

個人の嗜好を考慮した SNS 情報解析の為にニューラルネットワークの設計

2018SE093 東松実侑

指導教員：野呂昌満

1 はじめに

現在、SNS サービスが発達している。その中でも写真特化の Instagram が人気を博し、20代、30代の利用率が高く爆発的なユーザ数を誇るようになってきた。Instagram にはハッシュタグという検索する機能があり、簡単に写真を探すことができ、投稿物を評価する「いいね」ボタンが配置され、「いいね」などのアクション数によって人気度が変動する。人気度が上昇すると、投稿表示が上位になり、ユーザに発見されやすくなる。投稿物が観覧されるためには、自身に対するフォロワーがタイムライン上にて投稿物を発見する。または、投稿写真にハッシュタグを付与し、そのハッシュタグが検索され、投稿物が発見されるのである。拡散機能が少ない Instagram のハッシュタグはフォロワー以外に投稿物を発見させる唯一の手段である。ハッシュタグは大量に付与しても、各ハッシュタグの投稿表示が上位にならなくなるので適切な数を付与する必要がある。したがって、どのようなユーザであっても適切なハッシュタグを利用することでより多くのユーザへ届けることができる。

本研究の目的は、写真とハッシュタグ、高評価数（いいね数）の関係性を明らかにし、写真とハッシュタグを「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」に分類するニューラルネットワークの設計である。Instagram でユーザを獲得することを考えた場合、高評価数をどれだけ得られるかが要素として挙げられる。人気ユーザになるには、それらの関係を明らかにする必要がある。

本研究の技術課題は、ニューラルネットワークの設計である。

2 関連技術

Word2Vec とは、表現学習のための学習器である。テキストデータを解析して各単語をベクトル化し、単語の特徴をベクトルで表現する自然言語処理である。単語をベクトル化することで、低次元にベクトルを収縮し、単語同士の関係性を分析し、演算することができる。one-hot 表現は、単語の各要素を 1 か 0 のベクトルで表す。欠点として、テキストデータの単語数が増加するとベクトル次元も増加する、同一単語かどうかの比較のみ演算することが挙げられる。単語を数百次元ベクトルで表現でき抽象的な意味をベクトルで表す分散表現によって、one-hot 表現の欠点を解決する。

3 ニューラルネットワークの設計

本章では、ニューラルネットワークの構成、概要、構成要素、動的挙動、学習器の訓練について記述する。

3.1 ニューラルネットワークの構成

本研究では、事前に Instagram Graph API と GAS (Google Apps Script) を用いて、Instagram から写真とハッシュタグ、高評価数のデータを収集する。それらの収集したデータを用いて写真とハッシュタグを「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」に分類するニューラルネットワークの作成を目指す。写真ベクトルとハッシュタグベクトルを入力とし、写真とハッシュタグが「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」を出力とする。また、中間層の層数やユニット数、バッチサイズは設計段階なので、今後の研究で決めたい。そのうえで、ニューラルネットワークの構成を図 1 に示す。

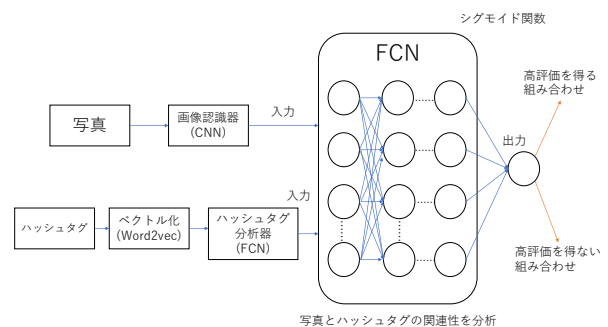


図 1 ニューラルネットワークの構成

3.2 概要

写真とハッシュタグは別の系列で学習させる。それら学習した結果を再度学習して写真とハッシュタグの関連性を分析する FCN を作る。画像認識器は、写真の分類をベクトル化するための学習器にしたいので画像認識器となっている。ハッシュタグの分析は、ハッシュタグ全体の関係を理解するための学習器にしたいのでハッシュタグ分析器となっている。

3.3 構成要素

図 1 のようにニューラルネットワークを設計した構成要素について以下に示す。

1. 画像認識器 (CNN)

「注目を受ける写真」か「注目を受けない写真」を認識した写真を入力とし、写真ベクトル (one-hot ベクトル

ル) を出力する。写真が入力なので画像認識器は画像処理に適しており、表現学習器としてベクトル化するので画像認識器使う。

2. Word2Vec

ハッシュタグを入力とし、ハッシュタグベクトルを出力とする。ハッシュタグは単語同士に関連している文脈があるので、Word2Vec でベクトル化する。

3. ハッシュタグ分析器 (FCN)

ハッシュタグベクトルを入力とし、「注目を受けるハッシュタグ」、「注目を受けないハッシュタグ」を出力とする。ハッシュタグは局所的に特徴量を抽出するのではなく全体が意味を持つことから、全ての層が結合しているハッシュタグ分析器にする。ハッシュタグ分析器で複数のハッシュタグを処理し、ハッシュタグが出力されると、そのハッシュタグ1つに対してできた特徴ベクトルを複合的にする。その結果、ハッシュタグが複合的に表現した意味のベクトルを得る。

4. FCN

写真ベクトルとハッシュタグベクトルを入力とし、「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」を出力する。注目を受ける写真であっても、その写真と関連しないハッシュタグを羅列しても高評価を得ることは極めて難しいと考えられるので、画像認識器で処理された写真ベクトルとハッシュタグ分析器で処理されたハッシュタグベクトルを合わせて写真とハッシュタグが合致する FCN にする。

5. 出力層でシグモイド関数を用いる理由

写真とハッシュタグを「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」の2値分類することから出力ユニットは2つである。シグモイド関数は出力の値が0から1の範囲で扱うことができ、「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」の2値分類するとき出力層の活性化関数として用いられる。このことから、シグモイド関数を用いる。

3.4 動的挙動

図1のようにニューラルネットワークを設計した動的挙動を以下に示す。

- (1) ハッシュタグは Word2Vec でベクトル化する。
- (2) 写真は画像認識器 (CNN)、ハッシュタグベクトルはハッシュタグ分析器 (FCN) に入力する。
- (3) FCN 内で写真とハッシュタグの関連性や高評価の傾向を分析する。
- (4) 写真とハッシュタグが「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」の2値分類を出力する。

3.5 学習器の訓練

画像認識器は教師あり学習であり、学習データの写真と、教師データとなる「注目を受ける写真」、「注目を受けない

写真」の正解ラベルが付いた写真データを用いて学習する。ハッシュタグ分析器は教師あり学習であり、ハッシュタグをベクトル化した学習データと、教師データとなる「注目を受けるハッシュタグ」、「注目を受けないハッシュタグ」の正解ラベルが付いたハッシュタグデータを用いて「注目を受けるハッシュタグ」、「注目を受けないハッシュタグ」に分類する学習をする。

4 考察

本研究では、写真とハッシュタグ、高評価数の関係性を明らかにすることを目的とした。写真とハッシュタグを用いたニューラルネットワークは、写真とハッシュタグの関連性を確かめるために必要だと考え、写真を認識するために画像認識器、ハッシュタグを分析するためにハッシュタグ分析器を用いた。また、ハッシュタグ分析機を時系列データで認識する RNN にすることで、このハッシュタグがあれば、このハッシュタグがあるのではないかと予測することができると考えられる。写真とハッシュタグを「高評価を得る組み合わせ」か「高評価を得ない組み合わせ」に分類するニューラルネットワークを実現できれば、高評価を得られる写真とハッシュタグの傾向を予測することができる。

今後の研究で、ニューラルネットワークを実現したうえで、設計したニューラルネットワークの妥当性を検証する必要があると考える。

5 おわりに

本研究の目的は、Instagram を対象とした写真とハッシュタグ、高評価数の関係性を明らかにし、写真とハッシュタグを「高評価を得る組み合わせ」、「高評価を得ない組み合わせ」に分類するニューラルネットワークの設計であった。

今後の課題として、ニューラルネットワークを設計するにあたり、Instagram Graph API と GAS(Google Apps Script) で収集したデータを用いて、ニューラルネットワークを実現し、画像認識で高い精度を得るために 100 万枚以上の画像で事前学習している畳み込みニューラルネットワーク VGG16 を用いて実現する必要がある。

参考文献

- [1] 総務省:令和3年度版情報通信白書, <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/pdf/index.html>.
- [2] 鎌原欣二, 林高樹:“Instagram 解析による効果的な SNS マーケティング手法を探るハッシュタグを用いたアプローチ”. 慶応義塾大学大学院経営管理研究科, 2017
- [3] 安藤佑基, 住田彪迫:“機械学習を用いた料理レシピ動画の難易度判定システム的设计”