

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

嵐 一樹[†] 手塚 太郎^{††}

[†]筑波大学 情報学群 知識情報・図書館学類 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

^{††}筑波大学 図書館情報メディア系 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

E-mail: [†] s1411488@u.tsukuba.ac.jp, ^{††} tezuka@slis.tsukuba.ac.jp

あらまし 私服で生活する場合、毎朝何を着ていくかを考える必要がある。日々のコーディネートを楽しむ人も多いが、そうでない人も多いはずである。近年ではオンラインショッピングで衣服を購入することも増えてきているが、店員からアドバイスをもらうことができない。そのためコーディネートが自分にどれだけ似合うかを自動で判断してくれるシステム、いわば AI パレル店員には大きな可能性があると考えられる。本研究ではそのようなシステムの実現に向けて、衣服の組み合わせの似合い度合いを画像処理に基づいて推定する手法を提案する。似合い度合いの計算には畳み込みネットワークと決定木を使用し、そのパラメータの学習には Web から収集されたコーディネート画像集合を利用する。特に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き、顔画像情報に基づいてコーディネート推薦を行う手法を提案する。評価実験の結果、衣服画像に加えて顔画像を用いることで人手による評価との一致度が向上することが示された。

キーワード ファッション、コーディネート、パーソナライゼーション、画像処理

1. はじめに

衣服は毎日身につける必要があり、日々の日常生活において切り離せないものである。しかし、自分に似合っているかどうかを判断したり、毎朝服を選んだりすることは面倒な作業でもある。そのため、似合うかどうかの判断をシステムが補ってくれれば楽であると考えた。

顔の系統や色によって、その人自身に似合う服も異なってくる傾向にあると考えられる。そこでシステムに顔画像情報を加えることで、ただ似合う服の組み合わせを評価できるだけではなく、その人自身に似合うコーディネートを選択できると考えた。

本研究の目的は次の 2 点である。まず、衣服の組み合わせによる似合い度合いを数値として示すこと。次に、顔画像を利用することで、より高精度に似合い度合いを求めることである。

本研究では、各個人の服装の似合い度合いを画像認識に基づいて推薦するシステムを提案する。提案システムでは、クエリとしてユーザの全身画像を入力することで、ユーザの服の似合い度合いと似合う理由を出力として返す。

コーディネート推薦に関しては機械学習を使用することで学習過程がブラックボックス化してしまい、何が理由でコーディネートが選択されたのかわからない場合が多い。そのため、本研究では、似合う理由にも焦点を当て考察する。

2. 関連研究

近年、ファッションと機械学習を組み合わせた研究は、盛んに行われている。その中から、本研究に関わ

りのあるものについて述べる。

2.1 ファッションアイテム検出

ファッション画像やコーディネート画像に対して画像処理を用いた研究をする際、ファッションアイテム検出は重要なものとなっている。本研究では、顔画像検出を用いて上衣と下衣の検出を行なっているが、Liu らの SSD(Single Shot MultiBox Detector)[1]を使用することも考慮した。しかし本研究では、服のカテゴリを詳細にして似合い度合いを測るよりも、漠然とコーディネートの外観を見ることで似合っているかを判断することを優先した。

2.2 コーディネート推薦

辻田らの Asa1-coordinator: 履歴情報を利用したファッションコーディネート支援[2]はユーザの過去のコーディネートを用いて、衣服のコーディネートを支援する。その日に会う人、天気などの条件から最適な衣服を選択し、その衣服選択を再び履歴として保存するシステムを提案している。また Fukuda らの Clothes Recommend Themselves: A New Approach to a Fashion Coordinate Support System[3]では、クローゼットの中にある衣服からコーディネートを導き出してくれるシステムを提案している。このようにコーディネート推薦に関してたくさんの研究が行われていることから、人は自分のコーディネートを決めることに対して多少なりとも面倒臭さを覚えていることが推察される。そのため、似合い度合いを求めることで毎朝のファッションに有効利用できると考えた。

3. 提案手法

3.1 概要

本章では、既存手法とそれを元に考案した提案手法について述べる。顔画像を用いることで、ユーザに対して、着ている服の似合い度合いを求める手法について説明する。

まず顔画像分類モジュールについて説明する。Web 上にある大量の画像の中から、顔の系統に特徴がある芸能人画像とコーディネート画像を収集する。芸能人画像に関して具体的には、以下で分類している塩顔、しょうゆ顔、ソース顔の特徴を持った芸能人顔画像を、それぞれの系統につき 400 枚ずつの合計 1,200 枚を取得する。これらの画像を使用し、CNN(Convolutional Neural Network)で学習する。またコーディネート画像は、多様な系統の組み合わせのものを 5,000 枚用意する。それらの画像に対して、作成した顔画像検出器を利用して顔画像・上衣画像・下衣画像に分類する。そのうち顔の画像を、既学習済み CNN を使用し、塩顔、しょうゆ顔、ソース顔の 3 クラスに分類する。そして順番に 0, 1, 2 の系統番号を付けファイルに格納する。

次に、似合い度合い評価モジュールについて説明する。顔画像検出器により分類した上衣画像と下衣画像を使用し、コーディネート単体での似合い度合いを評価する。さらに顔画像情報を加えることで、その人自身への似合い度合いはどう変化するかを調査する。

3.2 データセット

本研究では、たくさんのコーディネート画像を比較することで、ユーザ写真の衣服似合い度合いを求める。そのため、データセットとして Web 上にある大量のコーディネート写真を収集した。前述したように、顔画像系統を分類するために必要な顔画像を 1,200 枚、コーディネート画像の似合い度合いを求めるために必要な人物画像 5,000 枚を収集した。それぞれの顔画像特徴を持っていそうなモデル画像を等しくなるように収集した。収集の際に、ソース顔のモデルは黒服が多かったり、塩顔のモデルは無地の服が多かったりした。このことは、顔と衣服には何らかの相関があるのではないかと考えられた。

顔画像はそれぞれの顔系統を持った芸能人画像それぞれ 400 枚ずつで 3 系統とした。それぞれの系統につき、特徴を持った芸能人 8 人の画像を 50 枚ずつ集めた。コーディネート画像は 5,000 枚それぞれに対して、以下で示す顔画像抽出を利用した上衣下衣領域抽出器を使用し、顔画像、上衣画像、下衣画像の 3 つに分け保存した。図 3.1 にコーディネート画像の保存形式を示す。一つの行に、画像 ID、上位画像ファイル名、下衣画像ファイル名、顔系統番号を格納している。

(0, upper_00001.jpg, lower_00001.jpg, 1) = (ID, 上衣画像, 下衣画像, 顔系統番号)

図 3.1 コーディネート画像保存形式

3.3 前処理

本節では手法を行う上で必要な、画像に対する前処理について述べる。提案手法では、ユーザ画像に対して顔画像とコーディネート画像を分けるための前処理を行う。

3.3.1 OpenCV による顔画像検出

本研究で使用する顔画像検出器では、ユーザ画像に対して、OpenCV(Open Source Computer Vision Library)の Haar-like 特徴分類機を用いて顔画像を検出する。OpenCV とは[4]、画像フィルタ処理や画像認識、テンプレートマッチングなどのアルゴリズムが用意されているオープンソースのライブラリである。また、Haar-like 特徴分類機とは、Haar-like と呼ばれる明暗で構成されている矩形のパターンを検出に使用する手法である。Haar-like 特徴を、対象画像に重ね合わせることでパターンを探索する。本提案手法では個人を同定できるほど高精度な顔画像認識ではなく、顔画像検出ができる程度の精度のもので足りる。web 上にある大量の写真の中から、顔画像検出器に通した結果、顔領域が一つだけ見つかった写真のみをファイルに保存していく。こうしておくことで、以下で示す上衣および下衣領域の抽出を簡単に行うことができる。

3.3.2 上衣および下衣領域の検出

本研究では顔画像検出に用いた OpenCV を使用して、上衣および下衣の領域の抽出を行う。岩田らのファッション雑誌を用いたコーディネート推薦システム[5]より、上衣領域は顔領域の 2 倍の幅、2.5 倍の高さ、下衣領域は顔領域の 2 倍の幅、3.5 倍の高さを基本とし、顔領域の下を上衣領域として、その下を下衣領域として抽出した。しかし、上衣下衣領域を一定の値として検出しようとするとうまくいかない画像もあるので、既存の手法のものに加えて高さの違う 2 つのパターンを用意した。一つは、上衣領域を顔領域の 2 倍の幅と 3 倍の高さ、下衣領域を 2 倍の幅と 3.5 倍の高さにしたもの。もう一つは、上衣領域は顔領域の 2 倍の幅と 3.5 倍の高さ、下衣領域を 2 倍の幅と 4 倍の高さにしたものである。基本的には既存手法で用いられているものを使用し、確認の際に直す必要があると判断したものに対して、他のパターンでの検出を行なった。顔領域に対して上衣領域の高さが 2.5 倍のものを図 3.2(a)に、3 倍のものを図 3.2(b)に、3.5 倍のものを図 3.2(c)に示す。抽出した上衣領域と下衣領域は、その人物の顔画像系統と共に 3.3 で示したファイルにまとめておく。



図 3.2 顔画像を元にした上衣下衣領域抽出

3.4 顔画像の系統分類手法

まず，分類方法について説明する．本研究では，顔の系統により似合う衣服は変わってくると推測し，それを考慮したシステムを開発することを目的としている．顔の系統分類は塩顔，醤油顔，ソース顔の3種類である．近年，このような顔の系統分類が，前述した3種類の他にもたくさん増えているが，その中でそれぞれの特徴をわかりやすく分類するために3クラス分類とした．教師データとした芸能人画像は，複数のWebサイトでそれぞれの顔系統の代表として用いられていた人物となっている．塩顔とソース顔の特徴を表3.1にまとめる．ここで載せている特徴とは複数のWebサイトで共通の意見として挙げられている特徴[6,7]である．教師データを基にして，ユーザの顔画像を既学習済みCNNの入力として系統分類を出力する．

表 3.1 顔系統の特徴

顔系統	特徴
塩顔	薄い顔立ち，一重か二重，肌が白い
しょうゆ顔	塩顔とソース顔の中間の顔の薄さ
ソース顔	濃くて彫りが深い．はっきりとした二重

次に学習で使用するCNNの構成について説明する．3クラス分類のCNNの構成を表3.2に示す．conv, pool, fcはそれぞれ畳み込み層，プーリング層，全結合層を表し，ネットワークは2つの畳み込み層，2つのプーリング層，2つの全結合層から成る．各ラベルの確率を求めるため，活性化関数にはsoftmaxを使用し学習させる．学習の際，ミニバッチには全てのデータから確率的に取得し，入力に使用した．データの出力サイズは $28 \times 28 \times 3$ とした．

表 3.2 CNN の構成

層	パッチ	ストライド
data	—	—
conv1	5×5	1
pool1	2×2	2
conv2	5×5	1
pool2	2×2	2
fc1	—	—
fc2	—	—

3.5 似合い度合いの評価

本研究では二つの似合い度合いを求める手法を提案する．3.5.1で衣服情報のみでの評価，つまり上衣画像と下衣画像のみの似合い度合いの評価について述べ，3.5.2で顔画像情報を付加した結果の似合い度合いの精度について述べる．どちらに対しても木構造を利用して評価を算出した．評価で使用する関数定義を以下の表3.3に記す．

表 3.3 関数定義

$S(u, l)$	上衣画像と下衣画像の評価
$S(u, f)$	上衣画像と顔画像の評価
$S(l, f)$	下衣画像と顔画像の評価

3.5.1 衣服情報のみでの評価

顔画像検出をした際に作成した上衣画像，下衣画像，顔系統番号が保存されたファイルを使用し，コーディネート画像の似合い度合いを求める．岩田ら[5]の研究を参考にし，検出した上衣下衣領域の類似度に基づいてコーディネートを推薦する手法を用いる．本研究では，木構造を利用して衣服の似合い度合いを求める．木については以下で説明する．衣服の似合い度合いには色要素が重要であると考え，類似度比較にはヒストグラム比較を用いる．

類似度による推薦により，まずデータセットの中にある上衣写真の中から，ユーザの入力写真のうち上衣の写真に最も似ている写真の上位20件を求める．また同様に，データセットの中にある下衣写真の中から，ユーザの入力写真のうち下衣の写真に最も似ている写真の上位20件を求める．

衣服情報のみの似合い度合いの評価に用いる木構造について述べる．似合い度合いの評価を求めるために，高さ1の木を作成する．本項では高さ1のため場合分けの形となっているが，次項で説明する顔画像を

用いた評価では高さ 3 の木となっている．図 3.3 に本手法で使用する高さ 1 の木構造を示す．ここでは，第 1 層についてのみ説明する．第 1 層は，上衣と下衣の関係性について場合分けをする．それぞれの上位 20 件に対して，上衣下衣が元同一写真である枚数によって分類する．分類の種類は以下に示し，分類基準を続けて説明する．

- r_0 : 0～1 枚存在するもの
- r_1 : 2～3 枚存在するもの
- r_2 : 4～5 枚存在するもの
- r_3 : 6 枚以上存在するもの

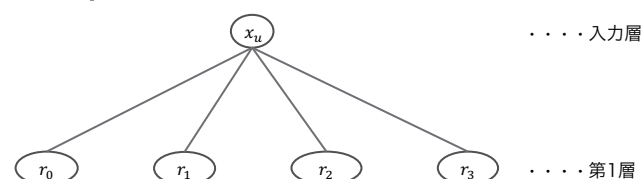


図 3.3 コーディネートのみの木構造

また，分類基準を決定するために事前実験を行なった．事前実験では，ランダムに取得したテストコーディネート画像 100 枚に対してシステムを使用した結果，上衣下衣画像の上衣 20 件に元同一写真はどの程度現れるかを調査した．調査結果は表 3.4 に示す．列には 1 セットにつき上衣下衣が同一写真で出た回数，行には 100 セットにおけるそれぞれの枚数を示す．

表 3.4 事前実験結果

同一枚数	0	1	2	3	4	5	6	7
各枚数	5	19	28	23	13	8	3	1

- r_0 : 0%(0～1 枚)
- r_1 : 30%(2～3 枚)
- r_2 : 70%(4～5 枚)
- r_3 : 95%(6 枚～)

衣服情報のみの似合い度合いの評価の場合，以上の 4 パターンの出力となる．テストデータでのシステムを用いた評価実験の結果を，第 4 章で人手の評価実験結果とともに示す．

3.5.2 顔画像情報を付加した結果

衣服情報のみでの評価では，上位に対する下衣の割合，下衣に対する上衣の割合だけで決定していたが，その評価に対して顔画像情報も加えて考えてみる．つまり，上衣下衣の組み合わせに，上衣と顔系統番号，下衣と顔系統番号の割合も加えて評価をやり直す．そうすることで，人手を用いた評価実験の結果に近づくことができれば，顔画像情報を取り入れることにより，

個人のコーディネート似合い度合いは正確に測ることができると考えられる．

コーディネートに顔画像情報を加えた似合い度合いの評価に用いる木構造について述べる．似合い度合いの評価を求めるために，高さ 3 の木を作成する．図 3.4 に本手法で使用する木構造を示す．第 1 層については 3.5.1 で説明したため，ここでは第 2 層と第 3 層について述べる．第 2 層は，上衣の上位 20 件の元画像における顔画像系統の中でもっとも割合の大きいものが，ユーザ写真の顔画像系統と一致しているかどうかで分類されている．第 3 層は，第 2 層と同様の分類を下衣画像の上位 20 件に対して行う．第 2 層，第 3 層はそれぞれ，一致しているか一致していないかの二択となっている．一致していればそれぞれの評価に対して T を返し，一致していなければ F を返す．わかりやすくするため第 3 層にはアルファベットが振ってあるが，ここでも TF 判定が行われている．

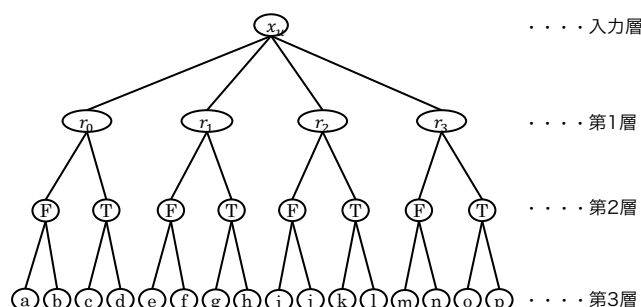


図 3.4 顔画像情報を付加した木構造

衣服情報のみでは 4 パターンでの評価だったが，顔画像情報を付加することにより 16 パターンでの評価となり，より詳細に似合い度合いを求められるようになった．中間層の評価を詳細に出力するために，第 1 層の結果が r_0 で 0～30%， r_1 で 35～65%， r_2 で 70～85%， r_3 で 90～100%までの範囲を取ることとした．上衣と下衣で評価に差異が出ないようにするために b と c，f と g，j と k，n と o のノードの評価は同値とする．詳細な評価の基準の一部を表 3.5 で示す．3.5.1 と同様に，評価実験の結果を第 4 章で示す．

表 3.5 評価値の基準

評価過程			
$S(u,l)$	$S(u,f)$	$S(l,f)$	最終評価
r_0	F	F	a:0
		T	b:0.15
	T	F	c:0.15
		T	d:0.30

3.5.3 似合う理由の出力

近年データ分析の分野では深層学習に注目が集まり、多くの分析で用いられている。簡単に述べると、深層学習では学習を通して各データの重要度を計り、出力として最適なデータを求めることができる。深層学習は、手作業による特徴量抽出の必要がないなど多くのメリットを持っているが、同様にしてデメリットも存在する。それは学習内で行われている内容がブラックボックス化されてしまっていることで、本質的に重要な変数がどれだったのかを知ることができないことだ。最終的な解が出れば、その内容は必要ない場合もあるが、本研究などの場合は、その理由が要点となってくる。本研究では、個人へのコーディネート似合い度合いの推薦を目的としているため、似合う理由を説明することで、似合い度合いの説明付けとともに、ユーザのコーディネート選択の際の手助けにもなると考えられる。

似合う理由付けの手法について説明する。顔画像情報を用いたコーディネートの方にのみ理由の説明を付け加える。理由付けは細かく説明するのではなく、あらかじめ設定した3パターンの回答を用意しておき、状況によりそのうち一つを選択する。パターンの内容は、上衣と下衣が似合っている、顔と上衣が似合っている、顔と下衣が似合っている、これら3つである。3.5.2で行った実験の結果、もっとも重要度が高かった要素を理由付けの対象パターンとする。重要度については以下の3種類から、もっとも割合が高かったものを選択する。

- 上衣下衣が元同一写真に含まれている割合
- 上衣画像20件の顔画像のうち、ユーザの顔系統と同じ割合
- 下衣画像20件の顔画像のうち、ユーザの顔系統と同じ割合

4. 評価実験

4.1 概要

似合い度合いを評価するためのベンチマークデータを作成するため、評価実験を行った。実験対象は筑波大学の学生10人、男女各5人ずつである。実験内容は、ディスプレイ上に異なる衣服を着ている二枚の同一人物画像を提示し、どちらの服装が似合っていると感じるかを判断して入力してもらう。画像の選出理由は二つある。まず異なる衣服にした理由は、どちらの系統の衣服がその人物自身に似合っているかを比較するためである。次に同一人物画像を選択した理由は、本研究の目的が個人に似合う服を判断することにあるためである。評価実験と同じデータに対してシステム

評価を行なった際に、同一人物画像を利用したことで服の似合い度合いと顔の系統には相関があるのかを調べることができる。選択する際に判断した理由もあれば記入してもらう。理由を記入してもらうのは、人は似合うかどうかを判断する際にどこに注目するのかを知るためである。この作業を1セットとし、一人につき30セット検証してもらった。

評価実験では、次の2点について評価する。まず、異なる系統の衣服を着ている同一人物画像に対して、どちらの衣服を選択しているか。次に、どのような理由で衣服の選択をしたかである。選択理由に関しては、直感的に答えているものもあるため、選択理由は考慮対象として副次的価値として評価に加えることとした。評価実験に用いる同一人物画像はWeb上にある画像から収集した。塩顔、しょうゆ顔、ソース顔と判断された人物画像を、それぞれ10セットずつ用意した。

4.2 評価方法

評価実験では、本システムで評価したデータと同じものを使用し、システムと人手の評価の差異を調査する。実際に評価実験で判別者に使用してもらったシステムのユーザインターフェースを図4.1に示す。図4.1に示されているのは、1セットの画面である。評価実験では、これを30セット行っている。



図 4.1 評価実験フォーム

図4.1を見てもらうとわかるように、二枚の異なる衣服を着た同一人物画像があり、画像の下に選択するためのラジオボタンと理由を記入するためのテキストボックスを配置した。二つの選択肢のうち、左を選択した際には0、右を選択した際には1の値を加えていく。つまり全員の実験が終了した時点で合計値が0に近いほど左の画像が、10に近いほど右の画像が選択されたということになる。人手を用いた実験の特性上、異なる判定が拮抗し、右か左か選択できない場合がある。そのような場合、判定が拮抗しているデータについては、分析に使用しないこととした。具体的に言う

と、合計値が 4～6 のものは判断者の主観によって似合っているとも似合っていないとも言えるために、評価には含めないものとした。

4.3 結果

人手を用いた客観性を維持するため、左右のどちらかに偏ったデータのみを使用するものとする。そのため、この結果から合計値が 4～6 のものを取り除いた 20 セットのデータを検証に使用する。視覚的に割合を判断するために図 4.2 を作成した。図 4.2 では選択率が高かった方の割合を示した。右の選択率をプラスの値で、左の選択率をマイナスで表している。

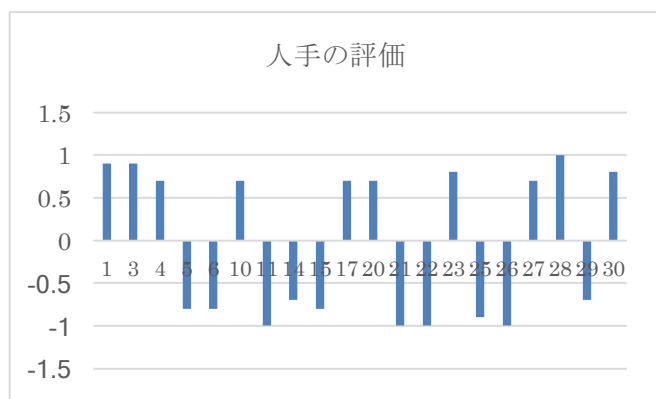


図 4.2 評価実験の結果

次に、人手を使って行った評価実験と同様のデータを、作成したシステムでどちらの方が似合っているか求めてみた。まず衣服情報のみの場合の結果を図 4.3 に示す。似合い度合いは、左右のシステム結果のうち割合が大きかった方のみを載せる。左右で割合が同値になったものは、人手の評価で選択された方を示す。

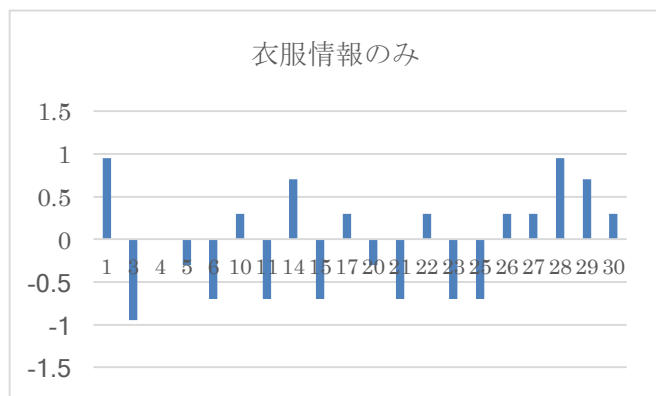


図 4.3 システム実験結果(衣服情報のみ)

次に衣服情報に顔画像情報を加えた結果のグラフを図 4.4 に示し、最後に 3 種類のグラフを比較する。図 4.4 も同様にして、左右のうち似合い度合いが大きか

った方の値のみを載せる。また同様にして、人手評価実験の結果、衣服情報のみのシステム実験結果、顔画像情報を付加したシステム実験結果を図 4.5 に示す。

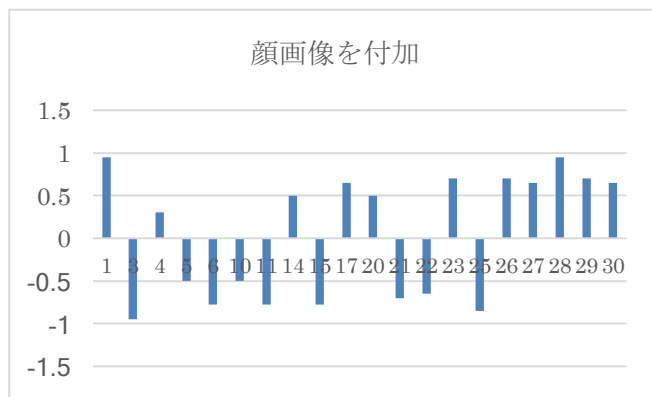


図 4.4 システム実験結果(顔画像情報を付加)

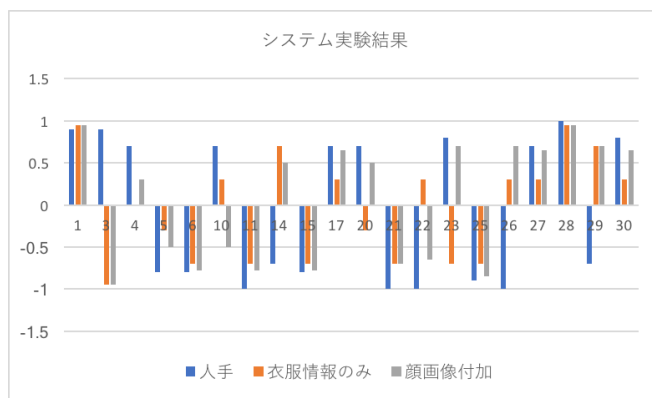


図 4.5 システム実験結果

以上の実験結果を見てみると、顔画像情報を付加する前後では、加えた後の方がより人手の判定に近づいているのがわかる。全体を通して相関関係が見られるが、コーディネートのみの方と比べると顔画像を付加した結果の方がセット番号 4、20、22、23 において、人手の結果に近づいている。反対に顔画像情報を付加した結果人手の結果から遠ざかったのはセット番号 10 のみである。

人手評価実験結果と衣服情報のみシステム評価実験の相関係数を求めたところ 0.280 であり、人手評価実験結果と顔画像情報付加システム評価実験の相関係数を求めたところ 0.523 であった。この結果を見ると、正の相関が強くなったことがわかる。また、それぞれの実験対象者の評価とシステム実験結果の判断一致率を比較した。評価者 10 人の平均と比較したところ、顔画像情報を付加した結果、衣服情報のみの場合と比較して、人手の評価に近づいたことが確認できた。一致率のグラフを図 4.6 に示す。x 軸の A～J は実験評価者

ID, y 軸の数値は一致率を示している．判断一致率の平均値は，衣服情報のみでは 0.560，顔画像情報を付加した結果は 0.665 となり，精度向上が確認できた．

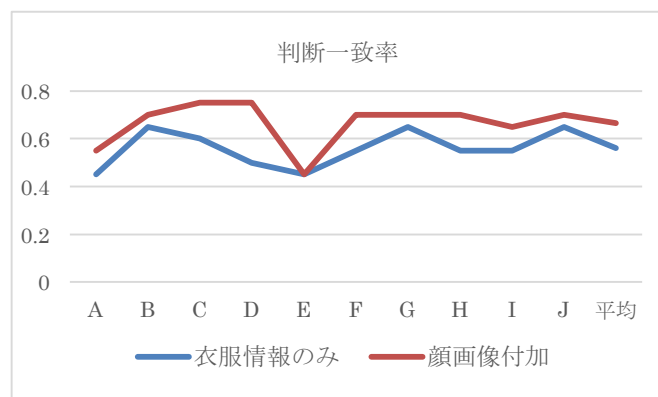


図 4.6 判断一致率

5. 結論

本研究では，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を提案した．パーソナライズドコーディネートシステムとは，各個人にどの程度コーディネートが似合っているかを判断するシステムのことである．そのため提案手法では，ユーザと衣服の似合い度合いを求めるとともに，顔画像を用いることにより高精度に似合い度合いを求める手法を提案した．提案手法を実装した結果，ズレが大きくなったところもあったものの，全体的に見ると精度は上がったことを確認することができた．ただし，本研究ではデータセット量が 5,000 であったので，より多量のデータを使用することにより精度が変化する可能性も考えられる．

今後の課題としては，衣服をよりカテゴライズし，評価の精度を上げることや，顔画像分類の精度を上げることで，よりパーソナライズされた似合い度合いを求めることも課題として挙げられる．

参 考 文 献

- [1] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg. SSD: Single Shot MultiBox Detector. ECCV, 2016.
- [2] 辻田眸, 北村香織, 神原啓介, 塚田浩二, 椎尾一郎. "Asal-coordinator: 履歴情報を利用したファッションコーディネート支援". ヒューマンインターフェースシンポジウム論文集. ヒューマンインターフェース学会, 2009, p. 85-88.
- [3] Mio Fukuda, Yoshio Nakatani. Clothes Recommend Themselves: A New Approach to a Fashion Coordinate Support System. WCECS, 2011.
- [4] Ivan Culjak, David Abram, Tomislav Pribanic, Hrvoje Dzapo, Mario Cifrek. A brief introduction to OpenCV. MIPRO, 2012.
- [5] 岩田具治, 渡部晋治, 澤田宏. "ファッション雑誌を用いたコーディネート推薦システム". 情報科学技術フォーラム講演論文集. 情報処理学会, 2010, p.179-180.
- [6] 生活百科. "ソース顔ってどういう顔？しょうゆ顔や塩顔との違いは？". 生活百科. <https://seikatsu-hyakka.com/archives/2849>, (参照 2017-12-06).
- [7] Lovely. "塩顔・しょうゆ顔・ソース顔以外にも？顔分類まとめ！". Lovely 恋する女子のライフマガジン. <https://lovely-media.jp/posts/1109>, (参照 2017-12-06).