

CNN を用いた身だしなみの支援精度向上の提案

2018SC024 稲生 航弥

指導教員：河野 浩之

1 ネクタイの与える印象

最近では環境省が推奨している「クールビズ」や「コロナ禍」、「在宅ワーク」の三重苦での影響によりネクタイの需要が激減している。総務省の2016年の調査によると、1世帯当たりの背広服への年間支出額は4262円で、2000年の8782円と比較すると、半分以下に減少している。中でもネクタイは、2000年の1439円から2016年は455円と、984円も低下していることが分かる [1].

しかし、スーツの中でも「ネクタイの色には意味がある」と言われるようにネクタイが発するメッセージは大きい [2]. そのため、今回はネクタイはスーツの中でも乱れやすい点から本研究ではネクタイ状態の状態の判断を画像分類を用いる事で身だしなみを支援するシステムを提案する。

2 画像分類の先行研究

表1に画像分類の先行研究を示す。石川らの研究ではInception-v3とYOLOの物体検出アルゴリズムと組み合わせる事で検出した衣服（ネクタイ）状態が整っているか否かを判断する事が出来た。しかし、ネクタイが左右どちらかに曲がっているか曖昧な画像に対してはうまく分類されないという課題が残っている。データの水増しと複数のパターンの画像を用意し、教師ラベルを見直すことで精度が改善できると考えられる。

表1 画像分類の先行研究

著者	研究方法
石川ら [3]	Inception-v3とYOLOを組み合わせる事でネクタイ状態判別が可能
堀ら [4]	CNNを用いてカテゴリを階層的に分類することで分類精度が向上
鷲田ら [5]	Grad-CAMとSemantic Segmentationを用いて分類することで適合率が21%から38%に向上

3 身だしなみ支援の提案手法

このセクションでは3.1にシステムの概要、3.2にデータ収集、3.3にソーベルフィルタについて説明する。

3.1 システムの概要

本研究の提案手法のフローチャートを図1に示す。身だしなみ支援をする大まかな流れとして、服を着用したユー

ザの確認したい箇所が写った画像から、YOLOを用いてネクタイ部分を検出する。その検出画像を分類器にかけることで画像の状態を判別する。ここで画像からネクタイの状態を検出しネクタイが曲がっているか正しい状態かを判断する。

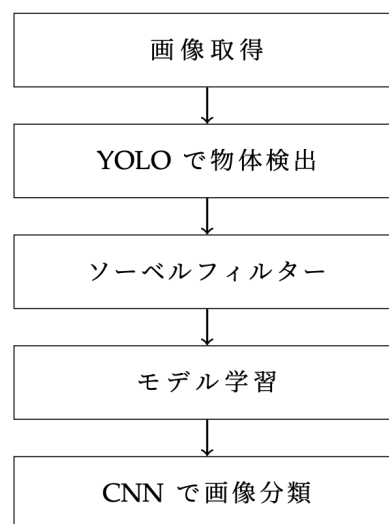


図1 身だしなみ支援のフローチャート

3.2 データ収集

本研究では整っているネクタイ（真っ直ぐ向いているネクタイ）をポジティブデータとし、整っていないデータをネガティブデータとする。またネガティブデータの要素として、曲がっている向きに着目し、右に曲がっている、左に曲がっている2つに分類した。そして、これらの分類したネガティブデータとポジティブデータを合わせた3クラス分類用の画像を撮影する。

3.3 ソーベルフィルタ

本研究では分類精度向上のためデータオーギュメンテーションだけではなく、画像に写っているもののエッジを強調するためフィルタ加工を用いる。またx方向（横方向）の微分ではy方向（縦方向）のエッジが抽出され、y方向（縦方向）の微分ではx方向（横方向）のエッジ抽出されるので、ネクタイ画像のようにエッジに方向性がある場合にはソーベルフィルタを用いるのが効果的なので今回はソーベルフィルタを使用する。実際にソーベルフィルタを使った画像を図2に示す。

4 実験

このセクションでは4.1にYOLOでのネクタイ検出、4.2にモデル学習、4.3に実験結果を述べる。



図2 ソーベルフィルタ

4.1 YOLOでのネクタイ検出

YOLOを用いて画像からネクタイの検出を行った画像を図3に示す。図ではポジティブデータだけでなく、どちらに曲がっているか曖昧なデータにも物体検出ができることが確認できた。その他にも全てのネクタイの結び方やカラーにも検出ができていることが確認できた。



図3 YOLOで検出した画像

4.2 モデル学習

本研究でのネクタイ状態の画像分類実験では Google Colaboratory での Python で環境構築をし、フレームワークに Keras と Tensorflow を使用して実験を行う。また実験ではバッチサイズを 16, 32, 64 の 3 段階、エポック数を 50, 100, 200 の 3 段階でモデルを学習させ、その際の損失と精度を比較して最適なパラメータを見つける。真っ直ぐなネクタイ、右向きのネクタイ、左向きのネクタイと分類を 3 つにした。表 2 は精度と損失関数が最適なものであったバッチサイズ 16 でエポック数が 50 と 100 の二つ示したもので実験ではこの二つのモデルを使用する。

表2 学習の結果

カテゴリ	epochs 50	epochs 100
Loss	0.147	0.049
Accuracy	96.460	97.345

4.3 実験結果

実験の結果を表したものを表 3 に示す。エポック数が 50 の時は真っ直ぐなネクタイと右向きのネクタイ、左向きのネクタイで予測結果は正しい結果であった。

またエポック数が 100 の時は真っ直ぐなネクタイと右向きのネクタイ、左向きのネクタイでの予測結果は正しい結果であったが真っ直ぐなネクタイの検出が「左」に 34 % と左向きのネクタイの検出が「直」に 6 % と誤った結果となった。結果からエポック数が 50 と 100 のいずれの画像でも正しい予測結果であることが確認できた。

表3 実験結果

カテゴリ	epochs 50	epochs 100
真っ直ぐなネクタイ	直 99 %	左 34 % 直 64 %
右向きのネクタイ	右 100 %	右 100 %
左向きのネクタイ	左 99 %	直 6 % 左 93 %

5 むすび

本研究では石川らのネクタイの身だしなみ支援での画像を分類する際にネクタイが曲がっているか曖昧な画像にはうまく分類ができないという課題を解決するため、YOLOv5 を用いてスーツ姿からネクタイを検出し、データ加工として画像にソーベルフィルタを用いてエッジ抽出を行うことで曖昧な画像を分類するシステムを提案した。実験ではエポック数 50, 100 の実験結果は、真っ直ぐなネクタイ、右向きのネクタイ、左向きのネクタイで正しい結果が出力された。しかしエポック数が 100 での整ったネクタイの検出が「左」に 34 %、「直」に 6 % と誤った結果となった。

参考文献

- [1] 東洋経済 ONLINE, “スーツ販売が低迷、紳士服大手が抱える苦悩,” <https://toyokeizai.net/articles/-/222667>. 参照 Dec.2021.
- [2] SUPREMO order suit 1888, “ネクタイの色には意味がある与えたい印象別のコーディネート,” <https://supremo.jp/blog/textbooktieselect/>. 参照 Sep.2021.
- [3] 石川 修帆, 井上 聡, “畳み込みニューラルネットワークを用いた身だしなみ支援,” 人工知能学会全国大会論文集, pp. 1-4, 2020.
- [4] 堀 和紀, 坂原 誠, 岡田 将吾, 新田 克己, “深層学習を用いたファッションコーディネート因子の抽出,” 人工知能学会全国大会論文集, pp. 1-3, 2016.
- [5] 鷲田 武晃, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, “物体領域に着目した画像分類に関する研究,” pp. 1-2, 2019.