A-037

処方的価格最適化における価格範囲の推定

猪熊 柾人 † 池田 春之介 ‡ 高野 祐一 §
筑波大学 † 筑波大学 ‡ 筑波大学 §

1 はじめに

商品の価格は消費者の需要に大きく影響するため，利益の最大化を目的とする企業にとって価格戦略の決定は重要な問題である．価格の交差弾力性や売上の共食いなどの商品間の複雑な関係を考慮して人間が最適価格を決定するのは難しい．この難しい意思決定問題である価格最適化のための手法として処方的価格最適化がある [1]．処方的価格最適化では需要の予測モデルを学習し，その予測モデルを用いて価格を最適化する．

処方的価格最適化では予測の誤差を都合よく解釈して利益を過大評価してしまう問題が指摘されている．交差検証法により真の利益の推定値を求める手法 [2] が提案されたが，これは価格を最適化する手法ではない．また，実務では人間の担当者が価格を決定している場合が多く，担当者が許容できる範囲で価格を設定することが求められる．過去の価格データの分布から適切な価格範囲を推定する手法 [3] が提案されたが，これは利益の向上を目的とした方法ではない．

本研究では，交差検証法による利益の推定値 [2] に基づいて価格範囲を最適化する手法を提案する．これにより価格設定の誤りを減らし将来的な利益を向上させるとともに，価格範囲を制限して価格の選択肢を絞り，実務上の利便性も高めることができる．

Price Range Estimation in Prescriptive Price Optimization
† Masato Inokuma, University of Tsukuba
‡ Shunnnosuke Ikeda, University of Tsukuba
§ Yuichi Takano, University of Tsukuba

2 処方的価格最適化

処方的価格最適化 [1] における需要予測と価格最適化について説明する．m 種類の商品の価格を $\boldsymbol{p} \coloneqq (p_j)_{j\in[m]} \in \mathbb{R}^m$ とする（$[m] \coloneqq \{1, 2, \ldots, m\}$）．各商品の需要量は価格を入力とする関数 $\boldsymbol{d}(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{\theta}^\star) \coloneqq (d_j(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{\theta}^\star))_{j\in[m]} \in \mathbb{R}^m$ として表し，$\boldsymbol{\theta}^\star$ は関数のパラメータとする．このとき，商品の売上の総和は

$$f(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{\theta}^\star) \coloneqq \sum_{j=1}^{m} d_j(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{\theta}^\star) \cdot p_j$$

となり，この売上が最大となる価格 $\boldsymbol{p}$ を求める．

しかし，需要関数の真のパラメータ $\boldsymbol{\theta}^\star$ は未知なので，過去のデータからパラメータ $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ を推定して価格の最適化に使用する．

需要予測：商品 $j \in [m]$ の需要量を価格の関数としてモデル化し，関数のパラメータ $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ を推定する．

$$d_j(\boldsymbol{p}, \hat{\boldsymbol{\theta}}) = \hat{\theta}_{j0} + \sum_{\ell=1}^{m} \hat{\theta}_{j\ell} p_\ell \quad (j \in [m])$$

ただし，$\hat{\boldsymbol{\theta}} \coloneqq (\hat{\theta}_{j\ell})_{(j,\ell)\in[m]\times(\{0\}\cup[m])} \in \mathbb{R}^{m\times(m+1)}$ である．

価格最適化：推定したパラメータ $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ のもとで売上が最大となる価格 $\boldsymbol{p}$ を決定する．

$$\underset{\boldsymbol{p}\in\mathbb{R}^m}{\text{maximize}} \quad f(\boldsymbol{p}, \hat{\boldsymbol{\theta}}) = \sum_{j=1}^{m} d_j(\boldsymbol{p}, \hat{\boldsymbol{\theta}}) \cdot p_j \tag{1}$$

$$\text{subject to} \quad \boldsymbol{p}^{\text{lb}} \le \boldsymbol{p} \le \boldsymbol{p}^{\text{ub}} \tag{2}$$

ただし，$\boldsymbol{p}^{\text{lb}} \coloneqq (p_j^{\text{lb}})_{j\in[m]} \in \mathbb{R}^m$，$\boldsymbol{p}^{\text{ub}} \coloneqq (p_j^{\text{ub}})_{j\in[m]} \in \mathbb{R}^m$ は価格の下限と上限を表す．

3　交差検証法

処方的価格最適化での真の売上を推定する K 分割交差検証法 [2] について説明する．K 分割交差検証では，需要関数を推定するための価格と需要の過去データ $\boldsymbol{X} \coloneqq \{(\boldsymbol{p}_i, \boldsymbol{d}_i) \mid i \in [n]\}$ を K 個に分割して訓練データと検証データを定義し，訓練データから推定した需要関数を用いて価格を算出し，検証データから推定した需要関数を用いてその価格における真の売上を推定する．手順の詳細は Algorithm 1 に記載する．

Algorithm 1 K 分割交差検証法

入力: データ $\boldsymbol{X}$，分割数 K，価格の下限 $\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}$，価格の上限 $\boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}}$

1: データ $\boldsymbol{X}$ を K 個に分割し，$\boldsymbol{X}_k$ $(k \in [K])$ とする．
2: **for** $k \in [K]$ **do**
3: $\boldsymbol{\theta}_k^{\mathrm{trn}}$ を訓練データ $\boldsymbol{X} \setminus \boldsymbol{X}_k$ から推定する．
4: $\boldsymbol{\theta}_k^{\mathrm{vld}}$ を検証データ $\boldsymbol{X}_k$ から推定する．
5: 訓練データでの最適価格 $\boldsymbol{p}_k^{\mathrm{trn}}$ を求める．

$$\boldsymbol{p}_k^{\mathrm{trn}} \in \operatorname*{argmax}_{\boldsymbol{p} \in \mathbb{R}^m} \left\{ f(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{\theta}_k^{\mathrm{trn}}) \mid \boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}} \leq \boldsymbol{p} \leq \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}} \right\} \tag{3}$$

6: **end for**

出力: 検証データに対する売上の平均

$$\mathrm{CV}_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}, \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}}) \coloneqq \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} f(\boldsymbol{p}_k^{\mathrm{trn}}, \boldsymbol{\theta}_k^{\mathrm{vld}}) \tag{4}$$

4　提案手法

交差検証による売上の推定値 (4) が最大となるような価格の下限 $\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}$ と上限 $\boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}}$ を求める．

$$\begin{aligned} \underset{\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}, \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}} \in \mathbb{R}^m}{\text{maximize}} \quad & \mathrm{CV}_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}, \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}}) & (5) \\ \text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^{m} (p_j^{\mathrm{ub}} - p_j^{\mathrm{lb}}) \leq \Gamma & (6) \\ & \boldsymbol{p}^{\min} \leq \boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}} \leq \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}} \leq \boldsymbol{p}^{\max} & (7) \end{aligned}$$

式 (6) はパラメータ $\Gamma \in \mathbb{R}_+$ を用いて価格範囲の総和を制御する制約であり，式 (7) は価格の下限と上限の大小関係を保持する制約である．ここで，$\boldsymbol{p}^{\min}, \boldsymbol{p}^{\max} \in \mathbb{R}^m$ はそれぞれ価格の最小値と最大値とする．

式 (5) は明示的に記述することができない関数であるため，ブラックボックス最適化の手法である Nelder–Mead 法 [4] を利用し，以下の問題を求解する．

$$\begin{aligned} \underset{\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}, \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}} \in \mathbb{R}^m}{\text{maximize}} \quad & \mathrm{CV}_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}, \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}}) \\ & - \lambda_1 \cdot g\Big(\sum_{j=1}^{m} (p_j^{\mathrm{ub}} - p_j^{\mathrm{lb}}) - \Gamma \Big) \\ & - \lambda_2 \cdot \sum_{j=1}^{m} g\Big(p_j^{\mathrm{lb}} - p_j^{\mathrm{ub}} \Big) & (8) \\ \text{subject to} \quad & \boldsymbol{p}^{\min} \leq \boldsymbol{p}^{\mathrm{lb}}, \quad \boldsymbol{p}^{\mathrm{ub}} \leq \boldsymbol{p}^{\max} & (9) \end{aligned}$$

ただし，$\lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R}_+$ は罰則項の加重パラメータとし，$g(x) \coloneqq (\max\{x, 0\})^2$ とする．

5　数値実験

人工データを使用した数値実験によって提案手法の有効性を検証する．実験結果の詳細は当日報告する．

参考文献

[1] Ito, S., & Fujimaki, R.: Optimization beyond prediction: Prescriptive price optimization. In Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 1833–1841 (2017).

[2] Ito, S., Yabe, A., & Fujimaki, R.: Unbiased objective estimation in predictive optimization. In Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, pp. 2181–2190 (2018).

[3] Ikeda, S., Nishimura, N., & Umetani, S.: Interpretable price bounds estimation with shape constraints in price optimization. The Review of Socionetwork Strategies, Vol. 19, No. 1, pp. 49–68 (2025).

[4] Nelder, J. A., & Mead, R.: A simplex method for function minimization. The Computer Journal, Vol. 7, No. 4, pp. 308–313 (1965).