

コーディネート検索におけるユーザ評価の提示による ファッションへの意識変化手法とその評価

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: [†]tem19012@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし ファッションコーディネート検索では、ユーザは「自分が好むスタイル」を選ぶ傾向にある。しかし、ファッションコーディネート要素としては、他者から見て評価が高くなることも重要であると考えられる。また、ユーザが他者からの評価を学ぶと言う点において、どのようなコーディネートを提示すると有効かは明らかにされていない。そこで本研究では、検索結果における「いいね数」などの評価情報を提示するタイミングを調整することで、ユーザがコーディネートに対する評価傾向を自然に学習できるシステムの構築を目指している。以前に、評価情報の提示タイミングに関する実験を行っており、本稿ではそれを拡張し、提示するコーディネートの種類を変化させたときの影響を評価する。

キーワード コーディネートスタイル、ヒューマンファクター、意識変化、検索、タグ

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。

そうした問題点を解決するために、様々な観点からコーディネート検索及び推薦の手法が提案されてきた。テキストを用いたコーディネート推薦としては、小林ら [1] の研究などがある。小林らは、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した。具体的には、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、ユーザに提示するという手法である。画像を用いたコーディネート推薦としては、福本ら [2] の研究などがある。福本ら [2] 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。具体的には、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ることで、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。

このように、コーディネート検索及び推薦においては、「ユーザ自身が好むファッションスタイルのコーディネート」の検索及び推薦を行うことがほとんどである。こうしたアプローチは自身の好みを探すことには長けているものの、「他者からの評価が高いコーディネートであるか」については明示されることは

ほぼない。そのため、ユーザはシステムを使用することで好むコーディネートにばかり触れる一方で、「他者に好まれるコーディネート」を学ぶ機会がなく、一種のフィルターバブルのような状態に陥る。フィルターバブルとは、Pariser [3] が指摘する情報推薦の問題の1つで、好む情報以外に触れる機会が損なわれる現象である。

我々はコーディネートの要素として、他者が見た際に評価が高くなることも重要であると考えた。そこで、システムを利用することで「他者に好まれるコーディネート」を学ぶ機会を与えるコーディネート検索システムを提案する。「他者に好まれるコーディネート」を学ぶ機会を与える方法としては、コーディネート検索結果表示時点ではなく、ユーザが検索結果の中からコーディネートを選択したタイミングで、検索結果中のコーディネートの評価値（お気に入り数など）が表示されるという方法を提案する。これにより、ユーザの選択と他者から見た評価の差異を強調することで、好むスタイルと他者の評価の差異を意識させることが可能になると考える。我々は以前、提案システムの設計、および効果を評価する実験の設計の考案を行なった [4]。本稿では、実際に実験を行なった結果とその考察について述べる。

本稿では、コーディネート検索の際の入力としてアイテムとスタイルを用いる。その後、システムは入力を元にコーディネートを検索し、その結果をユーザに提示する。この時点では全てのコーディネートの評価値は表示されていない。ユーザは提示されたコーディネートの中から自身が良いと思ったコーディネートを選択する。その後、システムは全てのコーディネートの評価値を出力する。

本稿の構成を以下に示す。2章では、本研究で対象とするデータ構造について述べる。3章では本研究で提案する、意識変化手法を適応したコーディネート検索システムについて述べる。4章では、コーディネート検索において用いるアイテム、カテ

¹ : <https://wear.jp/>

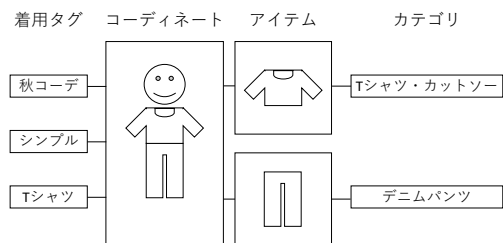


図 1 ファッションコーディネートデータの概念図

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コーディネート検索について述べる。6 章では、被験者による評価実験の結果とその考察について述べる。7 章ではコーディネート検索を含む主に衣服の関連研究について述べる。8 章ではまとめと今後の課題を述べる。

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、本稿ではこれを用いる。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。ただし、カジュアルとカジュアルコーデのように、コーデが明記されないが、スタイルを表現するタグもあるため、コーデの前に出現する文字列のタグもスタイルタグとして扱う。

さらに、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まかな括りを表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。

他にも、コーディネートには閲覧したユーザが「いいね」や「お気に入り」というボタンを押すことで、該当する評価を行なったコーディネートをユーザ自身のページで振り返ることができる機能が存在する。



図 2 「T シャツ」でのアイテムの検索結果

3 提案手法

3.1 コーディネート検索システムを用いた意識変化手法

本節では、コーディネート検索システムとそれを用いたファッションへの意識変化手法について述べる。

まず、コーディネート検索システムについて述べる。ユーザはアイテム、スタイルについてそれぞれで自身の検索したいキーワードを入力し、検索されたものの中からコーディネート検索に用いたいものを選択する。その後、コーディネート検索を実行することで該当するアイテム及びスタイルを用いたコーディネート検索が行われる。具体的な検索方法については、3.3 節で述べる。

具体的な例を用いてシステムの挙動を説明する。なお、今回実装したシステムでは画像の特徴量を用いていない。そのため、色情報による印象を緩和するためにアイテム及びコーディネートの画像を白黒にしており、以降の図のアイテム及びコーディネートの画像はこの仕様に基づく。ただし、色情報はファッションにおいて重要な要素の一つであり、用いる画像を白黒にしたことによるコーディネート検索への正確な影響は不明である。そのため、今後の課題として別途色がある画像を用いた実験を行い、色情報による影響の差異を明確にすることがあげられる。

まず、提案するコーディネート検索システムに「T シャツ」と入力したときのアイテムの検索結果を図 2 に示す。図 2 の下部が「T シャツ」でのアイテムの検索結果である。ユーザは、アイテムの検索結果として表示されたアイテムの中から、コーディネート検索に使用したいアイテムを選択する。

次に、図 2 で提示されたアイテムの中から中央に存在するアイテム「ユニクロ — MEN ドライカラー V ネック T (半袖) A」²を選択し、コーディネート検索システムに「冬」と入力し

2 : <https://wear.jp/item/8475723/>

コーディネート検索システム

アイテム



MEN ドライカラーVネックT (半袖) A

セットしたいアイテムを入力してください
例: Tシャツ

スタイル

選択されたスタイルがここに表示されます

セットしたいスタイルを入力してください
例: 夏

「冬」でのスタイルの検索結果

冬コーデ 秋冬コーデ 冬のコーデ

図3 「T シャツ」でのアイテムの検索結果

たときのスタイルの検索結果を図3に示す。図3の下部が、入力が「冬」のときのスタイルの検索結果である。ユーザは表示されたスタイルの検索結果の中からコーディネート検索に用いたいスタイルを選択する。以上によりコーディネート検索に用いるアイテム、スタイルを選択したのち、図3の「コーディネート検索を行う」ボタンを押すことでコーディネート検索が行われる。

次に、ファッションへの意識変化手法について述べる。コーディネート検索システムにおいて、ユーザは検索結果の中から、自分が好むコーディネートを選択し、詳細を確認する。この時、選択したコーディネートを含む、検索結果集合に「各コーディネートの評価値」が表示されることで、自分が選択したコーディネートと、人気のコーディネートが異なることを認識することになる。このことにより、自身が好むわけではないが、一般的に評価されるコーディネートに注目する機会を生むことで、意識変化が促されることを期待する。本稿では評価値として、「人手で与えられた人気度」と「SNS上で得られる人気度」を定義し、これを用いる。人手で与えられた人気度はコーディネートに対しての評価づけを人手で行い作成した人気度であり、詳細は4.3節で述べる。SNS上で得られる人気度は「いいね数」と「お気に入り数」の和を用いる。ただし、この「いいね数」と「お気に入り数」は単純なコーディネートの評価だけでなく、投稿者自身の人気やその人のスタイル(等身)も含まれると考えられる。そのため、今後の課題としてよりコーディネート画像自体に対する評価であると考えられる評価値が挙げられる。

コーディネート検索システム上での挙動を説明する。表示されたコーディネートの中から自身が最も良いと思うコーディネートを1つ選択することで、各コーディネートの人気度が表示される。図3の状態から「冬コーデ」を選択し、コーデ



図4 「T シャツ」でのアイテムの検索結果

ネート検索を実行し、表示されたコーディネートの中から自身が最も良いと思うコーディネートを1つ選択したときの状態を図4に示す。図4は、最も良いと思うコーディネートとして一番左のコーディネートを選択している状態である。また、図4は、人気度表示後の画面であり、左のコーディネートを選択する前は、人気度の表示はない。図4に示すように、選択されたコーディネートは枠で囲われる。これにより、自身の選択したコーディネートを明確にするとともに、表示された人気度により他者からの評価も意識させることができる。

3.2 アイテム, カテゴリ, スタイルの特徴ベクトル

コーディネート検索に用いる特徴量の定義を行う。使用する特徴ベクトルは先行研究[5]で定義した、ファッションアイテム、ファッションアイテムのカテゴリ、スタイルの3つを用いる。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 のもつ次元 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。先行研究[5]において、各特徴ベクトルの作成において、使用するタグはすべてのタグを用いる場合が最も良い結果となったため、本稿でもすべてのタグを用いる。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[6]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、文書を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。

本稿では先行研究[5]において採用した特徴量を採用する。そのため、アイテムベクトル、スタイルベクトルの特徴量はLDA $_{100}(\text{All})$ を、カテゴリベクトルの特徴量はLDA $_{60}(\text{All})$ を用いる。Allとは、全てのタグを用いるという手法であることを指す。

3.3 スタイルを加味したコーディネート検索

コーディネート検索については先行研究[5]の手法をもとに構築した。先行研究で提案した手法は、入力されたアイテムとのスコアが高いアイテムで、かつ入力されたスタイルとのスコアが高いアイテムを検索する手法である。これをもとに、入力されたアイテムとのスコアが高いアイテムを使用しており、かつ入力されたスタイルとのスコアが高いコーディネート検索を行うシステムを作成する。先行研究[5]の手法をもとに、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 のスコアの式を式4で定義する。

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

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

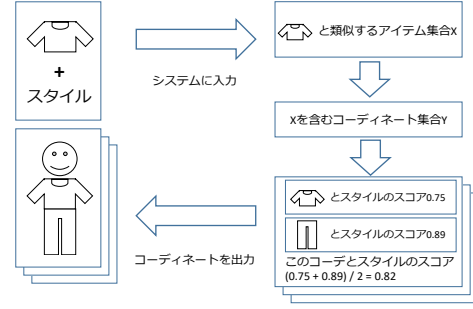


図5 コーディネート検索システムの概念図

関数である。 α はアイテムのみのスコアである $\text{std}(\cos(I_A, I_B))$ とカテゴリのみのスコアである $\text{std}(\cos(C_{\text{cat}(A)}, C_{\text{cat}(B)}))$ が $\text{Item_Score}(A, B)$ に及ぼす影響を調整する重みである。 α を大きくするとアイテムのみのスコアの影響が大きくなり、 α を小さくするとカテゴリのみの影響が大きくなる。今回はどちらの影響も均等に扱うために α を0.5とする。

式4のスコアが一定数以上のアイテムを収集し、入力アイテムに類似するアイテム集合を作成する。

次に、アイテム A と、スタイル T のスコアの式を式5で定義する。

$$\text{Style_Score}(A, T) = \text{std}(\cos(S_T, I_B)) \quad (5)$$

以上を用いて、コーディネートとスタイルのスコアを求める。コーディネートとスタイルのスコアは、コーディネートに使用されているアイテムとスタイルとのスコアの平均で求める。コーディネートとスタイルのスコアの式を式6に示す。

$$\text{Coord_Score}_c = \frac{\sum_{k=1}^n \text{Style_Score}(\text{Item}_k, T)}{n} \quad (6)$$

式6の n はあるコーディネートに使用されているアイテムの使用数であり、 Item_k はあるコーディネートに使用されているアイテムを指す。

提案するコーディネート検索システムの概要図を図5に示す。図5中の例だと、あるコーディネートに使用されているアイテムが図中の2つであった場合、 $(0.75 + 0.89) / 2 = 0.82$ となる。

4 評価実験

4.1 使用データ

今回、作成した検索システムに使用したデータは先行研究[5]で用いたデータと同様のものを元としている。まず、最も古くに投稿されたコーディネートは2013年11月10日に投稿されたコーディネートで、最も最近に投稿されたコーディネートは2015年12月2日に投稿されたコーディネートである。そこで、より多くのコーディネートを使用しつつ、投稿されてからすぐのコーディネートに対して人気度は付与されにくいと考え、最も古い投稿日の2013年11月10日から2年後の2015年11月10日までに投稿されたコーディネートを今回使用するコーディ

ネットとした。なお、アイテムについては投稿された時点で付与されるタグは確定しており、人気度の影響を受けない。そのため、存在するデータを全て使用することとした。

4.2 実験方法

システムを利用することで「ユーザの選択と他者から見た評価の差異を強調することで、好むスタイルと他者の評価の差異を意識させる」ことができたのか、という点を評価する必要があると考えた。今回目標とする「ユーザ育成」という観点に基づいた際に、一度の利用での判断よりも複数回利用ことで他者からの評価を学ぶ事ができると考えられる。また、システム利用前、利用後のコーディネートに対する感覚を比較する事で、システムの利用前後における効果を測定する事ができると考えた。そこで、システムを複数回に渡って利用してもらい、前後にアンケートを行うユーザ評価実験を行なった。大きく分けて検索システムの利用前アンケート、検索システムの利用、検索システムの利用後アンケートの3段階存在する。なお、用いる人気度は人手で与えた人気度、SNS上で得られる人気度それぞれにおける実験で使用するものである。

具体的な実験手順は以下の通りである。まず、被験者は検索システムの利用前アンケートに回答する。こちらで人気度の降順にコーディネートをクリックし、5分割した後に投稿されたコーディネート投稿者の性別が男性のものから6件、女性のものからランダムに6件ずつ、計60件のコーディネート抽出し、被験者の性別ごとに抽出したコーディネートを表示する。被験者は提示された30件のコーディネート集合の中から自身が良いと感じるコーディネートを6件回答する。

次に、被験者は検索システムの利用を行う。この際、あらかじめこちらで提示したカテゴリに属するアイテムでのコーディネート検索を各種最低1回ずつ行う。提示したカテゴリはニット・セーター、Tシャツ・カットソー、シャツ・ブラウス、カーディガン、パーカー、ブルゾン、チェスターコート、トレンチコート、テラードジャケット、ライダースジャケット、ワンピース、デニムパンツ、スカート、チノパンツ、スラックスの15種である。よって、ユーザは最低15回検索システムを利用する。

その後、被験者は検索システムの利用後アンケートに回答する。先ほど提示したコーディネートを除き、検索システムの利用前アンケートでコーディネート抽出した際と同じ手順で男女各30件のコーディネートを表示され、提示されたコーディネート集合の中から自身が良いと感じるコーディネートを6件選択する。

この際に、システムの提示方法を以下に示す4手法で行い、比較を行う。

- Normal method：終始人気度を表示しない手法
- Displaying method：検索結果に予め人気度が表示される手法
- Random method：ユーザが気に入るコーディネートを
選択すると検索結果全ての人気度としてランダムな値が表示される手法

表1 各手法ごとの被験者数と男女数

	男性	女性	合計
Normal method	7	21	28
Displaying method	14	16	30
Random method	15	15	30
Proposed method	13	17	30
Total	49	69	118

- Proposed method：ユーザが気に入るコーディネートを選択すると検索結果全ての人気度が表示される手法

これにより、ユーザの選択と他者から見た評価の差異を強調することで、好むスタイルと他者の評価の差異を意識させることができたのかを確認する。また、実験前後でどのように意識変化が起きたのかを分析する。

被験者はクラウドワークス CrowdWorks³で募集した。クラウドワークスはクラウドソーシングサービスの1つである。被験者数を表1に示す。被験者は合計で118名集まった。

評価に用いる指標を説明する。検索システム使用前、検索システム使用后それぞれ30件における人気度の順位の逆順を R と定義する。つまり、人気度が最も高いコーディネートの R は30で、人気度が最も低いコーディネートの R は1である。また、人気度を5段階に分けた際の順位の逆順を C として定義する。つまり、人気度が1位～6位のコーディネートの C は5で、人気度が25～30位のコーディネートの C は1である。

これらを用いて、被験者がシステムの利用前と利用後でどの程度コーディネートを学習できたかを求めるための指標を定義する。被験者の検索システム使用前の R の総和を R_{sum}^{Before} 、被験者の検索システム使用後の R の総和を R_{sum}^{After} とする。さらに、 $R_{sum}^{After} - R_{sum}^{Before}$ を R_{diff} とする。 R_{diff} の平均を、平均を求める関数である $AVG()$ を用いて $AVG(R_{diff})$ とする。この値を各手法について求める。 $AVG(R_{diff})$ が大きいほど検索システムの利用によりコーディネートを学習できたと言える。この値を各手法について求める。 $AVG(R_{diff})$ が大きいほど検索システムの利用によりコーディネートを学習できたと言える。また、 C についても同様に、 C_{sum}^{Before} を被験者のシステム使用前の C の総和、 C_{sum}^{After} を被験者のシステム使用後の C の総和、 C_{diff} を C_{sum}^{After} と C_{sum}^{Before} の差とする。これらを用いて、各手法について $AVG(C_{diff})$ を求める。 $AVG(R_{diff})$ と同様に、 $AVG(C_{diff})$ が大きいほど検索システムの利用によりコーディネートを学習できたと言える。また、 C についても同様に、 C_{sum}^{Before} を被験者のシステム使用前の C の総和、 C_{sum}^{After} を被験者のシステム使用後の C の総和、 C_{diff} を C_{sum}^{After} と C_{sum}^{Before} の差とする。これらを用いて、各手法について $AVG(C_{diff})$ を求める。 $AVG(R_{diff})$ と同様に、 $AVG(C_{diff})$ が大きいほど検索システムの利用によりコーディネートを学習できたと言える。

さらに、評価値として人手で与えた人気度とSNS上で得られる人気度の2種類を用意し、別々に実験を行うことでより詳細な手法の考察を行う。人手で与えた人気度を用いた実験により、手法の効果を評価し、SNS上で得られる人気度を用いた実験により、他者からの評価についてどのような学びを得るのか、どの程度効果があるのかを明らかにする。人手で与えた人気度を得るために、CrowdWorksを用いてコーディネートへの評価値付与作業を行う。

4.3 人手で与えた人気度の作成

本研究では人手で与えた人気度として、「ユーザによって複

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

表 2 各手法ごとの R_{diff} と C_{diff}

	R_{diff}	C_{diff}
Normal method	-2.25	-0.28
Displaying method	-0.21	-0.04
Random method	-0.03	0.34
Proposed method	1.50	0.27

表 3 全体での AVG (前半 - 後半)

	人数	AVG (前半 - 後半)
Normal method	29	-0.21
Displaying method	28	1.33
Random method	28	0.30
Proposed method	30	0.64

数のコーディネートの中からそのコーディネートが選ばれたかどうか」と定義する。この人手で与えた人気度を得るために、CrowdWorks を用いてコーディネートへの評価値付与作業を行う。まず、作業者はコーディネートが 20 件表示される。作業者はコーディネートの中から自身が良いと感じたコーディネートを最大 5 件選択する。この作業を 1 タスクにつき 5 回行う。結果として、5000 タスク分の回答を得た。各タスクで表示するコーディネートはランダムに決定しており、またタスク数も十分に多いと考えたため、作業者は複数タスクに回答可能である。今回、作業者数は 639 人であり、49139 件のコーディネートが評価付与作業に使用された。

4.4 人手で与えた人気度での実験結果

実験結果を表 2 に示す。 R_{diff} においては Proposed method が、 C_{diff} については Random method が最も高い結果となった。ここで、ユーザにどの程度システムの効果があつたのかを測定するには各人気度の差の影響を小さくした C_{diff} よりも R_{diff} の方が適していると考ええる。また、 C_{diff} において Random method と Proposed method の差は 0.7 と比較的小さい。よって、Proposed method が最も優れていると考えられる。

次に、システム利用中にどのような効果があつたのかを調査する。システム利用後のコーディネートを 6 件選択後、被験者に 5 段階のリッカート指標（1 が最低、5 が最高）で「ファッションが好きである。」「コーディネートを考えることが難しいと感じる。」、自由入力で「月に何円程度ファッションに使用しますか。」という質問に回答してもらい形式で属性を収集した。また、各ユーザの検索行動を前後に 2 分割して前半と後半それぞれの中央値の差を求める。ある手法における前半の中央値と後半の中央値の差の平均を AVG (前半 - 後半) とし、この評価値と属性をもとに効果を測定する。

結果について述べる。全体での AVG (前半 - 後半) の結果を表 3 に示す。表 3 より、全体で見た際に最も高い AVG (前半 - 後半) であるのは Displaying method であった。次に、各属性における AVG (前半 - 後半) を考察する。各属性ごとに詳細に分析する事で、各属性における有効な手法を検討する。

まず、「ファッションが好きである。」という属性に着目する。

表 4 「ファッションが好きである。」(1,2)

	人数	AVG (前半 - 後半)
Normal method	6	0.20
Displaying method	5	-1.18
Random method	6	-0.39
Proposed method	6	1.10

表 5 「ファッションが好きである。」(4,5)

	人数	AVG (前半 - 後半)
Normal method	12	0.41
Displaying method	12	2.50
Random method	15	1.02
Proposed method	14	0.17

「ファッションが好きである。」において 1 または 2 と回答した人（以降 (1,2)）はファッションが好きでない人、4 または 5 と回答した人（以降 (4,5)）はファッションが好きな人だと考えられる。そこで、(1,2)、(4,5) について調査する事でファッションの好き嫌いにおける各手法の効果が測定できると考える。「ファッションが好きである。」(1,2) の結果を表 4 に示す。また、「ファッションが好きである。」(4,5) の結果を表 5 に示す。表 4 では Proposed method が、表 5 では Displaying method が最も AVG (前半 - 後半) が高い手法となった。このことから、ファッションが好きでない人には Proposed method が、ファッションが好きな人には Displaying method が適していると考えられる。また、表 4 と表 5 の各人数を比較すると、いずれの手法においても表 5 は表 4 の倍以上の人数が存在している。そのため、今回の被験者は全体としてコーディネートを好きな人が多く、結果として表 3 のようにコーディネートが好きな人に最も効果的である Displaying method が最も良い結果になったと考えられる。

次に、「コーディネートを考えることが難しいと感じる。」という属性に着目する。「ファッションが好きである。」と同様に、(1,2) はコーディネートを考えることは難しくないと思う人、(4,5) はコーディネートを考えることは難しいと思う人であると言える。そこで、(1,2)、(4,5) について調査する事でコーディネートを考えることへの難易度の認識における各手法の効果が測定できると考える。「コーディネートを考えることが難しいと感じる。」(1,2) の結果を表 6 に示す。また、「コーディネートを考えることが難しいと感じる。」(4,5) の結果を表 7 に示す。なお、表中の Null は回答者が存在しないために計算できないことを表す。表 6 では Proposed method が、表 7 では Normal method が最も高い事が分かる。ただし、表 6 における Proposed method の回答数は 1 人であり、十分な数とは言えず、また Displaying method での回答者は 0 人であるため各手法における効果を議論するのに十分なデータがあるとは言えない。以上より、コーディネートを考えることは難しくないと思う人に適した手法は分からないが、コーディネートを考えることは難しいと思う人には Normal method が最も適していると考えられる。

次に、「月に何円程度ファッションに使用しますか。」という

表 6 「コーディネートを考えることが難しいと感じる。」(1,2)

	人数	AVG(前半 - 後半)
Normal method	4	-3.28
Displaying method	0	Null
Random method	4	1.04
Proposed method	1	18.1

表 7 「コーディネートを考えることが難しいと感じる。」(4,5)

	人数	AVG(前半 - 後半)
Normal method	21	1.05
Displaying method	21	0.12
Random method	21	5.08×10^{-16}
Proposed method	24	-1.24

表 8 「月に何円程度ファッションに使用しますか。」(平均金額未満)

	人数	AVG(前半 - 後半)
Normal method	19	1.15
Displaying method	15	3.51
Random method	16	1.08
Proposed method	21	0.54

属性に注目する。各手法における全回答のうち、金額として不適切であると考えられる 1 桁の入力である 5 件を除いた全ての平均金額を求めたところ、6986.49 円であった。この 6986.49 円を基準とし、基準未満（以降、平均金額未満）か、基準以上（以降、平均金額以上）かで $AVG(\text{前半} - \text{後半})$ を求める。これにより、月にファッションにかかる金額の違いにおける有効な手法の考察を行う。平均金額未満のときの各手法における $AVG(\text{前半} - \text{後半})$ の結果を表 8、平均金額以上のときの各手法における $AVG(\text{前半} - \text{後半})$ の結果を表 9 に示す。表 8 では Displaying method、表 9 では Proposed method が最も高い結果となった。よって、月に平均金額未満をファッションに使用する人には Displaying method が、月に平均金額以上をファッションに使用する人には Proposed method が最も適していると考えられる。

以上の 3 つの属性の結果と考察をまとめると、ファッションが好きである、または月にファッションにかかる金額が 6986.49 円未満かける人には Displaying method が、ファッションが好きではない、または月にファッションにかかる金額が 6986.49 円以上である人には Proposed method が、コーディネートを考えることは難しいと思う人には Normal method が最も適していると考えられる。ただし、今回の平均金額である 6986.49 円は今回の被験者の集団から求めた平均であり、より一般的にみた際の平均金額との際がある可能性はある。そのため、より一般的な月にファッションにかかる金額の平均金額の調査は今後の課題である。

4.5 SNS 上で得られる人気度での実験結果

各手法ごとの R_{diff} の計算結果と C_{diff} の計算結果を表 10 に示す。表 10 より、 R_{diff} 、 C_{diff} が最も高いのはどちらにおいても Proposed method である。また、Proposed method のみ R_{diff} と C_{diff} の値がプラスとなっており、他 3

表 9 「月に何円程度ファッションに使用しますか。」(平均金額以上)

	人数	AVG(前半 - 後半)
Normal method	8	-2.97
Displaying method	12	0.26
Random method	11	-1.76
Proposed method	9	0.91

表 10 各手法ごとの R_{diff} と C_{diff}

	R_{diff}	C_{diff}
Normal method	-5.89	0.86
Displaying method	-3.37	-0.40
Random method	-0.47	-0.03
Proposed method	4.03	0.97

つは全てマイナスの値をとっている。このことから、Proposed method とその他の設定にはファッションに対する評価傾向の認識への影響に大きな差が出たことが分かる。Displaying method は Normal よりも値が大きく、Random method は Displaying method よりも値が大きい。このことから、人気度を常に表示する方法は、表示しない場合よりはユーザのファッションに対する評価傾向の認識を上昇させる可能性が高いが、選択したときに表示する方法の方がユーザのファッションに対する評価傾向の認識を上昇させる可能性があると考えられる。

5 関連研究

ファッションに関する研究は多く行われている。まず、画像の分析に基づく手法を紹介する。佐藤ら [7] 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 [8] 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、コレスポンデンス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。堀ら [9] 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 [10] 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 [11] 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 [12] 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。

画像以外に着目した研究もおこなわれている。山本ら [13] 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。福本ら [2] 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 [14] 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。

このように、ファッションに関する検索、推薦は様々な手法が提案されている。しかし、これらは他者からの評価を意識させるようなものではなく、本研究のアプローチと目的が異なる。また、意識変化手法として本研究の手法をこれらのコーディネート検索および推薦手法に組み込むことも可能である。

6 ま と め

本稿では、コーディネート検索及び推薦においては、「ユーザ自身が好むファッションスタイルのコーディネート」の検索及び推薦を行うことがほとんどである。こうしたアプローチは自身の好みを探すことには長けているものの、「他者からの評価が高いコーディネートであるか」については明示されることは少ないという点に着目し、システムを利用することで「他者に好まれるコーディネート」を学ぶ機会を与えるコーディネート検索システムを提案した。結果の中からコーディネートを選択したタイミングで、検索結果中のコーディネートの評価値（お気に入り数など）が表示されるという方法を提案した。その後、コーディネート検索システムの構築を行った上で人気度を2種類用意し、提案手法の評価実験を行った。まず、人手で与えた人気度に関する実験を行った。結果として Proposed method がユーザに対して効果的であり、特にファッションが好きではない、または月にファッションに6986.49円以上かける人に有効であると分かった。一方で、そうでない場合の人には Displaying method や Normal method が有効である場合もあると分かった。次に、SNS上で得られる評価値を用いた実験を行った。結果として、一部の被験者には有効であるように見える結果ではあったが、相関を求めたところ相関は確認できなかった。そのため、SNS上で得られる評価値を用いた場合では、ファッションに対する評価傾向の認識を向上させる効果があったとはいえないと分かった。

今後の課題として、まず評価値の改善が挙げられる。本稿では評価値として、「いいね数」と「お気に入り数」を足した「人気度」を用いている。しかし、この「いいね数」と「お気に入り数」は単純なコーディネートの評価だけでなく、投稿者自身の人気やその人のスタイル（等身）も含まれている可能性が高い。そのため、よりコーディネート自体に対する評価であると考えられる評価値の検討が必要であると考えられる。次に、コーディネー

ト検索部分に用いている画像が全て白黒である状態がユーザに及ぼす影響は定かではない。そのため、別途色がある画像を用いた実験を行い、色情報による影響の差異を明確にする必要があると考える。さらに、今回の Random method では、表示された評価値がコーディネートの元々の値と同じ値である場合と異なる値である場合がある。そのため、予め誤った値を用意して提示する比較手法を用いることで、Proposed method との差を明確にし、正しい評価値を表示する場合と誤った評価値を表示する場合との差を明確にする必要があると考える。また、今回の実験では短期間における効果の測定に止まっているが、長期的に使用することで効果の増幅や持続が期待できる。そのため、今後は長期的なシステム利用による実験の実施を検討する。

謝 辞

本研究の一部は、2020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ます。

文 献

- [1] 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. 第77回全国大会講演論文集, Vol. 2015, No. 1, pp. 343–344, mar 2015.
- [2] 福本真奈美, 吉田拓也, 原田史子, 島川博光. O-035 印象変更のための差集合を用いたコーディネート推薦 (分野:情報システム, 一般論文). 情報科学技術フォーラム講演論文集, 第13巻, pp. 401–402, aug 2014.
- [3] Eli Pariser. *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*. Penguin Group, The, 2011.
- [4] 知見優一, 北山大輔. コーディネート検索におけるユーザ評価の提示によるファッションへの意識変化手法. 情報処理学会研究報告, Vol. 2020-HCI-189, No. 6, pp. 1–6, 2020.
- [5] 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とその評価. 第12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, 2020.
- [6] David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. Latent dirichlet allocation. *The Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, p. 993–1022, 2003.
- [7] 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のイメージにもたらす影響の分析. 情報処理学会研究報告, Vol. 2017-HCI-172, No. 8, pp. 1–4, 2017.
- [8] 井上勝雄, 堀いずみ. コーディネートの調査分析法の提案. 日本デザイン学会研究発表大会概要集, Vol. 65, pp. 90–91, 2018.
- [9] 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, Vol. JSAI2015, pp. 1H25–1H25, 2015.
- [10] 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, 2018.
- [11] 佐藤彩夏, 渡邊恵太, 安村通見. 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, Vol. 53, No. 4, pp. 1277–1284, apr 2012.
- [12] 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. 日本知能情報ファジィ学会 ファジィシステムシンポジウム 講演論文集, Vol. 29, pp. 151–151, 2013.
- [13] 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, Vol. 15, No. 1, pp. 135–143, 2016.
- [14] 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, 2016.