

ファッションSNSにおけるアイテム・スタイル特徴に基づく 検索システムとその評価

知見 優一[†] 北山 大輔[†]

[†] 工学院大学大学院工学研究科情報学専攻

E-mail: [†]fem19012@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 我々はユーザの好みのファッションアイテムと、コーディネートスタイル名をシステムに入力することで、ユーザの求めるスタイルに適したファッションアイテムを検索するシステムについて研究を行なっている。先行研究において、ファッションコーディネートにおけるベクトルと特徴量の定義を行い、タグを用いたファッションアイテム同士の類似度、ファッションアイテム同士のカテゴリの類似度、ファッションアイテムとスタイルの類似度を定義した。本稿では、想定する検索システムに最も適している特徴量について検討し、プロトタイプシステムを構築し、定性的な評価を行なった。

キーワード 検索, コーディネートスタイル, タグ, LDA

1 はじめに

コーディネートの情報を集める従来の手段はコーディネートに関する書籍や、店頭のマネキンなどが挙げられる。これらは収集難易度が高く、情報の量も限られていた。しかし近年、インターネットの発達と、WEAR¹をはじめとするコーディネート投稿サイトの隆盛により、コーディネートの情報を容易に、かつ大量に収集できるようになった。一方で、参考になるコーディネートが多すぎることで、自身の求めるコーディネートの情報を探し出すことが困難になっている。

他の問題点も存在する。例えば、TPOに適した衣服を決定する場面を考える。この際に、自分の好みの衣服を着たいという要求が少なからずある。しかし、TPOに適した衣服の一覧から自分の好みの衣服を見つけることは難しい。

例えば、「キレイめ系」と呼ばれるコーディネートスタイル（以後、単にスタイルと記す）の衣服が好きな人がバーベキューに行く際のことを考える。この人はキレイめな衣服が好きなので、バーベキューに適しているキレイめな衣服を着て行きたい。しかし、バーベキューに適した衣服を検索すると、一般的な検索結果ではカジュアルな衣服が多い。そのため、自身の求める衣服の検索に時間がかかってしまう。

この問題を解決するために、我々はユーザの好みのファッションアイテムと、コーディネートスタイル名をシステムに入力することで、入力されたファッションアイテムに似ていて、かつユーザの求めるスタイルに適したファッションアイテムを検索するシステムについて研究している。先行研究 [1] [2] において、タグを用いたファッションアイテム同士の類似度、ファッションアイテム同士のカテゴリの類似度、ファッションアイテムとスタイルの類似度を定義し、ファッションアイテムの特徴量およびカテゴリの特徴量について検討した。その際に、各特徴量を

計算する対象の検討をした。また、特徴量算出において最も優れている手法を検討した上でプロトタイプシステムを構築し、検索結果について考察した。本稿では、先行研究 [2] において未評価であったアイテムとスタイルの類似度を評価し、さらに被験者実験により、プロトタイプシステムの評価を行う。

本稿の構成を以下に示す。2章では、本研究の対象データ構造について説明する。3章では、関連研究を紹介する。4章では、アイテム、カテゴリ、スタイルの特徴ベクトルについて述べる。5章ではスタイルを加味したファッションアイテムについて述べる。6章では特徴ベクトル生成手法の評価を行う。7章では検索システムのプロトタイプについて述べる。8章では本稿のまとめを述べる。

2 本研究の対象データの構造

本研究では、対象とするデータ構造として以下の4点を想定している。

- (1) コーディネート投稿サイトのデータである
- (2) コーディネート、もしくはアイテムに対してタグ付けがされている
- (3) コーディネートに使用されているアイテムを識別できる
- (4) アイテムにはカテゴリが付与されている

図1に以上を満たすデータの概念図を示す。WEARのデータはこの条件を満たしており、本項ではこれを用いる。なお、WEARにおいて、タグはファッションコーディネートのみが付与されているものであり、ファッションアイテムには付与されていない。そこで本研究では、あるファッションアイテムを使用したコーディネートに使用されているタグをファッションアイテムのタグ（アイテムタグ）とする。また、(2)のタグの中にはコーディネートスタイルを表すスタイルタグ（「カジュアルコーデ」や「秋コーデ」など）と、一般的なアノテーション

1 : <https://wear.jp/>

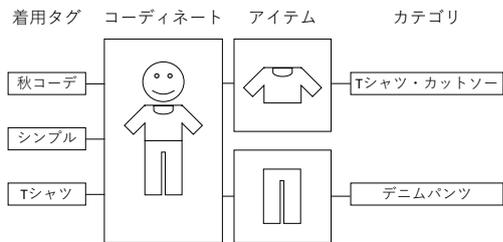


図1 ファッションコーディネートデータの概念図

としてのタグがある。本稿では、末尾に“コーデ”がつくタグをスタイルタグと定義する。

また、各ファッションアイテムには「トップス」、「ボトムス」のようにそのファッションアイテムの大きな括りを出すメインカテゴリと、「Tシャツ・カットソー」、「シャツ・ブラウス」のような詳細なサブカテゴリが付与されている。本研究ではこのサブカテゴリを以降「カテゴリ」として使用する。

3 関連研究

衣服に関する研究は多く行われている。佐藤ら[3]は、トップスとボトムスのそれぞれのイメージと、その組み合わせによる全身コーディネートのイメージの関係について明らかにすることを目的とした。目的達成のために、SD法でアイテムとコーディネートのイメージについて因子分析を行った。井上ら[4]は、従来のブラックボックス手法ではなく、グラスボックス手法を用いて創造性を加味したコーディネートサポートを行うために、SD尺度5段階によるアンケート調査を行い、コレスポネンダ分析とクラスター分析をした。

また、画像処理を用いたコーディネート支援に関する研究も多く行われている。福本ら[5]は、ユーザの好みに合い、新規性もあるコーディネート実現を目的とした。目的達成に向けて、入力に着用履歴のあるコーディネートの写真と好みのモデルを用いた。これにより、ユーザが自身と似ているモデルが着用している衣服をもとにコーディネートを推薦する手法を提案している。堀ら[6]は、ユーザの所持する写真を入力とし、オンラインカタログの画像、文字、コーディネートの情報を利用して、画像だけでは判別できない服の特徴が考慮された、入力した服に似合ったコーディネートを推薦するシステムを作成した。嵐ら[7]は、衣服の組み合わせの似合い度合いを、画像処理を用いて推定する手法を提案した。顔のタイプによって似合うコーディネートに違いがあるという仮定に基づいて、顔画像情報を利用してコーディネート推薦を行った。佐藤ら[8]は、試着画像を用いたコーディネート支援を行うシステムであるsuGATALOGの提案、試作および評価実験を行った。山本ら[9]は、多くの要素が複雑に関係している服飾コーディネートを効率的に支援するために、衣服をパラメータの調整によってデザインするシステムの提案をし、衣服単体、またそれらを組み合わせた際に見た者に与える印象についての分析を行った。これら5つの研究では画像を入力や画像の認識と識別、生成を主に行っている

点で本研究と異なる。

画像以外に着目した研究もおこなわれている。小林ら[10]は、時間のない朝に、服選びに困っている人を対象に、簡単に最適なコーディネートを支援するシステムを提案。あらかじめ登録された個人の好みと、その日の天気や気温、スケジュール、着用履歴などからコーディネートを絞り込み、ユーザに提示する。山本ら[11]は、ユーザにコーディネートに求める印象を形容詞で入力させ、システムがその単語の印象推定を行い、その印象に合った服飾コーディネート候補を複数提示する手法を提案した。吉田ら[12]は、自身の好みやイメージから大きく外れることなく、今までの自分のイメージにはなかった新規性のある衣服を推薦する手法を提案している。

タグとスタイルを用いたコーディネートの研究も行われている。吉越ら[13]はユーザに任意のコーディネートとスタイルを選択させ、選択されたコーディネートと類似して、かつ選択コーディネートより選択されたスタイルに近づけたコーディネートを提示するシステムを提案した。本研究とは提示するコンテンツがファッションアイテムなのかファッションコーディネートなのかという点や、タグの重みの決定方法、類似度の算出方法などの点で異なる。

4 アイテム、カテゴリ、スタイルの特徴ベクトル

まず、ファッションアイテムの特徴ベクトルについて述べる。あるファッションアイテム i の持つ次元 d の特徴量 $f_{i,d}$ を要素とするベクトルをファッションアイテム i の特徴ベクトル I_i とし、式1に示す。次元数 n はLDAにおけるトピック数である。本稿では、評価のためにタグの特徴量によって生成したベクトルを用いるが、その場合は用いるタグの種類数である。これはカテゴリベクトルやスタイルベクトルでも同様である。

$$I_i = [f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,n}] \quad (1)$$

次に、カテゴリの特徴ベクトルについて述べる。ファッションアイテムと同様に、あるカテゴリ c の持つ次元 d の特徴量 $f_{c,d}$ を要素とするベクトルをファッションアイテムのカテゴリ c の特徴ベクトル C_c とし、式2に示す。

$$C_c = [f_{c,1}, f_{c,2}, \dots, f_{c,n}] \quad (2)$$

スタイルの特徴ベクトルも、アイテム、カテゴリの特徴ベクトルと同様に、あるスタイル s の持つ次元 d の特徴量 $f_{s,d}$ を要素とするベクトルをスタイル s の特徴ベクトル S_s とし、式3に示す。

$$S_s = [f_{s,1}, f_{s,2}, \dots, f_{s,n}] \quad (3)$$

ここで、アイテムの各特徴量の計算について説明する。カテゴリ、スタイルの特徴量については、式1中の i を c に、式1中の i を s に変更すればそれぞれの特徴量の式が求められる。ただし、スタイルは元々タグであり、あるスタイルと同じあるタグはあるスタイルを使用した全てのコーディネートに必ず存在する。そのため、あるスタイルと同じあるタグの特徴量は0としている。各特徴ベクトルの作成において、使用するタグを

スタイルタグに絞り込むことで、適切に抽象化できる可能性がある。そのため、すべてのタグを用いる場合（以下 All）と、スタイルタグのみを用いる場合（以下 Style）の2つのパターンを定義する。また、予備実験により、あるアイテムやカテゴリ、スタイルを含むコーディネートの内1%未満のコーディネートにしか出現しないタグについては、多くが不適切なタグであることを確認したため、ノイズタグとして削除した。

今回用いる特徴量について説明する。タグには「カジュアル」と「普段着」のように、近い意味のタグが存在する。そのため、適切に次元を圧縮すると効果的だと考えられる。ベクトルの次元圧縮の手法の一つとして、LDA [16] がある。LDA は Latent Dirichlet Allocation の略称であり、ベクトルの次元圧縮手法の一つである。文書には複数の潜在的なトピックが存在するという仮定のもとに、文書はそのトピックに基づいて分類する手法である。また、ある文書がどのトピックに属するかを予測することもできる。本研究では、アイテム-タグの出現頻度行列およびカテゴリ-タグの出現頻度行列に対し LDA を用いてベクトルの次元圧縮を試みる。以降、トピック数が n のときの LDA を LDA_n と示す。アイテムについては、そのアイテムを使用されるタグから予測されるトピック所属確率を特徴ベクトルとして用いる。スタイルについてはタグのトピック所属確率を使用する。カテゴリについてはアイテムと同様に、カテゴリに使用されるタグから予測された所属確率を利用する。

5 スタイルを加味したファッションアイテムのスコア

ファッションアイテムのスコアについて説明する。本稿では、先行研究 [1] において提案したファッションアイテムの類似度を改良したものを使用する。先行研究 [1] の定義では、各類似度の分布が大きく異なる際に正しくそれぞれの類似度を反映させることは困難となる。そこで、各類似度を標準化してから計算することで、それぞれの類似度を適切に加味できると考え、これをスコアと呼ぶこととした。

標準化を行う関数を std とすると、アイテム A とアイテム B 、スタイル T のスコアの式を式 4 および式 5 で定義する。

$$\begin{aligned} Item_Score(A, B) = & \alpha \times std(cos(I_A, I_B)) \\ & + (1 - \alpha) \times std(cos(C_{cat(A)}, C_{cat(B)})) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} Score(A, B, T) = & \beta \times Item_Score(A, B) \\ & + (1 - \beta) \times std(cos(S_T, I_B)) \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、関数 cos は入力された2つのベクトルのコサイン類似度を返す関数であり、関数 cat はあるアイテムのカテゴリを求める関数である。 α はアイテムだけのスコアを強くするか、カテゴリだけのスコアを強くするかを調整するための重みであり、事前に適切な値を決定する。 β は入力アイテムと入力スタイルのどちらを重視するかの重みであり、ユーザが調整することを想定している。

表 1 各タスクの被験者数

Task	被験者数
A	30
B	36
C	30

表 2 結果 1:カテゴリの特徴の MAP

Rank	Feature	MAP
1	LDA_60(All)	0.8133
2	LDA_170(Style)	0.8089
3	LDA_10(All)	0.7922
4	χ^2 (Style)	0.7900
5	LDA_40(Style)	0.7844

6 特徴ベクトル生成手法の評価

6.1 実験方法

特徴ベクトルの評価について述べる。評価には先行研究 [1] [2] で用いたデータを使用する。クラウドソーシングサービスである CrowdWorks²を用いて被験者を集めた。被験者のタスクは以下のとおりである。

A. 1つのカテゴリに対して他のカテゴリを似ている順番に並び替える

B. 1つのアイテムに対して他のアイテムを似ていると思う順番に並び替える

C. 1つのスタイルに対して表示されたアイテムがどの程度スタイルに適しているか5段階で評価する

A に関して1カテゴリあたり6名、Bに関して1アイテムあたり4名がそれぞれ作業を行い、各被験者がつけた順位の合計が閾値以下のものを正解として評価する。C に関しては1スタイルあたり3人が作業を行い、各被験者がつけた評価の平均値が閾値以上のものを正解として評価する。各タスクの被験者数を表 1 に示す。

A の正解は式 4 のカテゴリの類似度を評価するのに用いる。B の正解は式 4 自体を評価するのに用いる。C の正解は式 5 のスタイルとアイテムの類似度を評価するのに用いる。正解データから各類似度を算出し、MAP(Mean Average Precision) を用いて評価を行う。LDA 以外の手法としては、先行研究 [2] で用いた χ^2 値、TF 値、正規化 TF 値、TF-ICF 値、正規化 TF-ICF 値を用いた。カテゴリの類似度に関する評価は先行研究 [2] と変わらないが、参考として表 2 に示す。

6.2 実験結果と考察

カテゴリベクトルとアイテムベクトルに対してそれぞれ全ての特徴で類似度を求め、全ての組み合わせでの MAP を α を変化させながら求めた。上位5件の結果を表 3 に示す(結果 2)。アイテムの特徴としては LDA(All) の精度が高く、特に LDA_150(All) が高い傾向にあることが分かった。カテゴリの特徴としては LDA が高く、LDA_300(Style)、LDA_40(All) の

2: <https://crowdworks.jp/>

表 3 結果 2:最適な α のカテゴリとアイテムの MAP

Rank	Item Feature	Category Feature	α	MAP
1	LDA_150(All)	LDA_300(Style)	0.5	0.9296
2	LDA_150(All)	LDA_40(All)	0.3,0.4	0.9259
3	LDA_150(All)	LDA_230(All)	0.5	0.9204
4	LDA_260(All)	LDA_40(All)	0.3	0.9167
4	LDA_90(All)	LDA_40(Style)	0.3	0.9167

表 4 結果 3:スタイルとアイテムの MAP

Rank	Feature	MAP
1	LDA_100(All)	0.7141
2	LDA_160(All)	0.7135
3	LDA_40(All)	0.7094
4	LDA_210(All)	0.7091
5	LDA_280(All)	0.7059

2つの精度が特に高いことが分かった。そのため、アイテムとカテゴリでの特徴としては LDA が最も優れていると分かった。ただし、カテゴリ単体で評価したときに上位であったトピック数が使用タグとは異なる傾向であった。そのため、カテゴリを適切に表現できることと、アイテムの類似性の判断に用いることは同じではないと考えられる。

スタイルベクトルとアイテムベクトルの類似度を各特徴で求め、MAP を求めた (結果 3)。上位 5 件の結果を表 4 に示す。

最後に、検索システムに用いる特徴について考察する。提案手法の式 5 において、スタイルベクトルとアイテムベクトルは同一のベクトル空間である必要がある。そのため、表 4 よりスタイルの特徴との相性が最も良い LDA_100(All) をアイテムベクトル、スタイルベクトルの作成に用いる。カテゴリベクトルの作成には表 2 の結果で最も良い結果を示した LDA_60(All) を使用する。

7 プロトタイプシステム

7.1 システム概要

検索システムのプロトタイプを作成した。図 2 に検索システムの入力ページの例を示す。まず、ユーザはドロップダウンにより各カテゴリを選択する。これにより、選択された各カテゴリに属するアイテムが表示される。ユーザはこの中からアイテムを 1 つ選択する。次に、入力するスタイルをドロップダウンから選択し、「Search!」ボタンを押す事で検索が開始される。検索システムの出力例を 3 に示す。検索結果のアイテムとしては、スコアが最も高いアイテムが上位から出力される。この際に、式 4 中の α は 0.5 とした。また、入力したアイテム、入力したスタイルのどちらの特徴も反映したスコアを算出したいので、式 5 中の β は 0.5 とした。

今回の検索システムは、T シャツを入力した際にバッグが出力されることは意図に反すると想定する。そのため、検索対象を 2 節で述べたメインカテゴリが入力アイテムのメインカテゴリと一致するアイテムのみ検索結果として出力することとする。また、使用されているコーディネート数が少なすぎても特

Search System



図 2 プロトタイプシステムの入力ページ

Search System

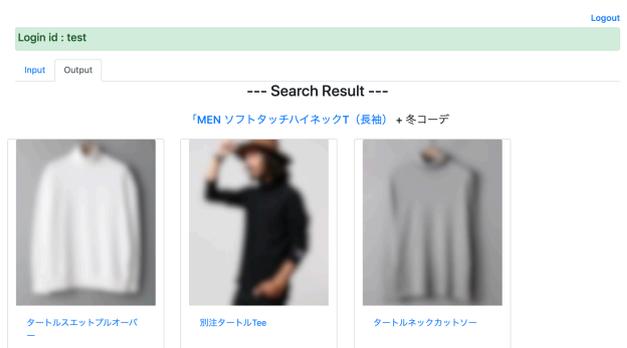


図 3 プロトタイプシステムの出力ページ

表 5 最も $Score(A, B, S)$ が高かったときの各スコア

$std(\cos(I_A, I_B))$	$std(\cos(C_{cat}(A), C_{cat}(B)))$	$std(\cos(S_T, I_B))$	$Score(A, B, T)$
2.37	0.91	3.25	2.45

徴を上手く算出できない可能性がある。そこで、使用されているコーディネート数が 10 件以上のアイテムに限定して検索を行う。

7.2 システムの動作例と考察

プロトタイプシステムの出力例として、入力アイテム A が「MEN ソフトタッチハイネック T (長袖)³」、入力スタイル T が「冬コーデ」の例を挙げる。このとき、最も $Score(A, B, T)$ が高かったアイテム B は「タートルスエットプルオーバー (HARE)⁴」であった。このときの各スコアの結果を表 5 に示す。次に、表 6 に「MEN ソフトタッチハイネック T (長袖)」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 10 件を、表 7 に「冬コーデ」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 10 件を、表 8 に「タートルスエットプルオーバー (HARE)」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 11 件を示す。

3 : <https://wear.jp/item/9186930/>

4 : <https://wear.jp/item/10415083/>

表 6 「MEN ソフトタッチハイネック T (長袖)」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 10 件

Rank	タグの名前	使用コーディネート数
1	ハイネック	90
2	UNIQLO	73
3	タートルネック	58
4	秋のコーデ	47
5	シンプル	44
6	ユニクロ	36
6	モノトーン	31
8	黒スキニー	27
8	デニム	25
10	ニット	24

表 7 「冬コーデ」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 10 件

Rank	タグの名前	使用コーディネート数
1	冬	613
2	ニット	504
3	寒い	341
4	チェスターコート	311
5	シンプル	259
6	大人カジュアル	257
7	コート	235
8	ニット帽	232
9	秋冬	225
10	タートルネック	214

表 8 「タートルスウェットプルオーバー (HARE)」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 11 件

Rank	タグの名前	使用コーディネート数
1	タートルネック	7
2	チェスターコート	4
3	スウェット	3
3	ツバ広ハット	3
3	ネイビー	3
3	スキニー	3
7	HARE	2
7	秋コーデ	2
7	スニーカー	2
7	ニット	2
7	ホワイト	2

表 8 を見ると、表 6 に存在する「タートルネック」が存在することが確認できる。また、表 7 に存在する「チェスターコート」も表 8 中に存在することが確認することができる。このことから、入力アイテムと入力スタイルの特徴を反映させたアイテムが出力されていることが分かる。

次に、スコアが最も低かったアイテムである「ベーシック&シアー素材の V ネックニットカーディガン⁵⁾」を挙げる。このときの各類似度を表 9 に示す。表 5 に比べていずれのスコアも低くなっていることが確認できる。

表 10 に「ベーシック&シアー素材の V ネックニットカーディ

表 9 上手くいかなかった例での各類似度

$std(\cos(I_A, I_B))$	$std(\cos(C_{cat(A)}, C_{cat(B)}))$	$std(\cos(S_T, I_B))$	Score(A, B, T)
-1.88	-1.09	-0.79	-1.14

表 10 「ベーシック&シアー素材の V ネックニットカーディガン」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 12 件

Rank	タグの名前	使用コーディネート数
1	ネットスター	15
1	NETSTAR	15
3	夏コーデ	6
3	カジュアルスタイル	6
5	大人カジュアル	5
5	ootd	5
7	ガーリーカジュアル	4
7	カジュアルコーデ	4
9	トレンド	3
9	大人スタイル	3
9	腰巻きコーデ	3
9	シンプルコーデ	3

ガン」を使用したコーディネートに出現するタグ数の上位 12 件を示す。表 10 をみると、入力スタイルが「冬コーデ」であるにも関わらず「夏コーデ」が上位に存在する。このことから、「ベーシック&シアー素材の V ネックニットカーディガン」は入力スタイルの特徴を反映したアイテムとは言えず、検索結果としてはふさわしくないアイテムであるということが分かる。以上の結果から、検索システムの要求にあったスコアが算出できていると考えられる。

8 ま と め

本稿では、先行研究で定義した、ユーザの好みのファッションアイテムと、コーディネートスタイル名をシステムに入力することで、入力されたファッションアイテムに似ていて、かつユーザの求めるスタイルに適したファッションアイテムを検索するシステムにおける各類似度を標準化してから計算する事で、それぞれの類似度を適切に加味できるようにした。また、アイテムベクトル、カテゴリベクトル、スタイルベクトルについての評価を行った。その後、想定するアイテム検索システムにおいて最も適している特徴量について検討し、プロトタイプシステムを作成した。プロトタイプシステムの検索結果のスコア最上位と最下位を確認したところ、最上位はアイテム、スタイルの特徴を組み合わせたアイテムが、最下位はスタイルの特徴とは真逆の特徴をもつアイテムが存在することを確認した。このことから、適切に検索システムを構築できているのではないかと考えられる。今後は被験者を用いて、プロトタイプシステムの定量的な評価を行う予定である。また、組み合わせを加味した検索についても検討を行う予定である。

謝 辞

本研究の一部は、2019 年度科研費基盤研究 (C)(課題番号: 18K11551) によるものです。ここに記して謝意を表すものとし

5 : <https://wear.jp/item/8628934/>

ます。

文 献

- [1] 知見優一, 北山大輔, ファッションスタイルとアイテムの類似度指標に基づくアイテム検索システム, 第 11 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム最終論文集, 2019
- [2] 知見優一, 北山大輔, ファッション SNS におけるアイテム・スタイル特徴に基づく検索システム, 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 119, no. 354, DE2019-31, pp. 65-70, 2019
- [3] 佐藤美雨, 加藤俊一, ファッションにおけるアイテムのイメージがコーディネートイメージにもたらす影響の分析, 情報処理学会研究報告, 2017-HCI-172 巻, 8 号, pp.1-4, 2017
- [4] 井上勝雄, 堀いずみ, コーディネートの調査分析法の提案, 日本デザイン学会第 65 回春季研究発表会, A3-05, 2018
- [5] 福本真奈美, 吉田拓也, 原田史子, 島川博光, 印象変更のための差集合を用いたコーディネート推薦, 情報科学技術フォーラム講演論文集, 13 巻, 4 号, pp.401-402, 2014
- [6] 堀和紀, 岡田将吾, 新田克己, オンラインファッションカタログを利用した画像とテキストからの組み合わせ推薦, 人工知能学会全国大会論文集 29, pp.1-4, 2015
- [7] 嵐一樹, 手塚太郎, 画像処理を用いたパーソナライズドコーディネートシステム, 第 10 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, D3-2, 2018
- [8] 佐藤彩夏, 渡邊恵太, 安村通晃, 姿を利用したファッションコーディネート支援システム suGATALOG の提案と評価, 情報処理学会論文誌, 53 巻, 4 号, pp.1277-1284, 2012
- [9] 山本萌絵, 鬼沢武久, 衣服の印象を考慮した服飾コーディネートに関する研究, 第 29 回ファジィシステムシンポジウム, TG1-3, 2013
- [10] 小林瞳, 植竹朋文, 様々な要因を考慮したコーディネート支援システムの提案, 情報処理学会第 77 回全国大会講演論文集, 2015 巻, 1 号, pp.343-344, 2015
- [11] 山本萌絵, 鬼沢武久, ユーザーの感性を考慮した対話型服飾デザイン・コーディネートシステム, 日本感性工学会論文誌, 15 巻, 1 号, pp.135-143, 2016
- [12] 吉田拓也, 原田史子, 島川博光, ポリシーとイメージチェンジを両立させる衣服コーディネート支援, 情報科学技術フォーラム講演論文集, 13 巻, 4 号, pp.397-400, 2014
- [13] 吉越優美, 北山大輔, コーディネート投稿サイトのユーザタグを用いたコーディネート間の類似度に基づく検索ナビゲーションシステム, 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, B3-1, 2016
- [14] H. P. Luhn, "A statistical approach to mechanized encoding and searching of literary information", IBM Journal of Research and Development Archive, Volume 1 Issue 4, pp.309-317, 1957.
- [15] G. Salton, "Automatic text processing: the transformation, analysis and retrieval of information by computer", Addison-Wesley, 1988 .
- [16] Blei, David M and Ng, Andrew Y and Jordan, Michael I, "Latent dirichlet allocation", Journal of machine Learning research, 3, Jan, pp.993-1022, 2003