ^T\right)=\sum_{i=1}^{T}r(X_i,Y_i,Z_i)$$
$$=\sum_{i=1}^{T}\left(-cY_{i,1}+\sum_{j=1}^{E}Y_{i,2,j}Z_{i,2,j}\right) \tag{5}$$

ただし，$h(\cdot,\cdot)$は状態X_tと当該期を示す自然数tを受け取ってt期の決定Y_tを返す決定関数である．式(5)の効用関数は決定関数$h(\cdot,\cdot)$を用いて，状態，決定，需要と販売数のT期間の系列$X^{T+1}Y^TZ^T=X_1Y_1Z_1\cdots X_TY_TZ_TX_{T+1}$に対応する事象が起きた場合の利益である．

次に1日目の在庫状況を示す初期状態が$X_1=\left(X_{1,1},X_{1,2},\dots,X_{1,E-1}\right)$という条件のもとで，決定関数$h(\cdot,\cdot)$を用いた場合の利益の期待値である期待効用$EU\left(h(\cdot,\cdot),X_1\right)$を示す．

$$EU\left(h(\cdot,\cdot),X_1\right)=\sum_{i=1}^{T}\sum_{Z_{\cdot,1}^{i}\in D^{E^i}}$$
$$\Pr\left(Z_{\cdot,1}^{i}\middle|h(\cdot,\cdot),X_1\right)r(X_i,Y_i,Z_i)$$
$$=-cY_{1,1}+\sum_{Z_{1,1}\in D^E}\prod_{i=1}^{E}\Pr\left(Z_{1,1,i}\middle|Y_{1,2,i},i\right)\left(\sum_{j=1}^{E}Y_{1,2,j}Z_{1,2,j}\right.$$
$$-cY_{2,1}+\sum_{Z_{2,1}\in D^E}\prod_{k=1}^{E}\Pr\left(Z_{2,1,k}\middle|Y_{2,2,k},k\right)\left(\sum_{l=1}^{E}Y_{2,2,l}Z_{2,2,l}\right.$$
$$\cdots-cY_{T,1}+\sum_{Z_{T,1}\in D^E}\prod_{n=1}^{E}\Pr\left(Z_{T,1,n}\middle|Y_{T,2,n},n\right)$$
$$\left.\left.\left(\sum_{o=1}^{E}Y_{T,2,o}Z_{T,2,o}\right)\cdots\right)\right) \tag{6}$$

ただし，$Z_{\cdot,1}^{i}$は1期からi期の需要の系列で$Z_{\cdot,1}^{i}=Z_{1,1}Z_{2,1}\cdots Z_{i,1}$，とする．式(6)の期待効用を最大化する決定関数が期待利益を最大にするという意味で最適な仕入数と価格の決定方法であり，式(7)で定義される．

$$h^*(\cdot,\cdot)=\arg\max_{h(\cdot,\cdot)}EU(h(\cdot,\cdot),X_1) \tag{7}$$

ただし，式(7)は最適な決定方法の定義であり，具体的な決定方法ではない．次節で，式(6)の期待効用の入れ子構造に動的計画法を適用することによって期待利益を最大化する提案方法を示す．

3.2　提案方法

動的計画法を用いてT期間の期待利益を最大化するという意味で最適な仕入数と価格を決定する提案方法を以下に示す．式(8)の動的計画法によるアルゴリズムで

は, T期から1期まで遡りながら処理を実施する（$1 \le t \le T$）．

$$v(X_t, t) = \max_{Y_{t,1} \in M, Y_{t,2} \in P'^E} -cY_{t,1} + \sum_{Z_{t,1} \in D^E} \prod_{i=1}^{E} \Pr\left(Z_{t,1,i} \middle| Y_{t,2,i}, i\right) \left(\sum_{j=1}^{E} Y_{t,2,j} Z_{t,2,j} + v\left(X_{t+1}, t+1\right)\right) \quad (8)$$

ただし，消費期限までの残日数が小さな商品の価格が，残日数がより大きな商品の価格より大きくなる不整合が生じないように$Y_{t,2,i} \le Y_{t,2,j}$，$i < j$とする．よって，価格$Y_{t,2}$は単なる価格集合の直積集合P^Eの要素ではなく，この条件を満足する集合P'^Eの要素とする．また，$v\left(X_{T+1}, T+1\right) = 0$とする. $v(X_t, t)$はt期の状態がX_tのもとでのt期以降の期待総利得（期待利益）の最大値で, 最大値に対応する$Y_{t,1}$と$Y_{t,2}$がt期の状態X_tにおける最適な仕入数と価格である.

最適な決定のもとでの廃棄数の期待値は式(9)で算出される. 式(9)は最適化処理ではなく, 期待値の算出のみであるが, 式(8)同様にT期から1期まで遡りながら処理を実施する.

$$v'(X_t, t) = \sum_{Z_{t,1} \in D^E} \prod_{i=1}^{E} \Pr\left(Z_{t,1,i} \middle| Y_{t,2,i}, i\right) \left(r'(X_t, Y_t, Z_t) + v'\left(X_{t+1}, t+1\right)\right) \quad (9)$$

ただし, $Y_{t,1}$と$Y_{t,2}$は式(8)で$v(X_t, t)$を算出する際の最適な仕入数$Y_{t,1}$と価格$Y_{t,2}$で, $v'\left(X_{T+1}, T+1\right) = 0$である. 式(9)による期待廃棄数の計算は提案方法には含まれない. 4章で紹介する数値計算例において廃棄数についても確認するための計算である. 本研究の拡張として, T期間の期待廃棄数について許容される閾値の制約を設けて, 制約を満足する仕入数と価格のみ提案方法（式(8)）の対象とすることも考えられる. その際には式(9)による期待廃棄数の計算も提案方法に含まれる. 拡張後の提案方法の計算時間は本研究の提案方法の2倍以下と試算される.

4. 数値計算例

提案方法の検証のための数値計算例を紹介する.

4.1 数値計算例1

最初に各種設定を以下に示す. なお, 各種設定は著者の主観的な設定であり, 提案方法に関するより厳密な検証のためには, 実データに基づく検証が必要である. 実データに基づく検証は今後の課題である.

価格数$|P| = 4$, 需要数$|D| = 4$, 仕入数の数$|M| = 4$, 期間長$T = 10$日, 商品1個あたりの仕入コスト$c = 15$, 仕入時の消費期限までの残日数$E = 3$, 初期状態$X_1 = \left(X_{t,1}, X_{t,2}\right) = (0,0)$とする. 価格$p_i$, 需要$d_i$, 仕入数$m_i$は表1, 需要確率$\Pr\left(d_k \middle| p_j, i\right)$は表2に示す.

表1. 価格p_i, 需要d_i, 仕入数m_i（数値計算例1）

	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$
価格p_i	20	30	40	50
需要d_i	10	20	30	40
仕入数m_i	10	20	30	40

表2. 需要確率$\Pr\left(d_k \middle| p_j, i\right)$（数値計算例1）

		$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
$i=1$	$j=1$	0.1	0.15	0.2	0.55
	$j=2$	0.15	0.2	0.25	0.4
	$j=3$	0.4	0.25	0.2	0.15
	$j=4$	0.9	0.07	0.02	0.01
$i=2$	$j=1$	0.05	0.1	0.15	0.7
	$j=2$	0.1	0.15	0.25	0.5
	$j=3$	0.2	0.3	0.3	0.2
	$j=4$	0.7	0.18	0.08	0.04
$i=3$	$j=1$	0.01	0.02	0.07	0.9
	$j=2$	0.05	0.1	0.15	0.7
	$j=3$	0.1	0.2	0.3	0.4
	$j=4$	0.5	0.3	0.12	0.08

提案方法の有効性に関して検証するために以下のような比較対象COM1からCOM6の経験則を用意した. これらの経験則は著者が考えた簡易な方法である. 提案方法では, 仕入数（消費期限までの残日数が$E = 3$日の商品の当日の仕入数）と価格（残日数1日の在庫商品に対する価格, 残日数2日の在庫商品に対する価格, 残日数3日の商品に対する価格）を選択するが, 以下の経験則では価格に関して経験則を導入し, 仕入数に関しては提案方法同様に最適化（動的計画法で算出）する. COM1～COM4は単

純に単一価格を選択する経験則，COM5とCOM6は単純なダイナミックプライシングの経験則である．

COM1：価格は全商品でp_4（最高価格）とする．
COM2：価格は全商品でp_3（上から2番目の価格）とする．
COM3：価格は全商品でp_2（上から3番目の価格）とする．
COM4：価格は全商品でp_1（最低価格）とする．
COM5：価格は残日数1日の在庫商品に対してp_2，残日数2日の在庫商品に対してp_3，残日数3日の商品に対してp_4とする．
COM6：価格は残日数1日の在庫商品に対してp_1，残日数2日の在庫商品に対してp_2，残日数3日の商品に対してp_3とする．

数値計算結果のうち，期待総利得（$T = 10$日間の総利益の期待値）と期待廃棄数（$T = 10$日間の廃棄商品数の期待値）を表3に示す．期待総利得は小数点以下第1位を四捨五入，期待廃棄数は小数点以下第3位を四捨五入している．表3中の比較対象COMiの百分率(%)は比較対象COMiの期待総利得の提案方法に対する百分率の小数点以下第2位を四捨五入したものである．表3掲載の百分率(%)を横軸，期待廃棄数を縦軸とした散布図を図1に示す．

表3.　期待総利得と期待廃棄数（数値計算例1）

	期待総利得	百分率(%)	期待廃棄数
提案方法	11300	100.0	15.68
COM1	10691	94.6	35.28
COM2	9469	83.8	1.28
COM3	5831	51.6	0.12
COM4	1969	17.4	0.02
COM5	10082	89.2	1.68
COM6	8137	72.0	0.16

提案方法は仕入数と価格の両方に関して最適化しているのに対して，比較対象COMiは経験則による価格のもとで仕入数に関してのみ最適化している．よって，提案方法の期待総利得が比較対象よりも大きいことは自明である．数値計算例1では，価格を全商品で$p_4 = 50$（最高価格）とするCOM1の期待総利得が最も提案方法に近く，差は約5%である．さらにその約5%下が価格を残日数1日の在庫商品に対してp_2，残日数2日の在庫商品に対してp_3，残日数3日の商品に対してp_4とするダイナミックプライシングのCOM5である．本研究では消費期限切れで廃棄する廃棄数は最適化の対象外であるが，期待廃棄数を見ると，提案方法の15.68に対して比較対象COM1は二倍以上の35.28である．他方，COM5は期待廃棄数が1.68と小さい．数値計算例1では，簡易な経験則によるダイナミックプライシングである比較対象のCOM5が，期待総利得は最適な提案方法より約10%低いが，期待廃棄数は提案方法よりも小さく，食品ロス対策の効果が大きいことが確認できる．

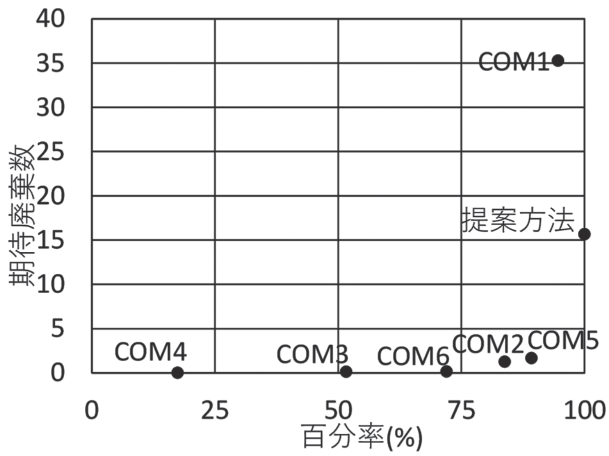

図1.　期待総利得と期待廃棄数（数値計算例1）

次に数値計算例1における提案方法の3期の決定の一部分を表4に示す．決定1から決定4の4例を掲載している．表中の残i数と残i価格は，消費期限までの残日数i日の商品の在庫数と価格である．

表4.　提案方法の決定の例（数値計算例1）

	決定1	決定2	決定3	決定4
期	3	3	3	3
残1数	10	10	20	20
残2数	10	20	10	20
仕入数	40	40	40	40
残1価格	50	50	40	40
残2価格	50	50	50	50
残3価格	50	50	50	50

ほとんどの価格が$p_4 = 50$で，残日数1日の商品の在庫

数（残1数）が20と多めの場合（決定3と決定4）に残1価格が$p_3 = 40$となっている．このような提案方法の適応的な価格選択の効果が比較対象COM1の期待総利得との約5%の差の原因と考えられる．

上記の結果は数値計算例1の各種設定のもとでの結果である．各種設定が異なると数値計算例の結果も異なることが想定される．そこで，数値計算例1とは異なる設定のもとでの数値計算例2を次節で紹介する．

4.2　数値計算例2

数値計算例2では，価格p_i，需要d_i，仕入数m_i，需要確率$\Pr(d_k|p_j, i)$が数値計算例1と異なるが，その他の設定は数値計算例1と同じである．価格p_i，需要d_i，仕入数m_iは表5，需要確率$\Pr(d_k|p_j, i)$は表6に示す．

表5.　価格p_i，需要d_i，仕入数m_i（数値計算例2）

	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$
価格p_i	20	50	80	100
需要d_i	5	10	20	40
仕入数m_i	30	40	50	60

表6.　需要確率$\Pr(d_k|p_j, i)$（数値計算例2）

		$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
$i=1$	$j=1$	0.1	0.2	0.3	0.4
	$j=2$	0.15	0.2	0.35	0.3
	$j=3$	0.65	0.15	0.15	0.05
	$j=4$	0.8	0.15	0.04	0.01
$i=2$	$j=1$	0.05	0.1	0.25	0.6
	$j=2$	0.1	0.2	0.3	0.4
	$j=3$	0.5	0.25	0.15	0.1
	$j=4$	0.65	0.15	0.15	0.05
$i=3$	$j=1$	0.01	0.04	0.15	0.8
	$j=2$	0.05	0.15	0.2	0.6
	$j=3$	0.15	0.2	0.35	0.3
	$j=4$	0.45	0.25	0.2	0.1

数値計算例1の設定と比較して，価格は最低価格以外の選択肢の価格を高めに設定した．需要は最大需要以外の選択肢の需要を低めに設定した．仕入数は選択肢を全体的に高めに設定した．需要確率は，最大価格の場合の最大需要の確率を大きめに，その他の価格の場合の最大需要の確率を小さめに設定した．

数値計算結果のうち，期待総利得（$T = 10$日間の総利益の期待値）と期待廃棄数（$T = 10$日間の廃棄商品数の期待値）を表7に示す．期待総利得は小数点以下第1位を四捨五入，期待廃棄数は小数点以下第3位を四捨五入している．表7中の比較対象COMiの百分率(%)は比較対象COMiの期待総利得の提案方法に対する百分率の小数点以下第2位を四捨五入したものである．表7掲載の百分率(%)を横軸，期待廃棄数を縦軸とした散布図を図2に示す．

表7.　期待総利得と期待廃棄数（数値計算例2）

	期待総利得	百分率(%)	期待廃棄数
提案方法	19382	100.0	75.92
COM1	16678	86.0	125.39
COM2	16427	84.8	148.41
COM3	17125	88.4	39.04
COM4	2435	12.6	12.88
COM5	18060	93.2	91.72
COM6	14988	77.3	66.48

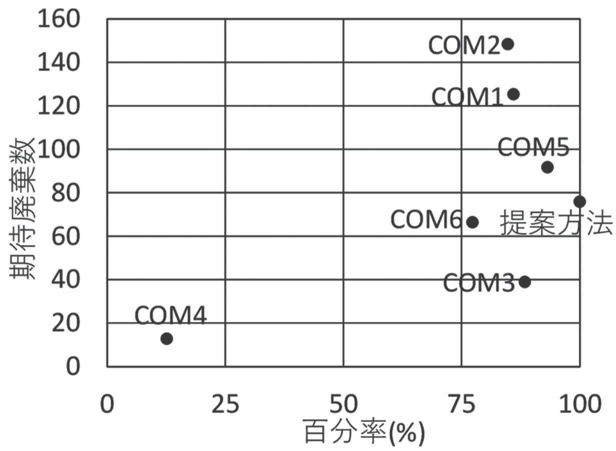

図2.　期待総利得と期待廃棄数（数値計算例2）

前節の数値計算例1では提案方法の期待総利得に最も近いのは全商品に価格p_4を適用するCOM1だったが，数値計算例2では簡易な経験則によるダイナミックプライシングである比較対象のCOM5である．数値計算例1ではCOM5の期待廃棄数は提案方法よりも小さかったが，数値計算例2では提案方法よりも大きい．数値計算例1と数値計算例2の期待総利得を参照すると，常に同一価格を設定する経験則と，簡易な経験則によるダイナミックプライシングのどちらが最適な提案方法により近いかは，需要確率等の各種設定次第であることが確認できる．

次に数値計算例2における提案方法の3期の決定の一

部分を表8に示す．決定1から決定4の4例を掲載している．表中の残i数と残i価格は，消費期限までの残日数i日の商品の在庫数と価格である．

表8.　提案方法の決定の例（数値計算例2）

	決定1	決定2	決定3	決定4
期	3	3	3	3
残1数	10	40	40	5
残2数	10	10	45	45
仕入数	50	50	50	50
残1価格	100	50	50	100
残2価格	100	100	50	100
残3価格	100	100	100	100

表8の提案方法の決定例では，基本的に在庫数が多ければ低めの価格（3番目に高い価格）$p_2 = 50$，少ない在庫には最も高い価格$p_4 = 100$，新規購入分（仕入数分）に対しても最も高い価格$p_4 = 100$が選択されている．しかし，決定4では残日数2日の在庫が45と多めであるが，最も高い価格$p_4 = 100$が選択されている．これは，消費期限までの残日数が小さな商品の価格が，残日数がより大きな商品の価格より大きくなる不整合が生じないように$Y_{t,2,i} \leq Y_{t,2,j}$，$i < j$とする条件の影響である．数値計算例1の場合と同様に，このような提案方法の適応的な価格選択の効果が比較対象COM5の期待総利得との約7%の差の原因と考えられる．

5.　考察と今後の課題

5.1　考察

ダイナミックプライシングに関する従来研究[5]では，商品の仕入数と価格の両方に関して最適化して期待総利得（総利益）を最大化する方法が提案されていた．しかし，従来研究では消費期限までの残日数は考慮されていなかった．そこで，本研究では従来研究のモデルを拡張することによって，消費期限を考慮して期待総利得を最大化する提案方法を3章で提案した．

4章で報告した数値計算例では，提案方法と経験則COM1からCOM6を比較した．提案方法では仕入数と価格の両方に関して最適化する．他方，経験則COM1からCOM6では価格を簡易なルールで決め，仕入数に関してのみ提案方法同様に最適化（動的計画法で算出）する．提案方法の価格の選択結果から，消費期限までの残日数や在庫数に応じた適応的な選択例が確認できた．

提案方法では仕入数と価格の両方に関して最適化しているのに対して，比較対象では価格を経験則で決定しているので，算出される期待総利得について提案方法が最大になるのは自明である．しかし，提案方法は仕入数と価格の両方に関して最適化しているため，処理が複雑である．よって，仕入時の消費期限までの残日数が長い商品，要素数が大きな価格集合／需要集合／仕入数の集合などに対応すると最適化問題の規模が大きくなる．

このような場合には，提案方法よりも処理が簡易な経験則等が実用的と考えられる．提案方法で算出される期待総利得は同問題設定における理論的限界とも解釈できる．よって，提案方法でも容易に解ける規模の問題設定のもとで算出した理論的限界値を，経験則等の評価に利用することも可能である．4章で報告した数値計算例での比較対象との比較は，COM1からCOM6の一部経験則を含む6個の方法を，提案方法によって算出された理論的限界値と比較することによって評価した実験とも解釈できる．

数値計算例1および数値計算例2では，仕入数のみ最適化して価格選択に関しては簡易な経験則を適用する比較対象COMiについて，提案方法の期待総利得との差が最小で約5～7%程度であった．しかし，COMiの中で期待総利得が最大となる方法は数値計算例1と数値計算例2では異なっており，需要確率等の各種設定次第で良好な経験則が異なることを確認した．

また，本研究では期待廃棄数の最小化は行っていないが，期待廃棄数については，提案方法および比較対象ともに各種設定次第で小さい場合と大きい場合の両方が確認された．イトーヨーカ堂などによる消費期限に応じたダイナミックプライシングの実証実験[7]は，食品ロス削減効果も期待されて実施中である．本研究の数値計算例では，消費期限に応じたダイナミックプライシングによって期待廃棄数が小さくなる例の他に，消費期限に応じたダイナミックプライシングよりも，単一価格の方が期待廃棄数がより小さくなる例も確認された．

5.2　今後の課題

本研究では，議論を簡便にするために1種類の商品を対象に定式化したが，実際の小売店では複数種類の商品を対象にする．また，本研究の問題設定では対象商品の

仕入数の最大値まで仕入可能な設定だったが，複数種類の商品を扱う実際の小売店では1回（1日）の仕入で利用可能な仕入コストには何らかの制約（制限）があると考えられる．よって，今後の課題として仕入コスト制約を導入したもとでの複数種類の商品への対応が挙げられる．

仕入コスト制約のもとでの最適化については，本研究とは対象分野は異なるが，例えば，体調管理等のヘルスケア・ソフトウェアに関する従来研究[9][10]における数理工学面での知見が利用可能と考える．従来研究[9][10]では，本研究と同様にマルコフ決定過程を確率モデルとして採用し，体調管理に利用可能なコスト（実施する運動負荷の累積など）に関する制約のもとで，ヘルスケア・ソフトウェアの利用者に対するアドバイスの選択問題を検討している．この従来研究における制約を伴うマルコフ決定過程に関する知見は，本研究の拡張にも利用可能である．

また，本研究では消費期限までの残日数が異なる在庫（または当日の仕入分）ごとに独立に需要が発生する需要確率のモデルを用いた．しかし，実際には消費期限が近くて安価な商品が多ければ，当日仕入分の需要は低くなると考えられる．今後の課題として，消費期限までの残日数が異なる在庫量を考慮した需要確率モデルの検討も挙げられる．需要確率モデルの検討は，後述の需要確率未知の場合の検討とも関連するが，検討には実データ（実際の販売状況のデータ）が必要である．仮に需要確率の推定に必要な十分な量の履歴データが存在しない場合には，能動的にサンプルを収集する能動学習（機械学習の一種）の適用が考えられる．

本研究では，1期が1日に相当するT日間（T回）の仕入と価格選択を検討した．しかし，本研究の検討内容は，有限期間（有限回）の仕入と価格選択であれば，1期の長さは1日に限らず数時間や数日間等の場合にも適用可能である．例えば，スーパーマーケットのお惣菜売場であれば，数時間単位での商品の補充が必要である．このような場合には，1期の長さを数時間として本研究の検討内容を適用できる．お惣菜売場に適用する場合には，本研究における消費期限までの残日数を時間単位で設定し直す必要がある．

4章の最初にも述べたとおり，本研究の数値計算例では著者による主観的な設定を利用したが，より厳密な検証のためには実データの利用が必要である．実データを利用する際に需要に関して十分なデータが存在すれば本研究同様に需要確率既知の仮定のもとで検討できるが，データが不足する場合には需要確率未知のもとで検討する必要がある．需要確率未知の場合の検討については，遷移確率未知の場合のマルコフ決定過程に関する従来研究[10][11]の知見が利用可能と考える．実データの利用および需要確率未知の場合の検討も今後の課題である．

仮に，需要確率が未知の場合の拡張研究が従来研究[10][11]の知見に基づいて実施できれば，ベイズ学習と呼ばれる機械学習を適用することになる．この場合にも，本研究同様に動的計画法で最適化問題を解くことになる．ただし，未知情報を伴わない本研究と比較すると，ベイズ学習の場合には対象となる最適化問題の規模がより大きくなる．そのため，規模次第では計算量の膨大化を回避するために何らかの近似解法が必要になる．近似解法として，深層強化学習の利用や，経験則の利用も考えられる．他方，1章で言及した実証実験[7]以外にも，既に多くのダイナミックプライシング技術が検討され，実用化されているものもある．その中には，人工知能／機械学習を利用した技術もある．技術の詳細が公開されていないため，あくまでも著者の想像であるが，これらの技術は本研究をベイズ学習に拡張した際のベイズ最適な方法（アルゴリズム）に対する何らかの近似解法に相当すると考える．

一般的に最適化問題の最適解を算出する本研究やその拡張研究では，計算量の膨大化が短所になる傾向がある．そのため，最適アルゴリズムをそのまま実用化することは難しい．他方，最適アルゴリズムを利用して小規模な問題を対象とし，計算量が小さい実用向きの近似解法や経験則の性能評価が可能である．最適アルゴルズムによる最適解（期待総利得）は理論的限界でもある．よって，最適アルゴリズムでも計算可能な規模の問題に対して，近似解法や経験則を適用した際の期待総利得（あるいはシミュレーションでの平均）が最適アルゴリズムによる理論的限界にどれだけ近いかという評価が可能である．

上記のように，既に実用化されている技術が存在する中で，理論的限界に関する研究が出遅れているのが現状である．しかし，実用化されている技術（あるいは実用化を目指す技術）に関する厳密な性能評価のためには，本研究のような最適アルゴリズム／理論的限界に関する研究も必要と考える．また，最適アルゴリズムを検討することによって，理論的限界に近い性能の近似解法のアイデアが見つかることにも期待したい．

6. まとめ

近年，スーパーマーケット等の小売店の食品売場における消費期限までの残日数に応じた割引が一種のダイナミックプライシングとして解釈され，実証実験が実施されている．しかし，ダイナミックプライシングに関する従来研究では消費期限までの残日数に応じた最適化は未検討である．そこで，本研究では商品の仕入数と価格の両方に関して最適化しているダイナミックプライシングを伴う仕入戦略の従来研究のモデルを，消費期限までの残日数に応じた価格選択が可能なように拡張し，消費期限を考慮したダイナミックプライシングを伴う仕入戦略における期待総利得を最大化する提案方法を提案した．

数値計算例において，提案方法と，経験則による価格選択を含む比較対象を比較し，提案方法による適応的な価格選択によって，比較対象よりも期待総利得（総利益）が大きくなることなどを確認した．

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た．より現実に近い問題設定のもとでの検討のためには，対象商品数の拡大，仕入コスト制約の導入，消費期限までの残日数が異なる在庫量を考慮した需要確率モデル，実データの利用，需要確率未知の場合の検討などが必要であり，これらは今後の課題である．

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. Aviv and A. Pazgal : A Partially Observed Markov Decision Process for Dynamic Pricing, Management Science, Vol.51, No.9 pp.1400-1416, 2005.
[2] E. B. Cil, F. Karaesmen and E. L. Örmeci : Dynamic pricing scheduling in a multi-class single-server queueing system, Queueing Systems, Vol.67, No.4 pp.305-331, 2011.
[3] 佐藤公俊，澤木勝茂：レベニューマネジメント，共立出版，東京，2020.
[4] 前田康成：ダイナミックプライシングを考慮した保全へのマルコフ決定過程の適用，電子情報通信学会論文誌D, Vol. J104-D, No. 12, pp. 830-833, 2021.
[5] 前田康成：ダイナミックプライシングを伴う仕入戦略，電気学会論文誌C, Vol. 142, No. 2, pp. 145-146, 2022.
[6] 森村英典，高橋幸雄：マルコフ解析，日科技連，東京，1979.
[7] 経済産業省：令和3年度 流通・物流の効率化・付加価値創出に係る基盤構築事業 IoT技術を活用した食品ロス削減の事例創出 実証実験概要, https://www.meti.go.jp/press/2021/01/20220111004/20220111004-1.pdf, 参照（2022. 1. 25）
[8] J. O. Berger: Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis, Springer, 1985.
[9] 前田康成：ヘルスケア・ソフトウェアにおける目標状態滞在確率の最大化に関する一考察，電気学会論文誌C, Vol. 141, No. 4, pp. 584-585, 2021.
[10] 前田康成：健康状態の遷移確率が未知のヘルスケア・ソフトウェアにおける目標状態での滞在確率の最大化，バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌，Vol. 23, No. 2, pp. 23-29, 2021.
[11] J. J. Martin : Bayesian Decision Problems and Markov Chains, John Wiley & Sons, 1967.

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．