Vol.2021-ICS-203 No.7
2021/7/2

SNSデータを用いたファッション業界における協業による相乗効果に関する分析

宮崎 佳祐[1,a)]　大知 正直[1,b)]　森 純一郎[1]　坂田 一郎[1]

概要：ファッション業界において, ブランド同士のコラボレーションはPRコストの削減や, 新規顧客の獲得といった点で有用な戦略であり, コラボレーション先の選定は非常に重要である. しかし, 現状コラボレーションの候補選定およびコラボレーション先の決定については, 担当者あるいは担当部署の暗黙知に依存し行われているというケースが多い. 研究についても, アパレル業界のコラボレーション事例について科学的に分析を行った研究や, コラボレーション相手の選定に際して合理的な選択手法を示した研究はまだ存在しない. そこで本稿では日本最大級のファッションメディアである「Fashion Press」のデータやそのTwitterアカウントから得られるデータを中心に, コラボレーション分析のためのデータセットを構築し, 過去の事例について分析を行う. 最終的には予想モデルを用いた科学的なコラボレーション相手の候補の推薦システムを提案することを目的とする.
本稿では, データセットを構築し, コラボレーション相手の推薦タスクを行う前段階として基礎的な分析を行うところまでを扱う.

1. はじめに

近年アパレル業界では消費者の嗜好の多様化に伴うブランド集客力の低下や, ブランド数の増加に伴うブランドセグメントの希薄化を理由として, 日々非常に多くのコラボレーションが行われている. コラボレーションにはPRコストの削減、新規顧客の獲得、ブランド価値の向上など、非常に多くのメリットがあり [1]、コラボレーション戦略というのは現在のアパレル企業において最も重要な戦略の一つとなりつつある.

しかし, 現状コラボレーションの候補選定およびコラボレーション先の決定については, 担当者あるいは担当部署の暗黙知に依存し行われているというケースが多く, コラボレーション相手の選定に際して科学的, 合理的な選択手法が存在しないという課題がある.

そこで本稿ではコラボレーション相手の推薦システム提案のためにまず, コラボレーション分析を行うにあたって基本となるデータセットを構築する. さらにコラボレーションの目的の中でも, 中心となるPRコストの削減や新規顧客の獲得に焦点を当て, これを測る1つの指標としてコラボレーションのSNSにおける反響を採用し過去の事例について分析を行い, コラボレーションの話題性とブランドの特徴の相関について考察する. また, 今後の展望として, 最終的には予測モデルを利用し, コラボレーション候補や, 話題性を最大化するようなコラボレーション相手を推薦するシステムを提案することを目的とする.

データとしては日本最大級のファッションメディアである「Fashion Press」[*1]. およびその Twitter[*2]公式アカウントのデータを中心に利用した.

最後に本稿は以下のように構成される. まず, 第2章で関連する研究について述べる. 次に, 第3章で本稿で提案する手法について述べる. その後, 実験に用いるデータとその加工について第4章で述べ, その結果と考察について第5章で述べ, 第6章で結論を示す.

2. 関連研究

ファッション業界において, 経済学的な視点からマーケティングを扱った研究は多く行われている.

1　東京大学工学系研究科技術経営戦略学専攻
University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo, 113-8654
a)　m-keisuke0611@g.ecc.u-tokyo.ac.jp
b)　masanao.oochi@gmail.com

*1　Fashion Press: https://www.fashion-press.net/
*2　Twitter: https://twitter.com/home

ⓒ 2021 Information Processing Society of Japan

しかしコラボレーションにフォーカスしたものは多くない．アパレル業界のコラボレーションにフォーカスした研究で最も基本的なものの一つとしては，[1] があり，アパレル業界におけるコラボレーション 77 件をコラボ相手や協力方式などによって類型化した。

[2] では 173 件のコラボレーション事例について，ケーススタディと詳細のインタビューを行い、コラボレーションに対する顧客の意識を分析し，コラボレーションによって生まれる恩恵のうち，製品の品質やデザインの向上に顧客は最も大きな価値を感じていることを明らかにした．

[3] では近年増加しているラグジュアリーブランドと SPA ブランドによるコラボレーションに焦点をあて，長期的にコラボレーションが及ぼす影響を考察した．

しかし，これらすべてがケーススタディやインタビューによる現象分析などの探索的な研究であり、科学的にコラボレーションを扱った研究や，コラボレーション相手の選定に際して合理的な選択手法を示した研究は存在しない．また，分析のためデータセットとしてもコラボレーションを扱ったものは存在しない．

3. 提案手法

研究の全体像としては，大きくデータの取得，加工，予測モデルによる推論の 3 つから成る．本稿ではデータの取得，加工までを扱うため，ここではデータの取得について説明し，データの加工については,4 章で扱う．

データセットとしては「FashionPress」のデータをメインに、一部、Instagram *3 のブランド公式アカウントのデータも参照した。

データセットは，コラボレーション関連データとブランドデータから構成される。コラボレーション関連データには,FashionPress から取得したコラボレーション記事のタイトル，記事の本文，記事のタグ，記事について FashionPress 公式 Twitter がツイートした際のいいね数/リツイート数，コラボレーションした 2 つのブランドの名称，コラボレーション商品に関するタグが含まれ，ブランド関連データにはブランドの名称，ブランドの説明文，ブランドのカテゴリー，ブランドの作る製品のアイテムカテゴリー，ブランドの関連用語が含まれる．Instagram からはブランド規模の指標として各ブランドの公式アカウントのフォロワー数を取得し，ブランドの名称を用いて FashionPress から取得したブランドデータと紐付けた．

コラボレーション関連データを取得したコラボレーション記事の例を図 1 に，ブランド関連データを取得したブランド紹介記事の例を図 2 に示す．

また，統計データについて，コラボレーション関連データの概要を表 1 に，ブランド関連データの概要を表 2 示す．

*3 Instagram:(https://www.instagram.com)

図 1 コラボレーションに関する記事

図 2 ブランド説明ページ

	RT 数	いいね数
データ数	2224	2224
平均	324.4	1.545×10^3
標準偏差	920.7	3.535×10^3
最小値	0	0
最大値	2.364×10^4	4.525×10^4

表 1 コラボレーション関連データ概要

	フォロワー数
データ数	912.0
平均	1.166×10^6
標準偏差	6.548×10^6
最小値	6.000
最大値	1.520×10^8

表 2 ブランド関連データ概要

4. 実験

取得したデータに対して, 一部には処理を行った. ここでは行った処理について説明を行う.

コラボレーション記事の本文やブランド説明文等の文章については, すべて TF-IDF[4] を全文書で計算し, それぞれの上位 5 語をその文章を表す特徴語とした. このようにして得た特徴語の集合について word2vec[5] を使用し分散表現を取得した. また, コラボレーション記事に付随するタグからはコラボ商品の性質を表すようなものを抽出し, 同様に word2vec により分散表現を取得した.

twitter 上のいいね数やフォロワー数については, ハズレ値的に大きな値となるデータが一部存在するため, 予測モデルの入力として扱う場合には, それらの影響を緩和するため常用対数をとった.

前処理を行ったデータについて, 基礎的な分析を行った結果を 5 章に記す.

5. 結果と考察

取得したコラボレーション関連データについて, ブランドカテゴリーごとのコラボレーション 1 つあたりの平均のいいね数を表にしたものを表 3 に示す. この表から, ベースとなるブランドがリーズナブルカテゴリーの場合にいいね数を獲得しやすい傾向があることが分かる.

また, ブランド紹介記事の本文について,mecab-ipadic-neologd を利用して形態素解析したものの TF-IDF を計算した結果の一部を表 4 に示す.「アトモス」はスニーカーを中心に発売するシューズショップおよびブランドの名称であり, 「ユニクロ」は低価格で高品質な衣類を生産している SPA ブランドである. これらについてはある程度ブランドの特徴を表現できていると言えるだろう. しかし、ブランド名や「より」などの意味のない単語を含んでしまっている等, 現在ではまだノイズも多い. 加えて, アベイシングエイプのように, 抽出結果がブランドの特徴を表しているとは言えないブランドも多く, 精度向上のためには手法の変更や, データの加工等さらなる実験が必要である.

表 3 ブランドカテゴリーごとの 1 コラボあたりいいね数

collabo base	カジュアル	ハイエンド	ラグジュアリー
カジュアル	341.8	309.8	158.6
ハイエンド	227.6	240.8	310.8
ラグジュアリー	194.3	459.4	80.0
リーズナブル	554.0	698.6	677.8
有名デザイナー	80.0	0.0	0.0
avg	279.5	427.1	306.8

collabo base	リーズナブル	有名デザイナー	avg
カジュアル	490.3	212.0	302.5
ハイエンド	249.8	0.0	257.2
ラグジュアリー	745.9	0.0	295.9
リーズナブル	251.6	399.8	516.4
有名デザイナー	0.0	0.0	80.0
avg	434.4	203.9	334.1

表 4 ブランド説明文の特徴語

brand	word	TF-IDF
アトモス	atmos	0.156703
	os	0.156703
	アトモス	0.313405
	スニーカー	0.443586
	モデル	0.228375
アベイシングエイプ	ape	0.328334
	bape	0.288341
	bapy	0.254784
	bathing	0.328334
	nigo	0.205209
ユニクロ	より	0.209522
	ユニクロ	0.265674
	低価格	0.309396
	要素	0.198991
	高品質	0.225386

次に, コラボレーションに関わった 2 つのブランドのフォロワー数と, そのコラボレーションのツイートについたいいね数との関係を図 3 に示す. この図から, ブランドのフォロワー数とコラボレーションの話題性の 2 変数の間には直接の相関は見られない. このように人為的に得られる単純な変数の組み合わせから, 統計的にいいね数の推論を行うことは困難だと考える. よって, さらなる研究として予測モデルによる推論に期待したい.

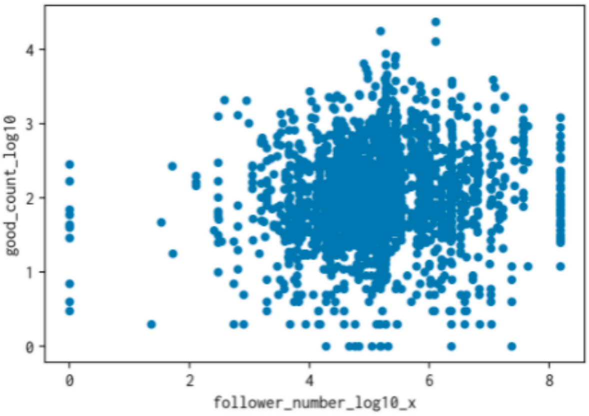

図 3　ブランドのフォロワー数とコラボレーションの話題性の関係

6. 結論

本稿では, 従来の研究ではほとんど扱われることのなかったコラボレーションをテーマとし, データセットを構築し, 予測モデルによる推論が可能な形に加工を行い, データセットに対して基礎的な分析を行った. 基礎的な分析の結果, 単純な説明変数の組み合わせからは目的変数との相関は見られなかった. 今後の機械学習を用いた予測モデルによるさらなる研究に期待したい.

また、特徴量エンジニアリングについても, 一つの選択肢を提示したが, モデルの精度向上を考えると改善の余地は大きいと考える. 今後の推論モデルを利用した場合の精度改善のためにはさらなる研究が必要だろう.

参考文献

[1] Jang Eun-Young. An analysis on cases of fashion collaboration strategy ii literature review. *Journal of Fashion Business*, Vol. 10, No. 6, pp. 110–111, 2006.
[2] Eunha Chun and Linda S Niehm. Collaboration strategies of fashion companies and customer attitudes. *Journal of Global Academy of Marketing Science*, Vol. 20, No. 1, pp. 4–14, mar 2010.
[3] Kyulim Kim, Eunju Ko, Mi-ah Lee, Pekka Mattila, and Kyung Hoon Kim. Fashion collaboration effects on consumer response and customer equity in global luxury and spa brand marketing. *Journal of Global Scholars of Marketing Science*, Vol. 24, pp. 350–364, jun 2014.
[4] Karen Spärck Jones. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of Documentation*, Vol. 28, pp. 11–21, 1972.
[5] Tomas Mikolov. Learning Representations of Text using Neural Networks (Slides). *NIPS Deep Learning Workshop*, pp. 1–31, 2013.

ⓒ 2021 Information Processing Society of Japan