


令和 3 年度

学士論文

コーディネータ推奨ボットにおける
類似コーディネート検索方式の改良

2630181037 澤田佑介

指導教員 中田洋平 

令和 4 年 2 月 10 日

明治大学総合数理学部 ネットワークデザイン学科

要旨

近年, ZOZOTOWN をはじめとするアパレル EC サイトが登場し, その数も増加してきている. このような EC サイトでは時間や場所を選ばずアイテムを購入できる反面, 実際に試着や確認ができないため, 購入者のイメージと異なったアイテムを注文してしまう恐れがある. このような問題点を緩和できるようにするため, WEAR のようなコーディネートサイトが登場し, そのユーザも増加してきている. コーディネートサイトのユーザは, サイトで見つけたコーディネータのコーディネート画像やレビューなどを参考に, アイテムを購入することで, 購入前のイメージと実際の着用時のギャップを少なくすることが可能となる. ただし, このようなコーディネートサイトには, 掲載される情報量の多さから, 不慣れなユーザにとって自身の志向に適したコーディネータやコーディネートを見つけることは必ずしも容易ではないという問題点があった.

このような背景を受け, これまで著者の研究室では, ユーザの保持するコーディネート画像を入力とし, 類似コーディネート検索機能やコーディネータ推奨機能を持つ LINE ボットを試作してきた. 本試作ボットでは, 身体部位位置推定技術を利用することで, コーディネート画像から色特徴量を抽出し, コーディネート間の距離を算出する. そして, 算出した距離値により類似コーディネートを検索し, 類似コーディネートの数やそれぞれの距離などを加味して, コーディネータも推奨する. また, 本試作ボットは, 実際にコーディネートサイト WEAR に掲載されていたコーディネート画像を用いた動作検証において, 適切に機能していることも確認されてきた. しかし, 従来方式では, アイテムカテゴリを適切に考慮できていないという問題があり, 類似コーディネート検索やコーディネータ推奨の方法に改善の余地もあった.

そのため本研究では, アイテム領域抽出技術としてインスタンスセグメンテーション技術である Mask-R-CNN を導入し, アイテムカテゴリの考慮を可能にした改良方式を提案する. より具体的には, 本改良方式では, Mask-R-CNN を利用し, トップス, アウター, スカートなど計 13 種類のファッションアイテムの信頼度と, その領域を抽出する. そして, その抽出された信頼度を距離関数に加味することで, アイテムカテゴリの考慮を可能とする. また, 本研究では, 従来方式の検証でも使用されたコーディネートサイト WEAR の 4 年分のコーディネート画像 (計 4,571 枚) を用いて, 本改良方式を適用し, 得られた類似コーディネート画像を従来方式の出力結果と比較する. 更に, アンケートフォーム作成ツールを利用して, 複数人にアンケートを実施することで, 従来方式と本改良方式の出力結果についての比較評価も行う. そして, それらの結果を基に, 本改良方式の有効性を確認する.

目次

第1章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究目的	1
1.3 関連研究	2
1.4 本論文の構成.....	3
第2章 従来方式	4
2.1 想定するシステム構成	4
2.2 類似コーデネート検索法	4
2.2.1 身体部位位置推定	4
2.2.2 色特徴量算出	6
2.2.3 コーディネート画像間距離算出.....	6
2.3 コーディネータ推奨法.....	7
第3章 改良方式	8
3.1 従来方式の問題点.....	8
3.2 類似コーデネート検索法	8
3.2.1 アイテム領域抽出技術.....	8
3.2.2 アイテム領域抽出技術を用いた信頼度ベクトル算出.....	9
3.2.3 コーディネート画像間距離算出.....	10
第4章 検証実験	12
4.1 実験方法	12
4.2 実験結果	12
4.3 考察	28
第5章 結論	29
謝辞	30
参考文献	31

図目次

図 2.1 先行研究[3]-[5], および, 本研究でのシステム構成例(文献[3]に記載の図を基に作成) ...	5
図 2.2 コーディネート画像例に対する身体部位位置の推定結果の比較	5
図 2.3 3次元色空間の分割(文献[21]より引用)	6
図 3.1 従来方式による上位5位の類似コーディネート画像例	9
図 3.2 Modanet[11]によって学習済みのMask R-CNN[12]による結果画像例	9
図 4.1 検証実験に用いた10枚の検索画像例	13
図 4.2 検索画像例1に対する上位5位の類似コーディネート画像	13
図 4.3 検索画像例2に対する上位5位の類似コーディネート画像	14
図 4.4 検索画像例3に対する上位5位の類似コーディネート画像	14
図 4.5 検索画像例4に対する上位5位の類似コーディネート画像	15
図 4.6 検索画像例5に対する上位5位の類似コーディネート画像	15
図 4.7 検索画像例6に対する上位5位の類似コーディネート画像	16
図 4.8 検索画像例7に対する上位5位の類似コーディネート画像	16
図 4.9 検索画像例8に対する上位5位の類似コーディネート画像	17
図 4.10 検索画像例9に対する上位5位の類似コーディネート画像	17
図 4.11 検索画像例10に対する上位5位の類似コーディネート画像	18
図 4.12 無作為選択により準備したコーディネート画像例	24
図 4.13 準備したアンケートフォームの表示例	24
図 4.14 ファッションへの興味などを問う設問に対する回答結果	25
図 4.15 検索画像例との類似性に関する得点分布(縦軸:度数, 横軸:得点)	26
図 4.16 検索画像例との類似性に関する上位3位の得点分布(縦軸:度数, 横軸:得点)	27

表目次

表 3.1 改良方式による信頼度ベクトルの算出例.....	10
表 3.2 図 3.1 に示した画像例に対する距離関数値.....	11
表 4.1 従来方式での検索画像例 1 に対する類似コーデネート画像の情報.....	18
表 4.2 改良方式での検索画像例 1 に対する類似コーデネート画像の情報.....	18
表 4.3 従来方式での検索画像例 2 に対する類似コーデネート画像の情報.....	19
表 4.4 改良方式での検索画像例 2 に対する類似コーデネート画像の情報.....	19
表 4.5 従来方式での検索画像例 3 に対する類似コーデネート画像の情報.....	19
表 4.6 改良方式での検索画像例 3 に対する類似コーデネート画像の情報.....	19
表 4.7 従来方式での検索画像例 4 に対する類似コーデネート画像の情報.....	20
表 4.8 改良方式での検索画像例 4 に対する類似コーデネート画像の情報.....	20
表 4.9 従来方式での検索画像例 5 に対する類似コーデネート画像の情報.....	20
表 4.10 改良方式での検索画像例 5 に対する類似コーデネート画像の情報.....	20
表 4.11 従来方式での検索画像例 6 に対する類似コーデネート画像の情報.....	21
表 4.12 改良方式での検索画像例 6 に対する類似コーデネート画像の情報.....	21
表 4.13 従来方式での検索画像例 7 に対する類似コーデネート画像の情報.....	21
表 4.14 改良方式での検索画像例 7 に対する類似コーデネート画像の情報.....	21
表 4.15 従来方式での検索画像例 8 に対する類似コーデネート画像の情報.....	22
表 4.16 改良方式での検索画像例 8 に対する類似コーデネート画像の情報.....	22
表 4.17 従来方式での検索画像例 9 に対する類似コーデネート画像の情報.....	22
表 4.18 改良方式での検索画像例 9 に対する類似コーデネート画像の情報.....	22
表 4.19 従来方式での検索画像例 10 に対する類似コーデネート画像の情報.....	23
表 4.20 改良方式での検索画像例 10 に対する類似コーデネート画像の情報.....	23
表 4.21 得点分布に対する片側マン・ホイットニーU 検定の結果.....	26
表 4.22 上位 3 位の得点分布に対する片側マン・ホイットニーU 検定の結果.....	27

第1章 序論

本章には、まず、序論として、本研究の背景と目的を記載する。その後、本研究に関連する研究について述べ、最後に本論文の構成について記す。

1.1 研究背景

近年、ZOZOTOWN[1]をはじめとする様々なアパレル EC サイトが登場し、その数も増加してきている。このようなアパレル EC サイトは、時間や場所を選ばずアイテムの購入が可能な反面、実際に試着や確認ができないため、購入者のイメージと異なったアイテムを注文してしまう恐れがある。このような問題点を緩和できるように、WEAR[2]のようなコーディネートサイトが登場し、そのユーザも増加してきている。コーディネートサイトのユーザは、サイトで見つけたコーディネータのコーディネート画像やレビューなどを参考に、アイテムを購入することで、購入前のイメージと実際の着用時のギャップを少なくすることができる。ただし、このようなコーディネートサイトには、掲載される情報量の多さから、不慣れなユーザにとって自身の志向に適したコーディネータやコーディネートを見つけることは必ずしも容易ではないという問題点があった。

1.2 研究目的

このような背景を受け、これまで著者の研究室では、ユーザの保持するコーディネート画像を入力とし、類似コーディネート検索機能やコーディネータ推奨機能を持つ LINE ボットを試作してきた[3]-[5]。本試作ボットでは、身体部位位置推定技術である OpenPose[6][7]や CDCL(Cross-Domain Complementary Learning Model)[8][9]を利用することで、コーディネート画像から色特徴量を抽出し、コーディネート間の距離を算出する。そして、算出した距離値により類似コーディネートを検索し、類似コーディネートの数やそれぞれの距離を加味し、コーディネータも推奨する。また、本試作ボットは、実際にコーディネートサイト WEAR に掲載されていたコーディネート画像を用いた動作検証において、適切に機能していることも確認されてきた。しかし、この LINE ボットで用いられている従来方式では、アイテムカテゴリを適切に考慮できていないという問題があり、類似コーディネート検索やコーディネータ推奨に改善の余地もあった。

そのため本研究では、アイテム領域抽出技術としてインスタンスセグメンテーション技術である Mask-R-CNN[10]を導入し、アイテムカテゴリの考慮を可能にした改良方式を提案する。より具体的には、この改良方式では、ファッション画像データベースである Modanet[11]を基に学習した学習済みパラメータ[12]を利用し、トップス、アウター、スカートなど計 13 種類のファッションアイテムの信頼度と、その領域を抽出する。そして、抽出されたファッションアイテムの信頼度を距離関数に加味することで、アイテムカテゴリの考慮を可能とする。また、本研究では、従来方式の検証でも使用されたコーディネートサイト WEAR の 4 年分のコーディネート画像(計 4,571 枚)を用いて、本改良方式を適用し、得られた類似コーディネート画像を従来方式の出力結果と比較する。更に、アンケートフォーム作成ツールである Google フォーム[13]を利用して作成したアンケートフォームにより、複

数人にアンケートを実施することで、従来方式と本改良方式の出力結果についての比較評価も行う。そして、それらの結果を基に、本改良方式の有効性を確認する。

1.3 関連研究

本研究に関連するファッションについての研究例は、これまでに非常に数多くある。そのため、ここでは、前述した著者の研究室の先行研究[3]-[5]以外で、本研究に関連性の高いと考えられる研究例のみを示す。

ファッションとチャットボットに関する研究例としては、例えば文献[14]がある。この文献[14]では、ファッションに関する多様なドメイン知識を保持するファッションチャットボットが紹介されている。このチャットボットには、画像やテキストを入力として、探しているアイテムを検索することや、あるアイテムと相性が高いアイテムを提案する機能が搭載されている。なお、その機能の中では、会話履歴や入力画像からユーザの意図を認識した応答を可能とするために、**end-to-end** の深層強化学習を用いて学習したモデルを用いている。ファッションに関する画像を入力に含み、その入力を元に画像検索をすることが可能なチャットボットを扱うという点で、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]とは、類似点が存在する。ただし、文献[14]で取り扱っているのは、アイテム単体の検索に関するファッションチャットボットであり、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]のように、コーディネート画像を入力とし、類似コーディネート検索や、コーディネートタを推奨するチャットボットを論じたものではない。その他の例としては、文献[15][16]のように、ファッション分野でのチャットボットの有効性や効果などを分析する研究も存在する。ただし、これらの文献は、チャットボットの有効性や効果などの確認を目的としたものであり、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]のように、類似コーディネート検索やコーディネートタ推奨を行うようなチャットボットの作成に関する研究ではない。

また、チャットボットではないものの、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]で対象とするチャットボットに類似したシステムを扱ったものとして、文献[17]が存在する。この文献[17]では、特徴量マッチングを用いた、コーディネート画像検索を行うシステムが紹介されている。また、検索の際には、特徴量として、**RGB** ヒストグラムと **SIFT** 特徴量に基づく **BoK** ヒストグラムを使用し、その距離算出にバタチャリヤ距離を用いている。この検索システムは、画像を入力とし、コーディネート画像を検索するという点で、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5] で対象とするチャットボットと類似点が見られる。しかし、文献[17]で示されるシステムは、アイテム単体の画像を入力として、そのアイテムに類似しているアイテムを着用しているコーディネートを出力するものである。そのため、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]で対象とするチャットボットのように、入力画像をコーディネート画像とし、類似コーディネート画像や推奨するコーディネートタを出力とするものではない。その他にも、文献[18][19]では、画像を入力としたアイテム検索技術について説明している。また、文献[20]では、コーディネート画像を入力として、色彩調和に基づいて画像内のアイテムの色を変えるシステムを紹介している。ただし、これらも、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]で示されるような方法により、類似コーディネート検索やコーディネートタ推奨を行う技術やシステムに関するものではない。

なお、著者の研究室では、先行研究[3]-[5]以外に、これまでにテキスタイルに対する感性的距離空間の構成と予測法[21]、それを応用したアパレル製品のテキスタイル画像に対する消費者感性可視化法[22]について研究も実施してきている。しかし、これらの研究も、他の研究と同様に、本研究や著者の研究室の先行研究[3]-[5]コーディネート画像を入力としたコーディネート検索やコーディネート推奨を取り扱った研究ではない。

1.4 本論文の構成

本章以降の本論文の構成は以下の通りである。次の第 2 章では、従来方式における類似コーディネート検索法、および、コーディネート推奨法について述べる。続く第 3 章では、従来方式の課題を述べた後、本研究にて考案した改良方式について述べる。更に、第 4 章では、本改良方式に対して実施した検証実験の結果と考察について述べる。第 5 章では、本研究の結論を示すとともに、今後の課題や展望について述べる。

第2章 従来方式

本章では、まず著者の研究室で実施された先行研究[3]-[5]や本研究で想定するシステム構成について述べる。その後、先行研究[5]に示される従来方式における類似コーデネート検索法、並びに、コーデネータ推奨法について説明する。

2.1 想定するシステム構成

先行研究[3]-[5]や本研究で想定するシステム構成は、自身の保持しているコーデネート画像を入力とし、類似コーデネート検索やコーデネータの推奨の結果を出力することを想定している。図 2.1 に、そのようなシステム構成例を示す。図に示されている通り、予め、サーバが保持している全てのコーデネート画像に対して、身体部位位置推定技術やアイテム領域抽出技術を適用し、その結果から算出した特徴量を格納しておく。なお、ここでの特徴量は、コーデネート画像の各身体部位位置における色特徴量や各ファッションアイテムの信頼度などを表す。そして、実際に類似コーデネート検索を行う際には、入力画像の特徴量と、予め格納されているコーデネート画像の特徴量との距離を算出し、入力画像の類似コーデネート画像を検索する。そして、その出力結果を元に、コーデネータ推奨も行う。

以降の節で、直近の先行研究[5]に示される具体的な類似コーデネート検索法とコーデネータ推奨法について記す。

2.2 類似コーデネート検索法

従来方式[5]では、深層畳み込み神経回路網に基づく身体部位位置推定技術として、CDCL (Cross-Domain Complementary Learning Model) [8][9]を用いている。この CDCL を用いることで、身体部位の領域を抽出することができ、その結果から抽出された領域から色特徴量を算出している。本節では、CDCL を使用して算出された色特徴量を用いた従来方式[5]における類似コーデネート検索法を記す。

2.2.1 身体部位位置推定

CDCL (Cross-Domain Complementary Learning Model) [8][9]とは、複数の人体部位をセグメンテーションするための合成データを使用したクロスドメイン補完学習により得られたモデルのことを指す。具体的には、合成データと実際のデータを用いて、骨格構造の抽出と身体部位の領域抽出を同時に行う深層畳み込み神経回路網モデルを学習する。ただし、CDCL での身体部位領域の抽出は、7 部位と 15 部位の 2 つの方式があり、従来方式[5]では、15 部位の身体部位位置を推定する方式を用いている。なお、文献[3][4]に示される方式では、身体部位位置推定技術を OpenPose[6][7]を用いた方式を採用していたが、これを文献[5]にて、CDCL を用いた方式に変更し、性能の改善も確認されている。図 2.2 では、あるコーデネート画像例に対して、OpenPose を用いた身体部位位置の推定結果と、CDCL を用いた 15 部位の抽出領域とを比較している。図示

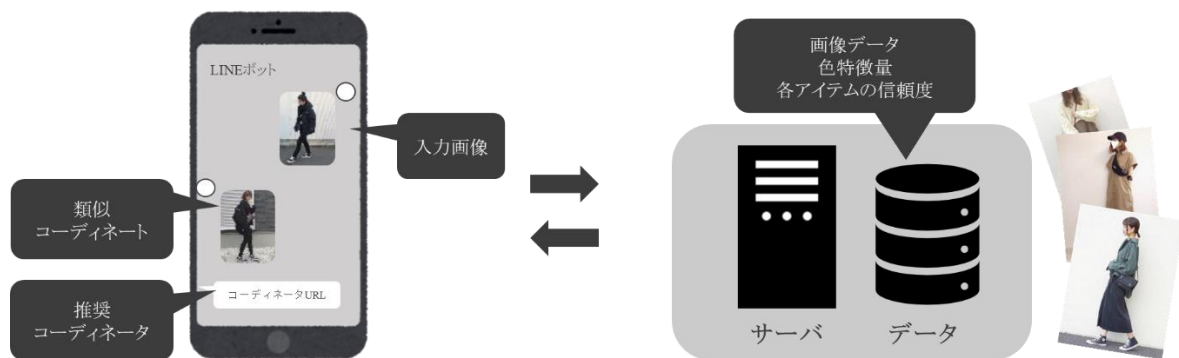


図 2.1 先行研究[3]-[5], および, 本研究でのシステム構成例(文献[3]に記載の図を基に作成)



図 2.2 コーディネート画像例に対する身体部位位置の推定結果の比較

するように, OpenPose では, 身体部位の位置が点として推定されるのに対し, CDCL では身体部位が領域として抽出されていることが確認できる. そして, 文献[3][4]に示される OpenPose を用いた色特徴量算出法では, 推定された各身体部位の位置を表す点の画素値を色特徴量とするのに対し, 文献[5]に示される CDCL を用いた方式では, 推定された身体部位の領域から色特徴量を抽出している. そのため, より適切に色特徴量を算出することができるようになっている. また, この他にも, CDCL を用いる別の利点として, 正面判定処理が不要となる点もある. OpenPose を用いた場合, 他の身体部位に被った身体部位の位置も検出されてしまうことがあり, 色特徴量の算出を適切に行えない場合がある. そのため, 文献[3]に示されるように, OpenPose を用いた色特徴量算出の際には, 正面判定のルールを利用し, 正面を向いていると判断された画像のみを対象としている. これに対して, 文献[5]に示されるように, CDCL を用いた方式では, どのような姿勢でも, 画像内の身体部位領域を抽出し, 他の身体部位に被った身体部位の領域は抽出されない. その

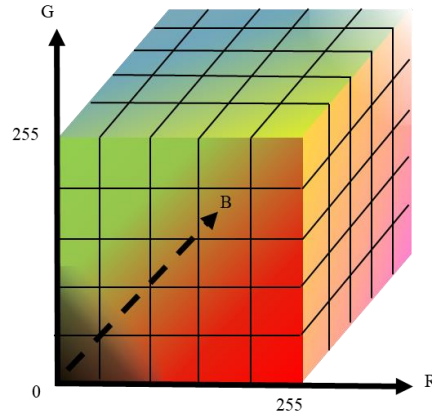


図 2.3 3 次元色空間の分割(文献[21]より引用)

ため, OpenPose を用いた色特徴量算出の際に必要な正面判定は不要になっている。

2.2.2 色特徴量算出

本節では, 従来方式[5]における身体部位領域を用いた色特徴量算出法について述べる. 従来方式では, 各身体部位領域での RGB 色情報から, 身体部位毎に 3 次元色ヒストグラム[21]を算出し, そのヒストグラムの正規化後の値を, 各身体部位の色特徴量としている. ただし, 色特徴量算出の精度向上のため, 3 次元色ヒストグラムを作成する前に, 各身体部位領域に対して, 収縮処理を行い, 身体部位領域の境界付近は対象領域から外している.

図 2.3 には, 従来方式で 3 次元色ヒストグラムを作成する際に用いた RGB 色空間の分割例を示す. 図示するように RGB 色空間をブロックに分割し, 縮小処理後の各身体部位領域内のピクセルの画素値が, 分割されたブロックのどこに属するかを数えることで, 3 次元色ヒストグラムを算出している. なお, 後述の実験では, RGB をそれぞれ 5 つずつに分割し, 計 125 領域に分割し, 3 次元色ヒストグラムを算出している.

2.2.3 コーディネート画像間距離算出

前述のように, 従来方式[5]では, コーディネート画像間の距離を求める際に, 身体部位毎の 3 次元色ヒストグラムを用いて, コーディネート間の距離を算出している. より具体的には, まず, 対応する身体部位間の正規化後の 3 次元色ヒストグラムを用いて, 平均ヘリンジャー距離を求める. その後, 算出された平均ヘリンジャー距離に, 抽出できた身体部位の不一致度を正の定数で重みをつけて加え, 距離関数としている. 従って, コーディネート画像間の距離関数 D は次式のように表される.

$$D(A, B) = \sqrt{\frac{\sum_{i \in I \cap J} \|\sqrt{f_i} - \sqrt{g_i}\|^2}{|I \cap J|}} + \lambda \left(1 - \frac{|I \cap J|}{|I \cup J|} \right) \quad (2.1)$$

この式の第 1 項が平均ヘリンジャー距離を示し、第 2 項が抽出できた身体部位の不一致度を示している。なお、 λ は、この 2 つの項のトレードオフを定める正の定数であり、文献[5]では 0.2 と定めている。 A, B は 2 つのコーディネート画像を表し、 f_i, g_i はコーディネート画像 A, B の身体部位 i の領域における正規化された 3 次元色ヒストグラムを表している。また、 I, J は、コーディネート画像 A, B において抽出できた身体部位の集合を表している。なお、特定の身体部位が抽出できたかどうかは、縮小処理後の身体部位領域の有無により判定している。また、文献[5]では、この距離関数を用いる際に、身体部位位置の左右対称性を考慮してない場合と考慮した場合の 2 通りの算出法を示している。ただし、本研究に示す検証実験では、文献[5]の検証実験においてより適切に機能している身体部位位置の左右対称性を考慮した場合のものを用いている。

2.3 コーディネータ推奨法

本節では、LINE ボットで使用する類似コーディネート検索での出力を用いたコーディネータ推奨法について記す。なお、このコーディネータ推奨法は、先行研究[3]で考案されたものであり、従来方式[5]のみならず、本研究で提案する改良方式でも使用しているものである。このコーディネータ推奨法では、まず、対象とする検索画像と距離関数 (2.1)の算出値が一定値 D_{MAX} 以下の類似コーディネート画像を最大 N 個抽出し、その後、抽出された類似コーディネート画像を距離が小さい順に並べる。そして、類似コーディネート画像毎に $\exp(-\eta D)$ （ただし、 D は対応する距離値）を計算し、コーディネータ毎にその総和を求める。そして、その総和の値が大きいコーディネータを推奨するような仕組みとなっている。即ち、コーディネータ k の推奨度 R_k は、次式で算出される。

$$R_k = \sum_{s \in S_k} \exp(-\eta D_s) \quad (2.2)$$

ここで、距離値 D_s は、第 s 位の類似コーディネート画像と検索画像間の距離関数 (2.1)に基づく算出値を示している。また、集合 S_k は、上位 N 位以内で、かつ、最大距離 D_{MAX} 以下の距離を持つ類似コーディネート画像内で、コーディネータ k のコーディネート画像についての順位を集めた集合である。また、 η は推奨度と距離を対応させるためのパラメータであり、正の値と定める。なお、式 (2.2)に示されるように、推奨度として距離値に負の係数 $-\eta$ を掛けて指数関数を通したものの和をとる方式となっているのは、推奨度には非負性と類似コーディネート画像の距離値との単調減少性とが必要であったためである。また、もう 1 つの理由としては、この方式では、係数 η の変更による推奨度の距離値への感応度の調整可能性が高いことも挙げられる。なお、文献[5]では、各パラメータを $N = 20, \eta = 5.0, D_{MAX} = 0.8$ と定めている。

第3章 改良方式

本章では、まず、従来方式[5]の問題点を述べる。その後、アイテム領域抽出技術について記し、そのアイテム領域抽出技術を活用した類似コーデネート検索法について述べる。

3.1 従来方式の問題点

前章で記した従来方式[5]では、身体部位の色特徴量と、抽出できた身体部位の数に基づいた距離関数を定義しており、そのままでは、アイテムカテゴリを考慮できていないという問題点があった。そのため、対象コーデネート画像とボトムスやトップスのアイテムカテゴリが異なるコーデネート画像が、アイテムカテゴリが同じコーデネート画像よりも、距離値の小さく算出されてしまう事例が存在した。図 3.1 は、従来方式によって算出された、ある検索画像例に対する上位 5 位の類似コーデネート画像を表している。この図では、検索画像ではパンツを着用しているのに対し、第 1 位と第 3 位の類似コーデネート画像ではスカートを着用しており、第 2 位、第 4 位、第 5 位のコーデネート画像ではパンツを着用している。このようなアイテムカテゴリの異なる方が上位に来ってしまう問題点を解消するため、本研究で提案する改良方式では、後述するように、アイテム領域抽出技術を用いて、アイテムカテゴリに関する新たな特徴量を距離関数に取り入れ、距離関数の改良を図っている。以降、その詳しい内容について説明する。ただし、前述のようにコーデネータ推奨法については、文献[3]-[5]と同様の方式となるため、その説明は割愛する。

3.2 類似コーデネート検索法

本改良方式では、アイテム領域抽出技術としてインスタンスセグメンテーション技術である Mask R-CNN[9]を用いている。また、Mask R-CNN を用いて、ファッションアイテムの信頼度と、その領域を抽出し、それを基に新たな距離関数を算出している。本節では、このような本改良方式での類似コーデネート検索法について記す。

3.2.1 アイテム領域抽出技術

前述の通り、本研究で導入する改良方式では、アイテムカテゴリの考慮するために、アイテム領域抽出技術として Mask R-CNN[9] を使用している。この Mask R-CNN とは、深層畳み込み神経回路網ベースのインスタンスセグメンテーション技術である。本研究では、ファッション画像データベースである Modanet[11]に基づいて学習した Mask R-CNN の学習済みパラメータを、サイト[12]から得て利用する。なお、Modanet は、総数 55,176 枚の街中で撮影されたファッション画像で構成されるデータセットであり、含まれている全ての画像に、インスタンスセグメンテーション用のアノテーションや物体検出用のバウンディングボックスなどが付加されている。改良方式では、このような Modanet[11]に基づいて学習した学習済みパラメータ[12]を用いることで、トップスやスカートなど計 13 種類のファッションアイテムの信頼度と、その領域を抽出する。図 3.2 は、いくつかのコーデネート画像例に対し、Modanet によって学習済みのパラメータ[12]を用いた Mask R-CNN を適用して



図 3.1 従来方式による上位 5 位の類似コーディネート画像例



図 3.2 Modanet[11]によって学習済みの Mask R-CNN[12]による出力画像例

得た出力画像例を示している。なお、上段が入力画像例を、下段がそれらに対応する出力画像例である。図示されるように、Mask-R-CNN により、検出されたアイテムごとに、アイテムの信頼度とその領域が適切に抽出できていることが確認できる。

3.2.2 アイテム領域抽出技術を用いた信頼度ベクトル算出

前述のように Modanet によって学習済みのパラメータを用いた Mask R-CNN により、計 13 種類のファッションアイテムの信頼度を抽出することができる。ただし、本改良方式では、帽子や靴などの信頼度は使用せず、コーディネートの印象に大きく影響するトップス、アウター、ドレス(ワンピース)、パンツ、ショーツ、スカートの計 6 種類のアイテムに絞り、アイテムの特徴量として 6 次元の信頼度ベクトルを算出している。なお、複数同一アイテムが検出された場合には最大の信頼度を用いる。また、アイテムが検出されなかった場合には信頼度は 0 としている。ただし、信頼度と共に抽出されるアイテムの領域については、身体部位位置推定技術で抽出される領域の情報と重複することから、現段階での本改良方式では使用していない。表 3.1 は、図 3.2 に示す出力画像例から算出した信

頼度ベクトルの算出例である。ただし、小数点以下第 6 位までの値を表示している。図 3.2 と本

表 3.1 改良方式による信頼度ベクトルの算出例

アイテムカテゴリ	画像例 1	画像例 2	画像例 3	画像例 4	画像例 5
トップス	0.183815	0.744345	0.506076	0.207208	0.289504
アウター	0.595302	0.223005	0.383899	0.718912	0.277224
ワンピース	0.256982	0.088481	0.319090	0.557704	0.801907
パンツ	0.884675	0.821899	0.291401	0.170571	0.150408
ショーツ	0.105220	0.082031	0.111203	0.000000	0.089451
スカート	0.135337	0.327142	0.628970	0.543827	0.223795

表を見ると、まず、抽出されたアイテムの信頼度ベクトルが、大まかには適切に算出できていることが確認できる。例えば、アウターとパンツを着用している画像例 1 に対しては、アウターもパンツも 0.5 以上の信頼度が算出されている。また、ワンピースを着用している画像例 5 では、ワンピースが 0.8 以上と最も高い信頼度が示されている。更に、興味深いことに、同様のアイテムカテゴリを着用しているコーディネート画像であっても、他のカテゴリの信頼度が変化することで、コーディネートの特徴が捉えられていることも確認できる。例えば、ワイドパンツを履いている画像例 2 では、パンツの信頼度は約 0.63 であるが、スカートの信頼度も高く約 0.33 と算出されている。一方、スキニーパンツを着用している画像例 1 では、パンツの信頼度はより高い約 0.88 となり、スカートの信頼度は約 0.14 と低くなっている。

3.2.3 コーディネート画像間距離算出

本改良方式の距離関数では、前述のアイテム信頼度ベクトルを用いた距離関数を使用する。具体的には、次式に示されるような、各画像の信頼度ベクトルの差の 2 ノルムを距離関数とする。

$$d(A, B) = \|s - r\|_2 \quad (3.1)$$

この距離関数を使うことで、アイテムの信頼度の不一致度を距離として表すことができる。なお、 A, B は 2 つのコーディネート画像を表し、 s, r はコーディネート画像 A, B におけるアイテムの信頼度ベクトルを示している。本改良方式では、更に、前章で記した従来方式でのコーディネート画像間の距離関数 D と、このアイテム領域抽出技術を用いた距離関数 d を定数倍したものを足し合わせ、次式のような距離関数 D' を最終的な距離関数として用いることとしている。

$$D'(A, B) = D(A, B) + \alpha d(A, B) \quad (3.2)$$

なお、 α はアイテムカテゴリに関する距離の重みを表しており、現段階では、予備実験の結果から 0.5 と定めている。

表 3.2 には、図 3.1 で示した従来方式での上位 5 位の類似コーディネート画像例に対して算出された各距離関数の値を示している。ただし、小数点以下第 6 位までの値を表示している。この表に示されるように、従来方式で用いられている距離関数 D では、第 1 位～第 5 位まで順に小さくなっていったことが分かる。しかし、アイテム領域抽出技術を用いた距離関数 d の値は、検索画像とアイテムカテゴリが一致するものほど小さい値をとっており、改良方式で用いる距離関数 D' の値を見ると、検索画像とは異なりスカートを着用している第 1 位と第 3 位の類似コーディネート画像

表 3.2 図 3.1 に示した画像例に対する距離関数値

距離関数値	第 1 位	第 2 位	第 3 位	第 4 位	第 5 位
距離関数 D の値	0.269429	0.278139	0.287023	0.287725	0.293744
距離関数 d の値	1.085419	0.209804	0.985549	0.37562	0.238562
距離関数 D' の値	0.812138	0.383041	0.779798	0.475535	0.413025

との距離が大幅に大きくなり、検索画像と同様にパンツ着用している第 2 位、第 4 位、および、第 5 位の類似コーディネート画像と検索画像との距離が、第 1 位と第 3 位のものよりも小さくなっていることが確認できる。即ち、改良方式では、前述の従来方式の問題点が解消できることが示されている。

第4章 検証実験

本研究では、前章に示した改良方式における類似コーデネート検索法に対し、検証実験を実施した。本章では、その検証実験の内容について述べる。

4.1 実験方法

本実験では、先行研究[3]-[5]にて使用された計 4,571 枚のコーデネート画像を使用する。これらのコーデネート画像は、2019 年 12 月 10 日時点で収集されたものであり、その時点でコーデネートサイト WEAR[2]に掲載されていた 4 年分(2016 年 1 月から 2019 年 12 月)の女性ユーザ月間ランキング上位 100 位までのコーデネート画像となっている。

まず、前述した計 4,571 枚のコーデネート画像から 10 枚の検索画像例を無作為に選択する。ただし、露出の多いもの、全身が写っていないもの、複数人が写っているものに関しては、選択の対象外するものとする。そして、選択された各検索画像例に対して、従来方式[5]と改良方式の両方式での上位 5 位の類似コーデネート画像を算出し、両者を比較する。ただし、検索画像例と同一の画像については排除する。その後、アンケートを用いた比較評価を行うために、各検索画像例について、無作為に選択された 5 つのコーデネート画像を準備する。そして、フォーム作成ツールである Google フォーム[13]を用いて、検索画像例と、その比較対象画像である上位 5 位の類似コーデネート画像や無作為に選択したコーデネート画像を 1 枚並べて表示し、両者の類似性を SD 法により 5 段階にて評価させるアンケートフォームを用意する。そして、同アンケートフォームを用いて、複数の回答者にコーデネート画像間の類似性を回答してもらう。なお、同アンケートフォームでは、回答者の年齢や性別を問う設問や、ファッションへの興味などを問う簡単な設問も回答として準備するものとする。その後、双方の上位 5 位の類似コーデネート画像、および、無作為に選択したコーデネート画像の得点分布を比較する。

4.2 実験結果

本節では、前節で述べたような方法で実施した検証実験の結果について述べる。まず、図 4.1 に前述の方法にて選択した 10 枚の検索画像例を示す。図 4.2~4.11 に、前述の 10 つの検索画像例を用いた際に、両方式で出力された上位 5 位の類似コーデネート画像を示す。また、表 4.1~4.20 には、検索画像例とその類似コーデネート画像に対する距離値などの情報を記す。なお、各表では、1 行目が検索画像例の情報を、以降の行が上から第 1 位~第 5 位の類似コーデネート画像の情報を示している。ただし、距離値については、小数点以下第 6 位までを表示している。また、一部、既にアカウントが消去されているコーデネータもいるが、収集時点の URL を記載している。図 4.2~4.11 を見ると、概ね、改良方式の上位 5 位類似コーデネート画像の方では、アイテムカテゴリが考慮されており、従来手法のものよりも適切な類似コーデネート画像が得られていることが確認できる。



図 4.1 検証実験に用いた 10 枚の検索画像例



(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.2 検索画像例 1 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

1 位

2 位

3 位

4 位

5 位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.3 検索画像例 2 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.4 検索画像例 3 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第1位

第2位

第3位

第4位

第5位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第1位

第2位

第3位

第4位

第5位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.5 検索画像例 4 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第1位

第2位

第3位

第4位

第5位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第1位

第2位

第3位

第4位

第5位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.6 検索画像例 5 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.7 検索画像例 6 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.8 検索画像例 7 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.9 検索画像例 8 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像

第 1 位

第 2 位

第 3 位

第 4 位

第 5 位

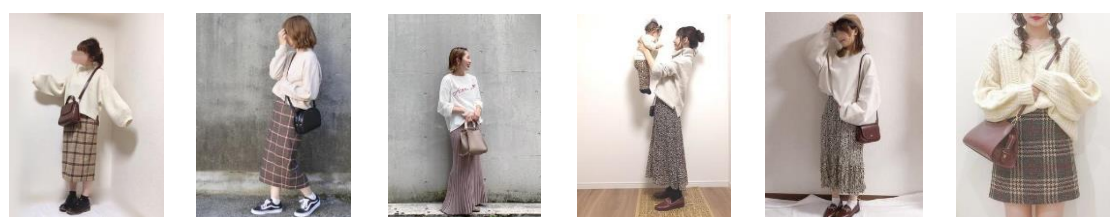
(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.10 検索画像例 9 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像



検索画像 第1位 第2位 第3位 第4位 第5位

(a) 従来方式 [5]による類似コーディネート画像



検索画像 第1位 第2位 第3位 第4位 第5位

(b) 改良方式による類似コーディネート画像

図 4.11 検索画像例 10 に対する上位 5 位の類似コーディネート画像

表 4.1 従来方式[5]での検索画像例 1 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネータ名	身長	URL	距離値
2016	1	84	nyaobu	164cm	https://wear.jp/nyaobu/	検索画像
2016	11	25	haru ◎	153cm	https://wear.jp/haruxchi/	0.528096
2016	2	86	めるも	158cm	https://wear.jp/merumo18/	0.544489
2019	4	58	o...	157cm	https://wear.jp/maamin0922/	0.571616
2016	12	20	minminmaa	168cm	https://wear.jp/momo10ma/	0.580034
2016	1	22	haru ◎	153cm	https://wear.jp/haruxchi/	0.582639

表 4.2 改良方式での検索画像例 1 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネータ名	身長	URL	距離値
2016	1	84	nyaobu	164cm	https://wear.jp/nyaobu/	検索画像
2016	2	86	めるも	158cm	https://wear.jp/merumo18/	0.6501000
2019	4	58	o...	157cm	https://wear.jp/maamin0922/	0.6523493
2018	2	66	miiim	159cm	https://wear.jp/mimmin415/	0.7104188
2016	9	50	まるちわ	160cm	https://wear.jp/19690129tj/	0.7362487
2018	10	47	UMI	165cm	https://wear.jp/zipumi/	0.7402426

表 4.3 従来方式[5]での検索画像例 2 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2016	7	74	423	155cm	https://wear.jp/moa923/	検索画像
2016	8	54	nana♡	153cm	https://wear.jp/nana0310/	0.6055753
2018	11	32	Ayumi	158cm	https://wear.jp/suzuchan1206/	0.6141897
2016	8	64	saya🍎*	156cm	https://wear.jp/saya117232/	0.6240787
2016	5	12	てら	161cm	https://wear.jp/tera1008/	0.6242997
2018	6	21	Ai	163cm	https://wear.jp/lvexxxx/	0.6410272

表 4.4 改良方式での検索画像例 2 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2016	7	74	423	155cm	https://wear.jp/moa923/	検索画像
2016	5	13	shino♡**❤	154cm	https://wear.jp/shino1226/	0.7778164
2016	8	64	saya🍎*	156cm	https://wear.jp/saya117232/	0.7821380
2016	5	17	ari☆	155cm	https://wear.jp/ari0818m/	0.7847004
2018	6	33	たろ☺	165cm	https://wear.jp/taroo/	0.8391569
2016	8	19	chicchimo	152cm	https://wear.jp/chicchimo5/	0.8450158

表 4.5 従来方式[5]での検索画像例 3 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2016	8	49	har (ハル)	153cm	https://wear.jp/happiness76/	検索画像
2018	9	69	吉田南歩	161cm	https://wear.jp/nanahoyoshida/	0.4561832
2017	8	8	yun	153cm	https://wear.jp/yunpi/	0.5488623
2019	8	62	welina*	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.5622872
2018	5	4	haru ☺	153cm	https://wear.jp/haruxchi/	0.5787850
2018	11	70	cocco	152cm	https://wear.jp/akacocco/	0.5910237

表 4.6 改良方式での検索画像例 3 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2016	8	49	har (ハル)	153cm	https://wear.jp/happiness76/	検索画像
2017	8	8	yun	153cm	https://wear.jp/yunpi/	0.6871846
2019	7	4	welina*	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.7783694
2017	6	35	田中亜希子	145cm	https://wear.jp/akiico/	0.8019779
2019	8	62	welina*	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.8088246
2016	5	64	かほこ。	162cm	https://wear.jp/kahofuji/	0.8702581

表 4.7 従来方式[5]での検索画像例 4 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2016	9	79	poco.	159cm	https://wear.jp/daipocochan7/	検索画像
2017	10	68	welina＊	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.5741802
2016	4	59	まる◎	158cm	https://wear.jp/omaruo/	0.6502375
2016	8	89	dx	163cm	https://wear.jp/dxhome0202/	0.6582964
2019	3	21	㊤	152cm	https://wear.jp/koki413/	0.6595051
2019	10	21	かほこ。	162cm	https://wear.jp/kahofuji/	0.6596532

表 4.8 改良方式での検索画像例 4 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2016	9	79	poco.	159cm	https://wear.jp/daipocochan7/	検索画像
2017	10	68	welina＊	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.7446977
2019	3	21	㊤	152cm	https://wear.jp/koki413/	0.8200087
2018	10	77	Aya	152cm	https://wear.jp/ayap0212/	0.8686701
2017	4	81	aya	161cm	https://wear.jp/copine2015/	0.8751531
2019	12	39	コマさん	154cm	https://wear.jp/komasan1106/	0.8850832

表 4.9 従来方式[5]での検索画像例 5 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	1	65	たろ◎	165cm	https://wear.jp/taroo/	検索画像
2017	12	35	SIZU	156cm	https://wear.jp/sizu0618/	0.5150897
2016	12	89	Rabi＊	158cm	https://wear.jp/ktksi501/	0.5281286
2017	1	85	たろ◎	165cm	https://wear.jp/taroo/	0.5702773
2017	11	7	yun	153cm	https://wear.jp/yunpi/	0.5770812
2017	3	91	**ゆう**	164cm	https://wear.jp/butterflydaqua/	0.5809695

表 4.10 改良方式での検索画像例 5 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	1	65	たろ◎	165cm	https://wear.jp/taroo/	検索画像
2017	12	35	SIZU	156cm	https://wear.jp/sizu0618/	0.6698564
2016	12	89	Rabi＊	158cm	https://wear.jp/ktksi501/	0.6853625
2017	1	85	たろ◎	165cm	https://wear.jp/taroo/	0.7388492
2016	12	63	Aya	152cm	https://wear.jp/ayap0212/	0.7605368
2018	2	61	NANA	161cm	https://wear.jp/nananeayane/	0.7701148

表 4.11 従来方式[5]での検索画像例 6 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	6	3	まる	153cm	https://wear.jp/marumaru1530/	検索画像
2018	4	46	asuka	163cm	https://wear.jp/ungrid1010/	0.6314445
2018	7	4	まる	153cm	https://wear.jp/marumaru1530/	0.6668753
2017	8	30	ARISA	157cm	https://wear.jp/arinko0826/	0.6705727
2018	7	93	かほこ。	162cm	https://wear.jp/kahofuji/	0.6740127
2019	5	94	shino♡*♡	154cm	https://wear.jp/shino1226/	0.6748040

表 4.12 改良方式での検索画像例 6 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	6	3	まる	153cm	https://wear.jp/marumaru1530/	検索画像
2018	7	4	まる	153cm	https://wear.jp/marumaru1530/	0.8734902
2016	6	11	san	159cm	https://wear.jp/pataloha/	0.8984741
2018	6	50	村田倫子	163cm	https://wear.jp/muratarinko/	0.9076665
2019	7	19	Megchu	155cm	https://wear.jp/megmyon/	0.9190906
2018	7	93	かほこ。	162cm	https://wear.jp/kahofuji/	0.9211965

表 4.13 従来方式[5]での検索画像例 7 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	6	79	momo🦊	150cm	https://wear.jp/3719momo/	検索画像
2019	5	47	mai	165cm	https://wear.jp/maistyle/	0.6265372
2019	2	32	maamin♡	156cm	https://wear.jp/maarimo196/	0.6711298
2019	6	22	yun	153cm	https://wear.jp/yunpi/	0.6942219
2018	3	66	mai	165cm	https://wear.jp/maistyle/	0.7001804
2019	8	4	NANA	162cm	https://wear.jp/nananeayane/	0.7156296

表 4.14 改良方式での検索画像例 7 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	6	79	momo🦊	150cm	https://wear.jp/3719momo/	検索画像
2016	3	41	高橋愛	154cm	https://wear.jp/takahashiai/	0.7726898
2019	8	4	NANA	162cm	https://wear.jp/nananeayane/	0.7899129
2019	5	47	mai	165cm	https://wear.jp/maistyle/	0.8050775
2016	7	40	みけ	156cm	https://wear.jp/gyuunyu1/	0.8731583
2017	9	94	金子三記(miki).	170cm	https://wear.jp/sanki0102/	0.9128634

表 4.15 従来方式[5]での検索画像例 8 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	7	71	non	160cm	https://wear.jp/uethnrnk/	検索画像
2018	6	16	welina＊	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.5621590
2019	3	67	Kay-tee	150cm	https://wear.jp/sphanx/	0.6024399
2018	1	78	AMO	168cm	https://wear.jp/amo219/	0.6089317
2018	8	49	nooo	155cm	https://wear.jp/norinori27/	0.6118537
2019	3	15	てら	161cm	https://wear.jp/tera1008/	0.6452264

表 4.16 改良方式での検索画像例 8 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	7	71	non	160cm	https://wear.jp/uethnrnk/	検索画像
2018	6	16	welina＊	152cm	https://wear.jp/welina0620/	0.6360175
2018	8	49	nooo	155cm	https://wear.jp/norinori27/	0.7386498
2019	3	67	Kay-tee	150cm	https://wear.jp/sphanx/	0.7902457
2018	1	78	AMO	168cm	https://wear.jp/amo219/	0.8027107
2019	3	33	NANA	162cm	https://wear.jp/nananeayane/	0.8217788

表 4.17 従来方式[5]での検索画像例 9 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	11	83	chako	155cm	https://wear.jp/tae0v015/	検索画像
2017	1	72	Haru☆	153cm	https://wear.jp/maki1127/	0.5362992
2017	10	55	ukapi	158cm	https://wear.jp/fujisakayuka/	0.5538966
2018	10	92	B.	167cm	https://wear.jp/carmen1505/	0.5577018
2017	11	13	maiko	159cm	https://wear.jp/moimaru6/	0.5592513
2016	5	35	minimalist_apon	152cm	https://wear.jp/apon/	0.5607977

表 4.18 改良方式での検索画像例 9 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2018	11	83	chako	155cm	https://wear.jp/tae0v015/	検索画像
2017	1	72	Haru☆	153cm	https://wear.jp/maki1127/	0.6839160
2019	5	55	マルルン ♪	159cm	https://wear.jp/marumaru44/	0.7058010
2016	3	23	mayumi	156cm	https://wear.jp/wailee/	0.7371404
2016	10	87	mery..	150cm	https://wear.jp/mery000/	0.7453772
2018	4	42	kayo	164cm	https://wear.jp/k21850912/	0.7500286

表 4.19 従来方式[5]での検索画像例 10 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2019	10	42	はる●	162cm	https://wear.jp/yukina428/	検索画像
2018	9	26	◯ヨコ□	156cm	https://wear.jp/yk811/	0.3889973
2019	5	31	たかあしあかり	152cm	https://wear.jp/akari0302/	0.4062080
2018	11	37	✿ a i ✿	158cm	https://wear.jp/laulea77/	0.4248242
2019	4	98	eriko	152cm	https://wear.jp/erikodayo28/	0.4295155
2018	11	41	kotori ッ	157cm	https://wear.jp/mikupiyoy/	0.4382793

表 4.20 改良方式での検索画像例 10 に対する類似コーディネート画像の情報

年	月	順位	コーディネート名	身長	URL	距離値
2019	10	42	はる●	162cm	https://wear.jp/yukina428/	検索画像
2017	10	17	maamin♡	156cm	https://wear.jp/maarimo196/	0.5499398
2019	9	94	kana	160cm	https://wear.jp/kana02217/	0.5567168
2018	11	37	✿ a i ✿	158cm	https://wear.jp/laulea77/	0.5707599
2019	9	81	ERIKA	152cm	https://wear.jp/eerrkkk/	0.5957789
2018	11	41	kotori ッ	157cm	https://wear.jp/mikupiyoy/	0.6037830

次に、アンケートを用いた比較評価の結果について示す。なお、アンケートの回答者は、16 歳から 28 歳までの 30 名であり、男性 36.7%、女性 63.3%の男女比であった。図 4.12 には、各検索画像例に対して、無作為選択により準備したコーディネート画像例を示す。本図に図示されるように、様々なコーディネート画像が選択されていることが確認できる。図 4.13 と図 4.14 には、実際に用いたアンケートフォームの表示例と、ファッションへの興味などを問う設問に対する回答結果を示す。図 4.14 に図示されるように、ファッションに対する興味がある人が、全体の 90.0%と高く、回答者の多くがファッションに興味を持っていることが確認できる。また、コーディネートサイトの閲覧頻度は回答者によって異なることや、半分以上の回答者がファッション EC サイトにて購入した経験があることなども確認できる。図 4.15 には、両方式の上位 5 位コーディネート画像と無作為選択されたコーディネート画像について、検索画像例との類似性に関する得点分布を示す。本図を見ると、双方の方式のどちらについても、上位 5 位類似コーディネート画像についての得点は、明らかに無作為選択されたコーディネート画像についての得点よりも、高い傾向にあることが読み取れる。また、双方の方式における得点分布を比べると、改良方式における得点分布の方が、1 点の度数が小さく、5 点の度数が大きいことも確認できる。即ち、改良方式の方が、従来方式よりも高い得点を得ている傾向が読み取れる。

また、これらの得点分布間に統計的に有意な差があるのかを調査するため、片側マン・ホイットニー U 検定の実施した。以降、その結果を記す。表 4.21 は、片側マン・ホイットニー U 検定の結果である。ただし、p 値は有効数字 5 桁で表示している。本表に示している通り、無作為選択における



図 4.12 無作為選択により準備したコーディネート画像例

ファッションに興味はありますか？ *

☐ はい

☐ いいえ

WEARなどのコーディネートサイトの閲覧頻度についてご回答ください。 *

☐ 週1以上

☐ 月2~3回程度

☐ 月1回程度

☐ 半1回程度

☐ 閲覧したことがない

ファッションECサイト(zozotownなど)での購入頻度についてご回答ください。 *

☐ 週1以上

☐ 月2~3回程度

☐ 月1回程度

☐ 半1回程度

☐ 購入したことがない

コーディネートの類似度 *

似ていない 1 2 3 4 5 似ている

(a) ファッションへの興味などを問う設問

(b) 検索画像例との類似度を問う設問例

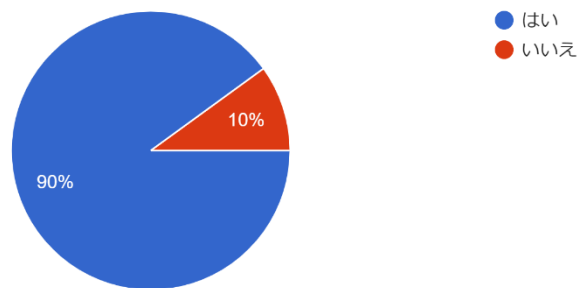
図 4.13 準備したアンケートフォームの表示例

得点分布に対して、従来方式と改良方式における得点分布は、 p 値が約 1.15×10^{-198} と約 3.78×10^{-210} となり、非常に小さい値を取っている。そのため、有意水準 0.01 としても、十分に従来方式と改良方式は無作為選択を優越していると言える。更に、従来方式よりも改良方式の方が、 p 値が小さいことも見て取れる。また、従来方式における得点分布に対して、改良方式における得点分布は p 値が約 6.06×10^{-2} となっている。つまり、有意水準 0.1 とした場合には、改良方式は従来方式を優越していると言える結果となっている。

次に、図 4.16 に、上位 3 位コーディネート画像に絞った場合での両方式の検索画像例との類似性に関する得点分布を示す。本図と上位 5 位の得点分布である図 4.15 を比較すると、双方の方式のどちらについても、明らかに本図の方が、より得点が高い傾向にあることが読み取れる。特に

ファッションに興味はありますか？

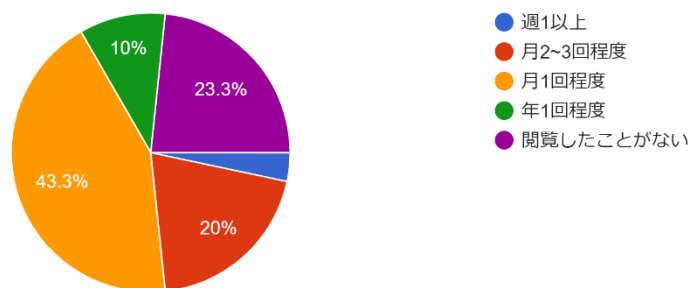
30 件の回答



(a) ファッションに対する興味に関する設問

WEARなどのコーディネートサイトの閲覧頻度についてご回答ください。

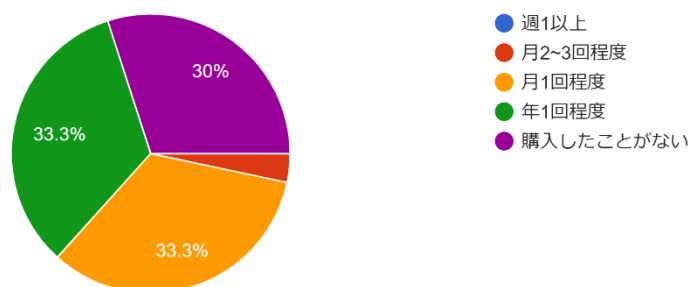
30 件の回答



(b) コーディネートサイトの閲覧頻度に関する設問

ファッションECサイト(zozotownなど)での購入頻度についてご回答ください。

30 件の回答

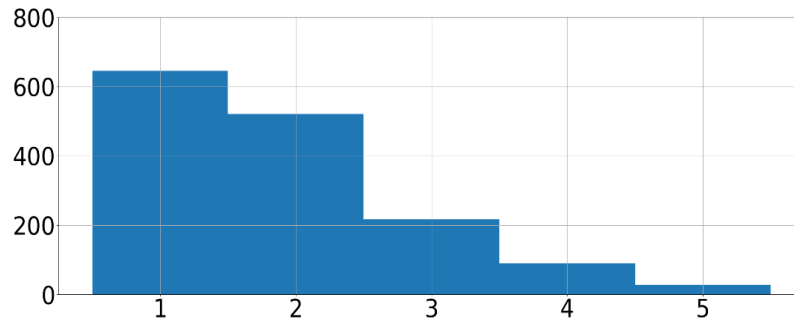


(c) EC サイトの購入頻度に関する設問

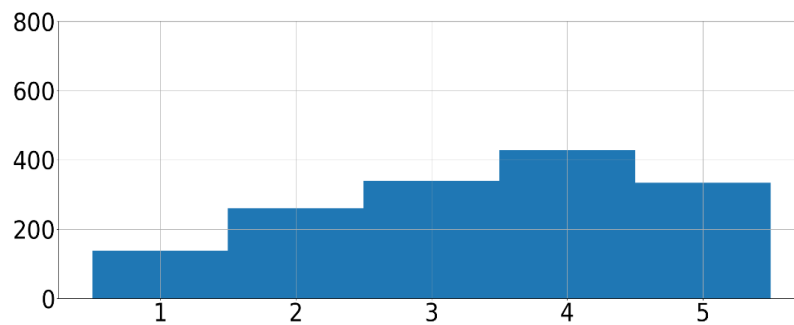
図 4.14 ファッションへの興味などを問う設問に対する回答結果

表 4.21 得点分布に対する片側マン・ホイットニーU 検定の結果

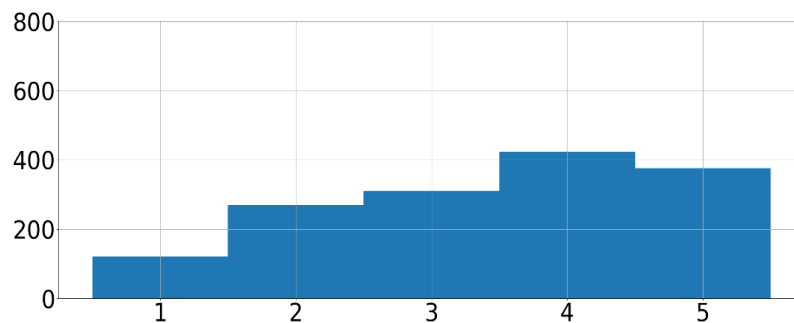
対象となる得点分布	基準となる得点分布	U 値	p 値
従来方式[5]	無作為選択	429810.0	1.1532×10^{-198}
改良方式	無作為選択	409412.0	3.7777×10^{-210}
改良方式	従来方式[5]	1089216.5	6.0617×10^{-2}



(a) 無作為選択されたコーディネート画像についての得点分布



(b) 従来方式[5] による上位 5 位類似コーディネート画像についての得点分布

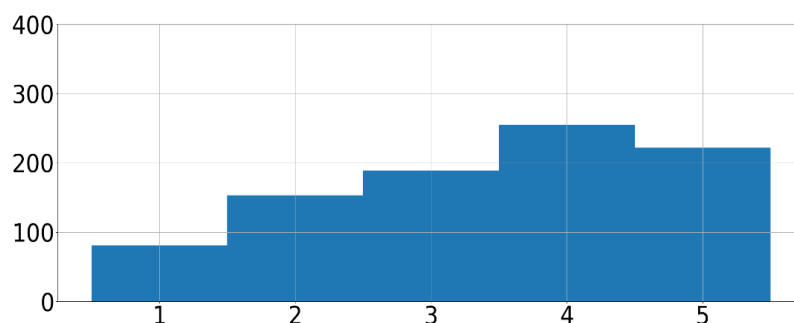


(c) 改良方式による上位 5 位類似コーディネート画像についての得点分布

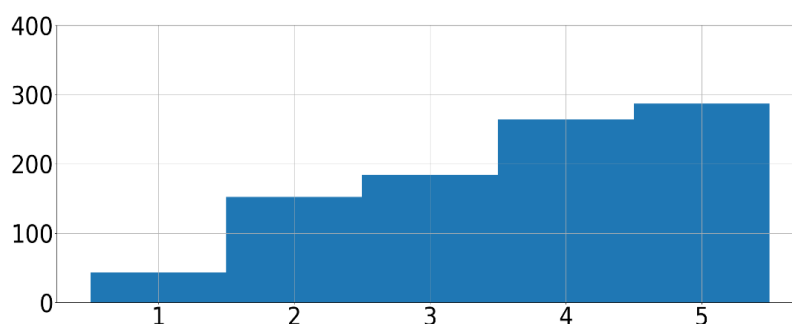
図 4.15 検索画像例との類似性に関する得点分布 (縦軸: 度数, 横軸: 得点)

表 4.22 上位 3 位の得点分布に対する片側マン・ホイットニーU 検定の結果

対象となる得点分布	基準となる得点分布	U 値	p 値
従来方式[5]	無作為選択	250551.0	2.0214×10^{-156}
改良方式	無作為選択	205646.5	4.9240×10^{-199}
改良方式	従来方式[5]	379099.5	1.6430×10^{-4}



(b) 従来方式[5] による上位 3 位類似コーデネート画像についての得点分布



c) 改良方式による上位 3 位類似コーデネート画像についての得点分布

図 4.16 検索画像例との類似性に関する上位 3 位の得点分布(縦軸:度数, 横軸:得点)

改良方式では, 他の得点分布とは異なり, 唯一 5 点の度数が一番高い分布であることが確認できる. また, これらの得点分布間に対して, 同様に片側マン・ホイットニーU 検定の実施した際の結果を表 4.22 に記す. ただし, 無作為抽出に関しての得点分布は, 上位 5 位の場合と同じものを使用している. 本表に示している通り, 無作為選択における得点分布に対して, 従来方式と改良方式における得点分布は, p 値は約 2.02×10^{-156} と約 4.92×10^{-199} となり, 非常に小さい値を取っている. そのため, 上位 5 位の得点分布に対する場合と同様に, 有意水準 0.01 としても, 十分に従来方式と改良方式は無作為選択を優越していると言える. 更に, 同様に, 従来方式よりも改良方式の方が, p 値が小さいことも見て取れる. また, 従来方式における得点分布に対して, 改良方式における得点分布は, p 値は約 1.64×10^{-4} となっている. 即ち, 得点分布の対象を上位 3 位のコーデネート画像に絞ると, より小さい有意水準 0.01 を用いた場合でも, 改良方式は従来方式を優越していると

言える結果となっている。

4.3 考察

本節では、前節に示した本検証実験の結果から考察されることを示す。まず、図 4.2～図 4.11 を見ると、明らかに、従来方式によるものより改良方式によるものの方が、アイテムカテゴリが検索画像と一致する類似コーデネート画像が増えていることが確認できる。特に、パンツやスカートなどのボトムスのアイテムカテゴリに関しては、顕著にその傾向が伺える。また、片側マン・ホイトニーU 検定の結果から、無作為選択に対しての p 値は、従来方式のものよりも改良方式のものの方が小さく、改良手法の方が優れていると考えられる。ただし、改良方式の従来方式に対しての p 値は、有意水準 0.1 とした場合にのみ、改良手法の方が従来方式よりも優越性があると言える結果であった。一方、上位 3 位の類似コーデネートに絞った得点分布に対して見ると、同様に片側マン・ホイトニーU 検定を行った場合、改良方式の従来方式に対しての p 値は、有意水準 0.01 より大幅に小さな値となった。そのため、統計的にも、従来方式に対する改良方式の明らかな優越性を確認することができたと言える。

しかし、結果を細かくみると、幾つかの改善点も見つけることができる。例えば、検索画像例 7 での類似コーデネート画像を示す図 4.8 を見ると、改良方式の第 4 位のコーデネート画像のように、従来手法よりも色味の遠い類似コーデネート画像が検索されてしまうこともあった。ただし、これは、アイテムカテゴリに関する特徴量の重みを決めるパラメータ α を調整することで、改善できる可能性がある。そのため、今後は、再度 α の値を検討する必要がある。また、検索画像例 1 での類似コーデネート画像を示す図 4.2 を見ると、検索画像がコートを着用しているのに対し、改良方式を用いた場合でも、ジャケットなどの他の種別のアウターを着用した類似コーデネート画像が検索されていることも分かる。今回使用した Mask R-CNN のパラメータは、コートやその他の種別のアウターを区別することなく、単一のアウターというアイテムカテゴリで括った学習用データで学習されたものであり、そのことに起因していると考えられる。そのため、今後は、アウターを更に細分化したデータにより学習したパラメータを利用することなどが求められる。更に、検索画像例 10 での類似コーデネート画像を示す図 4.11 を見ると、両方式の場合でボトムスの柄が異なるような類似コーデネート画像が存在する。両方式とも、3 次元色ヒストグラムを用いることで少なからず柄の色は考慮してはいるものの、柄の模様に対して適切に考慮しているとは言えない。ただし、この点については、例えば、文献[21][22]などに見られるような 2 次元フーリエ変換を用いた柄の模様に関する特徴量を、新たに追加することで対応できる可能性がある。

第5章 結論

本研究では、著者の所属する研究室が試作してきたコーデイナータ推奨 LINE ボットにて使用されている類似コーデイナータ検索法を改良するため、アイテム領域抽出技術としてインスタンスセグメンテーション技術である Mask-R-CNN[10]を導入し、アイテムカテゴリの考慮を可能にした改良方式を提案した。また、従来方式の検証でも使用されたコーデイナータサイト WEAR の 4 年分のコーデイナータ画像を用いて、本改良方式により得られた類似コーデイナータ画像を、従来方式のものと比較した。更に、Google フォーム[13]を利用して作成したアンケートフォームにより、30 名にアンケートを実施することで、従来方式と本改良方式の出力結果についての比較評価も実施した。そして、それらの結果を基に、本研究で提案した改良方式の有効性を確認した。

主な今後の課題としては、以下のような事項がある。

1. 改良方式の更なる改良

第 4 章に示した検証実験の考察にて述べたように、改良方式には、アウターの細分化や柄の模様に関する改善点がある。このような改善点を解決することで、改良方式を更に有効性の高いものにできる可能性がある。また、第 3 章で述べたように、現段階では、Mask R-CNN にて抽出されるアイテムの領域については使用していない。アイテム領域の活用した改良も、興味深い今後の課題と言える。

2. 改良方式を使用したコーデイナータ推奨の評価と LINE ボットの実装

本研究では、コーデイナータ推奨に対する評価や、本改良方式を用いた類似コーデイナータ検索機能とコーデイナータ推奨機能を持つ試作 LINE ボットの実装は行っていない。そのため、今後、コーデイナータ推奨に関する検証実験を実施するとともに、本改良方式を試作 LINE ボットに搭載し、その使用感などを確認する必要がある。今後、これらにも取り組んでいく。

謝辞

本研究を進めるにあたり、指導教員の中田洋平先生からは、2 年間終始熱心なご指導とご助言を賜りました。厚く感謝を申し上げます。また、研究を進めるにあたり、ZOZO Research の中村拓磨さんより、貴重なご助言を賜りました。感謝いたします。なお、本研究の基となる従来研究は、中田研究室に所属していた田鍋あかりさん、三宅季実佳さんが研究されていたものです。ここに記して、感謝申し上げます。更に、アンケートにご協力頂いた皆様、コーディネート画像の使用をご承諾頂きましたファッションコーディネートサイト WEAR 様にも感謝申し上げます。

参考文献

- [1] ファッション通販サイト ZOZOTOWN, <https://zozo.jp/>
- [2] ファッションコーディネートサイト WEAR, <https://wear.jp/>
- [3] 三宅季実佳,『身体部位位置推定技術を用いたコーディネート推奨システムの試作』, 明治大学 総合数理学部 卒業論文, 2020 年 2 月.
- [4] 田鍋あかり, 三宅季実佳, 中田洋平, “身体部位位置推定技術を利用したコーディネート推奨ボットの試作と改良”, 2020 年電子情報通信学会総合大会, ISS-P-042, 2020 年 3 月.
- [5] 田鍋あかり,『身体部位位置推定技術を用いたコーディネート推奨ボットの改良』, 明治大学 総合数理学部 卒業論文, 2021 年 2 月.
- [6] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, “Realtime Multi-person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields”, In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2017, pp. 7291-7299, 2017.
- [7] CMU-Perceptual-Computing-Lab, Openpose, <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>
- [8] K. Lin, L. Wang, K. Luo, Y. Chen, Z. Liu, and M.-T. Sun, “Cross-Domain Complementary Learning Using Pose for Multi-Person Part Segmentation”, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 31, No. 3, Mar. 2021.
- [9] K. Lin, CDCL-human-part-segmentation, <https://github.com/kevinlin311tw/CDCL-human-part-segmentation>
- [10] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, “Mask R-CNN”, In Proc. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 2961-2969, Oct. 2017.
- [11] S. Zheng, F. Yang, M. H. Kiapour, and R. Piramuthu, “Modanet: A Large-scale Street Fashion Dataset with Polygon Annotation”, In Proc. 26th ACM International Conference on Multimedia, pp. 1670-1678, Oct. 2018.
- [12] P. C. Cadoppi, “Maskrcnn-Modanet”, <https://github.com/cad0p/maskrcnn-modanet>
- [13] Google フォーム, https://www.google.com/intl/ja_jp/forms/about/
- [14] L. Liao, Y. Zhou, Y. Ma, R. Hong and T.-S. Chua, “Knowledge-aware Multimodal Fashion Chatbot”, In Proc of 26th ACM International Conference on Multimedia, pp. 1265–1266, Oct. 2018
- [15] M. Chung, E. Ko, H. Joung, and S. J. Kim, “Chatbot E-Service and Customer Satisfaction regarding Luxury Brands”, Journal of Business Research, vol. 117, pp. 587-595, Sep. 2020.
- [16] S. G. Jeong, H. J. Hur, and H. J. Choo, “The Effect of Fashion Shopping Chatbot Characteristics on Service Acceptance Intention -Focusing on Anthropomorphism and Personalization-”, Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles, vol. 44, no. 4, pp. 573-593, Aug. 2020.

- [17] 三浦慎也, 相澤清晴, “Snapper: ファッションスナップサイトを用いたコーディネート画像検索システムの提案と実装”, 第 12 回情報科学技術フォーラム講演論文集, pp. 151-152, 2013 年 9 月.
- [18] 数藤恭子, 梅田崇之, 片岡香織, 村崎和彦, 杵渕哲也, 越智将平, “ファッションサイトにおける新しい UX 実現に向けた取り組み”, 映像情報メディア学会誌, Vol.71, No.6, pp.754-759, 2017 年 11 月.
- [19] 山口光太, “Computer Vision meets Fashion”, 映像情報メディア学会誌, Vol.71, No.6, pp.760-763, 2017 年 11 月.
- [20] 齋藤拓己, 岡瑞起, 加藤和彦, “色彩調和に基づく衣服コーディネートシステムの提案”, 人工知能学会全国大会論文集(第 32 回), 2F105, 2018 年 6 月.
- [21] 八木菜穂, 『テキスタイルに対する感性的距離空間の構成と予測』, 明治大学 総合数理学部 卒業論文, 2016 年 2 月.
- [22] 宮本明香里, 『アパレル製品のテキスタイル画像に対する消費者感性可視化法の提案』, 明治大学 総合数理学部 卒業論文, 2018 年 2 月.