

スマートフォンでの振舞いに基づいた商品閲覧リストの最適化

顔 洪
九州大学芸術工学府
3DS13013N@s.kyushu-u.ac.jp

牛尼剛聡
九州大学芸術工学研究院
ushiana@design.kyushu-u.ac.jp

キーワード: オンラインショッピング, 振舞い, リスト最適化

1 はじめに

近年, スマートフォンを利用したオンラインショッピングが一般化した. Amazon 等のオンラインショッピングサイトにおいて, ユーザは, 検索機能を利用して求める商品を絞り込む. しかし, 膨大な商品情報が存在するため, 検索結果として返される商品は数百~数千件となることが多く, ユーザが全ての商品について, 詳細を確認することは現実的ではない. 特に, スマートフォンの小さい画面上で, 商品の情報を確認する際には, 一つ一つの商品の情報を閲覧するコストが大きく, ユーザの購買意図に合致しない商品が多く混在すると, ユーザの購買意欲を低下させる可能性が高い.

上記の問題を解決するために, ユーザが商品リストを閲覧する際に, ユーザの購買意図に適する商品を優先的に提示することによって, 商品を効率的に選別できるようにすることが重要である. 本研究では, スマートフォン上でのユーザの振る舞いに基づいてユーザの購買意図を推定し, 推定した購買意図に基づいて, スマートフォン上で効率的に商品の選別が可能となるような商品リストの最適化手法を提案する.

本手法では, オンラインショッピングサイトにおいて, 既に確認した商品に対するユーザの評価を推定し, それに基づいて, 商品リストの未閲覧部分において, ユーザの購買意図が高いと予想される商品を上位に提示することにより, ユーザが効率的に商品を選別できるようにする. 提案手法の概念図を図 1 に示す.

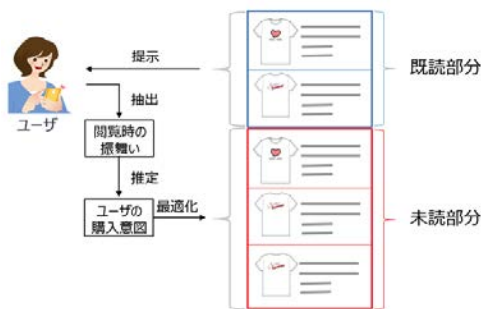


図 1. 提案手法の概念図

2 提案手法

ユーザの購買意図を推測するために, ユーザが閲覧した商品に対する評価を取得することが必要である. しかし, 個々の商品に対する評価をユーザが明示的に評価するのはユーザに負担がかかるため, 現実的ではない. そこで, 本研究では, 閲覧している商品に対するユーザの購買意図

が, ユーザがスマートフォンに対する操作時の振舞いに反映されると考え, 閲覧した商品に対する評価を推定するための指標として振舞いを利用する. ユーザの閲覧の振舞いを表すために利用する特徴量としては様々なものが考えられるが, 今回は, 閲覧時間とスワイプ速度を利用する. 我々は, ユーザが個々の商品を閲覧する振舞いを教師あり学習である SVM を利用する.

次に, 商品リストの最適化手法を述べる. 本手法では, 商品 p_i の特徴ベクトルを $\mathbf{f}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iL})$ と表現する. L は全ての商品特徴の数を表す. ここで, v_{ij} は商品 p_i の特徴 a_j の有無を表す. 商品 p_i が特徴 a_j を有する場合は $v_{ij} = 1$ となり, 有さない場合は $v_{ij} = 0$ となる. さらに, ユーザの購買意図を対象とするユーザの購買意図 $\mathbf{r} = (w_1, w_2, \dots, w_L)$ と表記する. ここで, w_i は特徴 a_i に対する重みを表す. さらに, ユーザの購買意図 \mathbf{r} に対する商品 p_i のユーザに対する適合度はコサイン相関値 $\text{sim}(\mathbf{f}_i, \mathbf{r})$ で表す.

いま, ユーザの購買意図を表すベクトル \mathbf{r} が与えられ, 商品リスト $List(P, \text{order})$ に対して, 既読部分の商品集合を P_r とすると, 未読部分に含まれる商品集合 $P_u = P - P_r$ から構成される商品リストを最適化することを考える. 本手法では, 購買意図 \mathbf{r} と商品との適合度に基づいて P_u のリストを構成する. 具体的には, 以下の順序集合 $\text{order}_{\text{sim}}$ を考え, これに基づいてリストを構成する.

$$\text{order}_{\text{sim}}(\mathbf{r}) = \{(p_i, p_j) \mid \text{sim}(\mathbf{f}_i, \mathbf{r}) \geq \text{sim}(\mathbf{f}_j, \mathbf{r})\}$$

本手法では, ユーザの購買意図 \mathbf{r} を, 商品集合 P_r に含まれる商品の特徴の頻出パターン集合 $FP(P_r)$ を用いて, 以下の式に基づいて推定する.

$$\mathbf{r} = \frac{\gamma}{|FP^+|} \sum_{as \in FP^+} \frac{1}{\text{rank}(as, P_r)} * f_{as} - \frac{\delta}{|FP^-|} \sum_{as \in FP^-} \frac{1}{\text{rank}(as, P_r)} * f_{as}$$

ここで, γ と δ はパラメータを表している. FP^+, FP^- は, それぞれ $FP^+ = FP(P_r^+)$, $FP^- = FP(P_r^-)$ を表す. この式では, 頻出属性パターンのサポート値に基づいて, 頻出属性パターンの順位 $\text{rank}(fp, P_r)$ を計算し, その順位に基づいて, 頻出特徴の重みを決め, そのランクによって対応する頻出属性の値を与える. これは直観的には, 未読リストに含まれる商品に対して, 購買意図 \mathbf{r} との適合度が高い商品がリストの上位にくるようなリストを構成することを意味する.

3 評価

提案手法の有効性を評価するために, 被験者実験を行った. その結果, 提案手法により構成されたリストは, 売上順によるリストや, 単純な適合フィードバックを利用したリストよりも, 高い適合度を有することが示された.