A-022

構造正則化処方分析による旅行パックの価格最適化

朝倉 希美 † 高野 祐一 † 西村 直樹 ‡

1 はじめに

企業において価格の決定は，自社の利益の増大と発展のために非常に重要である．利益を最大化するような最適価格を導くために，提案されている手法の 1 つが処方分析である．処方分析は予測分析と数理最適化を組み合わせたものである．従来の人間の勘や経験に頼った価格設定は，価格の交差弾力性や売上の共食いなど，価格と売上の複雑な関係を考慮することが難しい [1]．そこで予測分析の結果を用いて最適化を行うことで，利益を最大化するような最適価格戦略を導くことができる．

処方分析について，最適化アルゴリズムの計算量が膨大であること，予測の誤差を都合よく解釈して売上が過剰に見積もられてしまうことなどの課題が挙げられている．計算量の問題に対しては，価格最適化問題を整数二次最適化問題として定式化し，半正定値最適化緩和を用いた高速解法が提案されている [2]．また売上の過剰見積もりの問題に対しては，交差確認を用いた修正法が提案されている [3]．

しかし，既存研究の方法は予測分析の段階で L1 正則化や Elastic net などを使用している．これらを用いると回帰係数が縮小推定されることが知られている．価格の影響が過少推定されると，最適化結果が上手く導出されない．そのため本研究では L1 正則化や Elastic net の代わりに構造正則化 [4] を使用する．構造正則化は，回帰係数の関係性を罰則項や制約として課すことで，回帰係数を縮小推定することなく予測モデルの推定精度の向上が期待できる．

本研究では A 社から提供された旅行パックのデータを対象として，構造正則化処方分析による価格最適化を提案する．提案手法は既存研究 [2] に基づき，まず旅行パックを販売元・到着地で分け，それぞれ予測モデルを構築する．このとき予測モデルの回帰係数を類似させ，符号制約を加えるという構造正則化を適用する．その後に予測モデルを使用して最適化問題を解き，利益が最大となるような最適価格戦略を導く．

Price optimization of travel packages using structurally regularized prescriptive analytics
Nozomi Asakura, Yuichi Takano, and Naoki Nishimura
† 筑波大学 ‡ 株式会社リクルート
†University of Tsukuba, 305-8573, Tsukuba, Japan
‡Recruit Co., Ltd., 432-8011, Marunouchi, Japan

2 構造正則化処方分析

2.1 使用データ

本研究では，A 社の旅行パックのデータを使用する．A 社予約サイトでは，航空券と宿泊プランを組み合わせて予約できる．A 社から，販売元の異なる A パックと B パック（データ数：522，うち欠損：50）のデータが提供された．データには，価格・予約件数の他に，旅行パックの種類・出立日・到着地のデータが含まれる．出立日は 2019 年 4 月〜12 月であり，到着地は福岡・大阪・那覇・札幌の 4 都市である．価格・予約件数の欠損したデータについては移動平均を計算して補完した．また実験では旅行者の人数が 1 名のデータを使用する．

2.2 予測分析

旅行パックの種類を $s \in S$，到着地を $d \in D$，旅行への出立日を $i \in N$ とし，商品の価格を $p_i^{(d,s)}$，予約件数を $y_i^{(d,s)}$ とする．旅行パック s を予測対象とするとき，商品 (i,d,s) を自社商品と呼び，到着地と出立日が等しく，販売元が異なる旅行パック $s' \in S \setminus \{s\}$ の商品 (i,d,s') を他社商品と呼ぶ．

このとき商品 (i,d,s) の予測予約件数 $\hat{y}_i^{(d,s)}$ は

$$\begin{aligned}\hat{y}_i^{(d,s)} =& \beta_0^{(d,s)} + \sum_{j \in J_\eta} \beta_j^{(d,s)} \eta_{ij}^{(d,s)} \\ &+ \sum_{s' \in S \setminus \{s\}} \sum_{j \in J_p} \beta_j^{(d,s)} \phi_j(p_i^{(d,s)}, p_i^{(d,s')})\end{aligned}$$

となる．ここで $\beta_0^{(d,s)}$，$\beta_j^{(d,s)}$ は回帰係数である．J_p は価格に関する説明変数の添え字集合であり，J_η は月などの外部変数の添え字集合である．また自社商品の価格 $p_i^{(d,s)}$，他社商品の価格 $p_i^{(d,s')}$ に対して，各種の特徴変換を行った値を $\phi_j(p_i^{(d,s)}, p_i^{(d,s')})$ とする．外部変数は $\eta_{ij}^{(d,s)}$ とする．

本研究では，既存研究で用いられた L1 正則化や Elastic net の代わりに構造正則化 [4] を用いる．また価格に関する説明変数の回帰係数に対して符号制約を加える．これは直観と異なる結果が出力されないようにす

Copyright © 2022 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

ることを目的としたものである．予測分析は以下の最適化問題として定式化できる．

$$
\begin{aligned}
\text{最小化}\quad & \sum_{s\in S}\sum_{d\in D}\sum_{i\in N}(y_i^{(d,s)}-\hat{y}_i^{(d,s)})^2 \\
& +\lambda \sum_{(d,d',s,s')\in\mathcal{M}}\sum_{j\in J}(\beta_j^{(d,s)}-\beta_j^{(d',s')})^2 \\
\text{制約条件}\quad & \hat{y}_i^{(d,s)}=\beta_0^{(d,s)}+\sum_{j\in J_\eta}\beta_j^{(d,s)}\eta_{ij}^{(d,s)} \\
& \quad +\sum_{s'\in S\setminus\{s\}}\sum_{j\in J_p}\beta_j^{(d,s)}\phi_j(p_i^{(d,s)},p_i^{(d,s')}) \\
& \qquad (i\in N, d\in D, s\in S) \\
& \beta_j^{(d,s)}\ge 0 \quad (j\in J_s^+, d\in D, s\in S) \\
& \beta_j^{(d,s)}\le 0 \quad (j\in J_s^-, d\in D, s\in S)
\end{aligned}
$$

このとき説明変数の添え字集合を $J=J_p\cup J_\eta$ とし，λ は正則化の重みとする．$\mathcal{M}\subset D^2\times S^2$ は正則化を課す回帰係数の組合せを定義する到着地と旅行パックの種類の添え字集合である．また J_s^+ は他社商品の価格に関わる変数の添え字集合であり，J_s^- は自社商品の価格に関わる変数の添え字集合である．

2.3 価格最適化

本研究では商品 (i,d,s) のコストを表す $C_i^{(d,s)}$ を用いて，粗利益を目的関数として最大化する．また商品 (i,d,s) の価格 $p_i^{(d,s)}$ に対して，$|K|$ 個の価格候補を考える．このとき，それぞれの価格候補を表す定数を $P_{ik}^{(d,s)}$，価格候補の変化率（絶対値）を示す定数を $R_{ik}^{(d,s)}$ とする．価格を高く設定すると一時的な売上増加は見込めても将来的に顧客数は減少してしまうことが考えられる．そのため，予測予約件数の合計に下限値を与えることで，予約件数を保ち，顧客の離反を防ぐ．また優先的に価格の変更を行うべき商品を見つけるため，価格の変化率の合計に上限を設ける．価格最適化問題は下記のように定式化される．

ここで決定変数は，$z_{ik}^{(d,s)}, p_i^{(d,s)}, \hat{y}_i^{(d,s)}$ である．目的関数は粗利益とし最大化する．制約式の 1 本目は予約件数の予測式であり，2 本目の制約式で旅行パックの種類 $s\in S$ ごとに予約件数の合計に対して下限値 A_s を設定する．また制約式の 3 本目で価格候補の変化率（絶対値）の合計に上限値 B を設ける．そして商品 (i,d,s) に対して $|K|$ 個の価格候補の中から 1 つを選ぶという制約が 4〜6 本目の制約式となる．

$$
\begin{aligned}
\text{最大化}\quad & \sum_{s\in S}\sum_{d\in D}\sum_{i\in N}(p_i^{(d,s)}-C_i^{(d,s)})\hat{y}_i^{(d,s)} \\
\text{制約条件}\quad & \hat{y}_i^{(d,s)}=\beta_0^{(d,s)}+\sum_{j\in J_\eta}\beta_j^{(d,s)}\eta_{ij}^{(d,s)} \\
& \quad +\sum_{s'\in S\setminus\{s\}}\sum_{j\in J_p}\beta_j^{(d,s)}\phi_j(p_i^{(d,s)},p_i^{(d,s')}) \\
& \qquad (i\in N, d\in D, s\in S) \\
& \sum_{d\in D}\sum_{i\in N}\hat{y}_i^{(d,s)}\ge A_s \quad (s\in S) \\
& \sum_{s\in S}\sum_{d\in D}\sum_{i\in N}\sum_{k\in K}R_{ik}^{(d,s)}z_{ik}^{(d,s)}\le B \\
& p_i^{(d,s)}=\sum_{k\in K}P_{ik}^{(d,s)}z_{ik}^{(d,s)} \quad (i\in N, d\in D, s\in S) \\
& \sum_{k\in K}z_{ik}^{(d,s)}=1 \quad (i\in N, d\in D, s\in S) \\
& z_{ik}^{(d,s)}\in\{0,1\} \quad (k\in K, i\in N, d\in D, s\in S) \\
& p_i^{(d,s)}, \hat{y}_i^{(d,s)}\in\mathbb{R} \quad (i\in N, d\in D, s\in S)
\end{aligned}
$$

上記の最適化問題は，1 本目と 4 本目の制約式を用いて $p_i^{(d,s)}$ と $\hat{y}_i^{(d,s)}$ を代入消去して整理することで，$z_{ik}^{(d,s)}$ の整数二次最適化問題に変換できる．さらに双線形項を表す連続変数と線形制約を用いて双線形項を線形化することで，混合整数線形最適化問題に帰着できる．詳細は文献 [2] を参照されたい．

3 数値実験

2.1 節のデータを利用し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] 藤巻遼平, 村岡優輔, 伊藤伸志, 矢部顕大, “予測から意思決定へ〜予測型意思決定最適化〜”, NEC 技法, Vol69, No.1, pp. 64-67, 2016

[2] S. Ito, R. Fujimaki, “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

[3] S. Ito, A. Yabe, R. Fujimaki, “Unbiased objective estimation in predictive optimization”, In Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, pp. 2176-2185, 2018

[4] 川野秀一, 松井秀俊, 廣瀬慧, 『スパース推定法による統計モデリング』, 共立出版, 2018

Copyright © 2022 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.