

機械学習アプローチに基づく中古ファッションアイテムの価格保持期間の 適正化モデルと実証的効果検証

A Decision Model and Empirical Effect Verification of Sales Period on List Price for Second-hand Fashion Items Based on Machine Learning Approach

桑田和* 三川健太† 後藤正幸* 佐々木北都‡
Izumi Kuwata Kenta Mikawa Masayuki Goto Hokuto Sasaki

1 研究背景と目的

本研究では、ファッション通販サイト ZOZOTOWN 内で古着を販売する ZOZOUSED における値下げの仕組みに関する問題を対象とする。ZOZOUSED では、ユーザから古着を買い取り、中古品として再販売を行っている。このとき、出品する商品（以下、アイテム）の売れ残りを防ぐため、出品から一定期間経過したアイテムの価格を段階的に下げる仕組みを採用している。アイテムを出品した際の初期価格は出品価格と呼ばれ、収益性の観点からは、可能な限り値下げをせずに出品価格で販売することが望ましいが、在庫コストや管理費用といった観点からは、可能な限り早く販売することも必要である。特に、出品価格を維持する期間はプロパー期間と呼ばれ、その適正化の検討は重要な課題である。

一方、アイテムはユーザの意思決定により購入されるため、アイテムが購入されるまでに要する日数（以下、販売日数）を考慮したプロパー期間の決定が必要である。しかし、これらのアイテムは販売日数の正確な予測が困難であり、全アイテムに対し常に同じプロパー期間を適用することも合理的ではない。この課題に対し、著者らは過去の販売履歴データを学習した予測モデルを活用し、アイテムを出品する月（以下、出品月）ごとに適切なプロパー期間を決定する方法を提案した [1]。提案手法では、確率分布を用いて販売日数を予測し、アイテムの出品月ごとに適切なプロパー期間を決定する。この研究では、過去の販売履歴データを用いて提案手法の予測精度を評価しているが、実運用における有効性の検証は課題として残っていた。

そこで本研究では、上記の提案手法の実運用における有効性を検証するため、新規出品アイテムに提案したプロパー期間の決定手法を適用し、実際にサイト上で出品を行う実証実験を通じて結果の分析と考察を行い、提案手法の有効性について検証する。以下では、著者らの研究 [1] で提案したアイテムの適切なプロパー期間の決定方法の概要を述べ、その有効性を示すための実証実験について報告する。

2 問題設定

ZOZOUSED では、従来、経験的な方法によりプロパー期間が決定されており、これまで値下げ販売されたアイテムは、プロパー期間をより長く設定していれば値下げされずに販売できた可能性がある。このため、適切なアイテムのプロパー期間を設定することが望まれる。前述のように、プロパー期間の決定にはアイテムの販売日数を考慮する必要がある。そこで機械学習により、販売日数の予測モデルを構築することで適切なプロパー期間を決定することを考える。

しかし、各アイテムの販売日数はばらつきが大きいため、これらを点予測することは困難である。また、季節性のあるアイテムも存在するため常に同じプロパー期間で値下げをすることは適切であるとは限らない。そのため、この2つの問題点を考慮したプロパー期間の決定方法が必要である。前者の問題点に対しては、販売日数の確率分布を推定することを考える。具体的には、確率分布を用いて予測の確からしさを扱うことのできるモデルである Natural Gradient Boosting (NGBoost) [2] を適用し、この問題を解決する。後者の問題点に対しては、出品月ごとにプロパー期間を設定することを考える。これにより、アイテムの季節性を考慮したプロパー期間を決定することができると考えられる。

以上より、本研究では、目的変数を販売日数とした NGBoost を用いて、推定された確率分布をもとにして出品月ごとのプロパー期間を決定する方法に対し、決定したプロパー期間の実運用における有効性を検証する。

3 プロパー期間の決定方法

3.1 概要

著者らの提案手法 [1] ではまず、アイテムのブランドをもとに 8 つのクラス（以下、ブランドクラス）へのグルーピングを行う。これにより、各アイテムの販売日数に寄与する特徴量を効率的に把握できる。次に、ブランドクラスごとに各アイテムの販売日数の確率分布を推定する予測モデルを構築する。予測モデルには、事前分布として指数分布を用いた NGBoost を用いる。最後に、アイテムの特徴量のうち、出品月のみをある月に固定したテストデータに構築したモデルを適用する。各アイテムの出品月のみを変化させたときの販売確率の変動を分析することで適切なプロパー期間を決定する。具体的には、予測の際に得られた各アイテムの確率分布から、 $z\%$ 点の販売日数を算出する。ただし、 z は値下げをせずに販売したいアイテムの割合として、実応用上の観点から決定される値である。そして、ブランドクラスごとに得られた各アイテムの販売日数の平均値を算出し、適切なプロパー期間とする。固定する出品月を 1 月から 12 月まで変化させることで、各ブランドクラスにおける出品月ごとのプロパー期間を決定する。

3.2 アルゴリズム

いま、予測モデルの構築に用いる N 個の学習用アイテムと、プロパー期間の決定に用いる M 個のアイテムについて考える。 N 個のアイテムのうち、 n 番目のアイテムの特徴量を $\mathbf{x}_n \in \mathbb{R}^D$ 、販売日数を $y_n \in \mathbb{R}^+$ とする。ここで、 D は特徴量数とする。ブランドクラスは前述の通り 8 クラスとし、 M 個のアイテムのうち、各ブランドクラスにおけるアイテム数を $M_i (i = 1, \dots, 8)$ とする。つまり、 $\sum_i M_i = M$ であ

*早稲田大学

†湘南工科大学

‡株式会社 ZOZO

る。また、出品月は 1 月から 12 月までとする。このとき、詳細なアルゴリズムは以下の通りである。

Step1) 販売日数の確率分布を推定

各アイテムの特徴量 \mathbf{x}_n を説明変数、販売日数 y_n を目的変数として、NGBoost により、ブランドクラスごとの確率分布を推定する。

Step2) プロパー期間の決定

Step2-1) ブランドクラスを $i = 1$ とする。

Step2-2) ブランドクラスが i であるアイテムを抽出し、出品月を $j = 1$ とする。

Step2-3) 抽出された $M_i (M_i \leq M)$ 個のアイテムに、Step1 で構築したブランドクラス i のモデルを適用する。

Step2-4) M_i 個のアイテムと出品月 j に対して、得られた分布の $z\%$ 点の販売日数 $s_m^{ij} (1 \leq m \leq M_i)$ を算出する。

Step2-5) M_i 個のアイテムの s_m^{ij} の平均値を算出し、プロパー期間 t_{ij} とする。

Step2-6) $j = 12$ のとき、Step2-7 へ。 $j < 12$ のとき、 $j = j + 1$ として Step2-3 へ。

Step2-7) $i = 8$ のとき終了する。 $i < 8$ のとき、 $i = i + 1$ として Step2-2 へ。

4 決定したプロパー期間を用いた検証実験

上記の手法の実運用における有効性を示すため、新たに出品するアイテムに決定したプロパー期間を適用し、実証実験を行った。ここでは、販売結果の分析と考察を行う。

4.1 実験条件

本実験では ZOZOUSED の 255,350 件のアイテムを対象とし、2020 年 2 月 26 日から 2020 年 3 月 15 日までを出品日として実証実験を行った。全出品アイテムをランダムに 2 つのグループに分割し、それぞれ「現行のプロパー期間を適用するアイテム群」(以下、A) と「新しいプロパー期間を適用するアイテム群」(以下、B) とした。ただし、出品したアイテム数がそれぞれ半分になるように分割した (A : 127,874 件、B : 127,476 件)。A と B の各アイテムに適用したプロパー期間を表 1 に示す。B に適用したプロパー期間の決定において、パラメータ z は過去の販売履歴データから得た、値下げせずに販売されたアイテムの割合とした。また評価指標としては、式 (1) に示す消化率、式 (2) に示すプロパー消化率、式 (3) に示す粗利率を用いる。

表 1: 現行のプロパー期間と新しいプロパー期間 (日)

アイテム群	ブランドクラス							
	1	2	3	4	5	6	7	8
A	60	60	30	15	15	15	15	15
B(2月)	39	63	42	29	32	32	15	26
B(3月)	39	71	37	23	19	18	15	25

$$\text{消化率} = \frac{\text{販売されたアイテム数}}{\text{出品されたアイテム数}} \times 100 \quad (1)$$

$$\text{プロパー消化率} = \frac{\text{プロパー期間内に売れたアイテム数}}{\text{販売されたアイテム数}} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{粗利率} = \frac{\text{販売価格} - \text{買取価格}}{\text{販売価格}} \times 100 \quad (3)$$

4.2 実験結果

出品したアイテムの 2020 年 6 月 2 日時点での販売結果を表 2 に示す。ただし、販売されたアイテム (199,870 件) のみに対して分析を行う。また、それぞれの評価指標は出品月ごとに算出し、A と B の差をとった値 (B-A) を用いる。

表 2: 販売結果 (B と A の差)

評価指標	2月出品アイテム	3月出品アイテム
消化率	-3.35	-1.46
プロパー消化率	7.92	2.88
粗利率	1.40	0.70

表 2 より、消化率は 2 月・3 月ともに負の値であることから、B は A に比べて販売スピードが落ちていることが分かる。これは、ほとんどのブランドクラスにおいて B のプロパー期間が A に比べて長いから、売れなくても出品価格のまま維持された結果と考えられる。このことから、ユーザに出品価格が高いと判断され、値下げを行うことで購入が促進されるアイテムが存在すると推測できる。

一方、プロパー消化率は 2 月・3 月ともに正の値であり、B の方が A に比べて大きいことが分かる。すなわち、新たに決定したプロパー期間を適用した方が、より多くのアイテムを値下げせずに (出品価格で) 販売できたとと言える。これも、ほとんどのブランドクラスにおいて B のプロパー期間が A に比べて長くなったことが主要因と考えられる。また、粗利率の差も 2 月・3 月ともに正の値であり、B の方が A に比べて粗利率が大きいことが分かる。ゆえに、新たに決定したプロパー期間を適用することで利益の増加が見込まれる。

以上により、販売のスピードは落ちる反面、利益の増加が見込めることから、提案手法を用いて決定したプロパー期間は適切であると考えられる。ただし、本実験で分析対象とした販売履歴データの取得期間以降の販売結果に対しても、在庫コスト等を考慮に入れた考察による厳密な有効性の検証も必要である。

5 まとめと今後の課題

本研究では、ZOZOUSED におけるアイテムの出品月に応じた適切なプロパー期間の決定を目的とした著者らの提案手法に対し、新規出品アイテムに決定したプロパー期間を適用した検証実験を設計・実施し、実運用における提案手法の有用性を示した。提案手法では、ブランドクラスごとに販売日数の確率分布を推定するモデルを構築し、出品月を変化させながら推定を繰り返すことで適切なプロパー期間を決定した。今後の課題として、提案手法における確率分布の推定モデルの検討が挙げられる。これにより適切なプロパー期間の決定が期待できる。

参考文献

- [1] 桑田和, 金澤真平, 三川健太, 後藤正幸, 佐々木北都, “機械学習アプローチに基づく中古ファッションアイテムの価格保持期間の適正化モデルの提案,” 人工知能学会全国大会予稿集, 1M3-GS-13-03, 2020.
- [2] Duan, T., Avati, A., Ding, D. Y., Basu, S., Ng, A. Y., Schuler, A., “NGBoost: Natural Gradient Boosting for Probabilistic Prediction,” <https://arxiv.org/abs/1910.03225>, 2019.