

# 画像に対するハッシュタグ推薦システムの提案

蒲原智也<sup>1,a)</sup> 波多野賢治<sup>1,b)</sup>

**概要:** 近年、写真や動画などのメディアをシェアするソーシャルネットワークサービスへのアクティブユーザ数が増加しており、投稿に機械的処理をすることに注目が集まっている。ソーシャルネットワークサービス上のコンテンツに対して投稿者がハッシュタグを付与することで、特定のトピックに関係するコンテンツであると明示することはできるが、そのハッシュタグが実際にふさわしいものか判断することは困難である。また、Web 上の話題は移り変わりが早く、同じコンテンツに対しても時々ふさわしいハッシュタグが異なると考えることから、あらかじめ固定されたタグに対しての分類を行うことは問題があると考えられる。本研究では、その時にそのコンテンツに最もふさわしいと考えられるハッシュタグを推薦することを目的とする。具体的には 画像処理システムによって推薦された複数のタグをキーとして、共起されているハッシュタグをグラフ上に格納する。このグラフがすべて連結された場合に最もふさわしいと考えられるハッシュタグを一つ選択する。接続されていない場合は、連結された状態になるまでハッシュタグを一つ選択しそれをキーとして検索を繰り返す。評価については、実際にシステムを実行し、メディアに対して推薦されたハッシュタグが正しいかアンケートを行い、結果から正しく推薦できているか考察する。

## 1. はじめに

近年、Twitter<sup>\*1</sup> や Instagram<sup>\*2</sup> などのソーシャルネットワークサービス (SNS) をはじめとする Web 上のサービスへの関心が高まっている。また、Flickr<sup>\*3</sup> や Instagram では画像や動画などのメディアを中心とした SNS である。

日本における Twitter アクティブ月間ユーザ数は 4500 万人 (2017 年 10 月<sup>\*4</sup>) でありこれは人口の約 3 分の 1 に当たる。また全世界での Twitter の投稿数は 2015 年の平均分間 347,222 であり<sup>\*5</sup> あった。これらのことから、多くの人が SNS を使用していることが分かる。

SNS には、コンテンツをジャンルに分類する手法として「タグ」が存在する。このタグはユーザによって投稿するコンテンツの属性を明示するために付与される。タグに使われる文字列は統制語彙でなくユーザが決めた任意のキーワードである。このタグとして Twitter や Instagram では、「ハッシュタグ」が導入されている。ハッシュタグ

はハッシュ記号 (#) の後にキーワードとなる語を連続する形で表現する。このハッシュタグを投稿に含めることで付与することができる。しかし、Twitter ではハッシュタグは付与するとユーザのエンゲージメント率が下がることが分かっている [1]。このエンゲージメント率はユーザの返信・いいね・リツイートの合算値より導出されている。このため極力ハッシュタグが少ない数でふさわしいモノを見つける必要があると考える。

## 2. 関連研究

SNS でのコンテンツの爆発的な増加により、タグ推薦は注目されている。テキストタグに基づく人気度の分析と再ランク付けは、タグ推薦の重要な研究である。タグ推薦に関する研究としていくつかの方法がある。Hotho ら [2] は、フォークソノミーのためのノードに対するランク付け手順を提案している。この手法では、グラフを用いた分析を使用してユーザのためにタグのランクを付けている。また Dubinko ら [3] は、人気タグの経時変化を分析して可視化を行っている。jing ら [4] は、画像に対してページランキング法を用いた類似画像を検索する方法を提案した。

画像を認識してその画像にタグを付加する方法としていくつかの方法がある。近年では、ディープラーニングを用いた方法に注目が集まっている。Hu ら [5] は、畳み込みニューラルネットワークによって得られる結果をチャンネル間の関係に対して重み付きの特徴を出力する

<sup>1</sup> 同志社大学文化情報学部  
Doshisha University, Kyotanabe, Kyoto 610-0394, Japan  
<sup>a)</sup> kambara@mil.doshisha.ac.jp  
<sup>b)</sup> khatano@mail4.doshisha.ac.jp  
<sup>\*1</sup> <http://twitter.com>  
<sup>\*2</sup> <http://instagram.com>  
<sup>\*3</sup> <http://flickr.com>  
<sup>\*4</sup> <https://twitter.com/TwitterJP/status/923671036758958080a>  
<sup>\*5</sup> <https://www.inc.com/larry-kim/15-mind-blowing-statistics-reveal-what-happens-on-the-internet-in-a-minute.html>

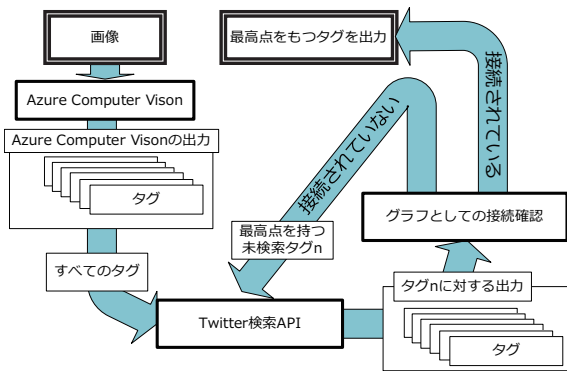


図 1 システム構成図

Squeeze-and-Excitation Networks を提案している。

山崎ら [6], は FolkPopularityRank を用いてオリジナルのタグに機械的に算出したページビューの上がるタグを推薦して Flickr で評価を行っている。山崎らの研究ではあらかじめ画像に対してユーザの付けた 10 個のタグに対して新たに 10 個のタグをつけることでページビューを上げようとしている。それに対して提案手法では、ユーザがタグをつけていない画像にふさわしいタグを一つだけ付加しようとする点が異なっている。

### 3. 提案手法

図 1 に本提案手法でのシステム構成図を示す。Azure Computer Vision(以下 ACV) のタグ出力機能を使って画像に対するタグを付加する。このタグそれぞれに点数を付与する。点数は、ACV で得られるタグには、それぞれ信頼点をもつのでそのまま使う場合と一律の点数を与える 2 通りが考えられる。

画像に付加したタグを用いてハッシュタグとして TwitterAPI により Twitter の投稿を検索して検索結果を得る。この検索結果ではツイッターの本文の 140 字に含まれるハッシュタグすべてを抽出する。抽出されたハッシュタグをノードとして扱う。このときノードには重みとして点数を付加する。この点数は以下の式 (1) によって算出する。式中の  $Sr_{(1...n)}$  は、あるハッシュタグ  $Sr_0$  について検索を行った結果得られたハッシュタグを表し、 $SUM(Sr)$  はハッシュタグの検索結果におけるすべてのハッシュタグ出現数の総和であり、 $Sr_iC$  はそのハッシュタグの出現数である。 $Score(X)$  はそのハッシュタグの持つ点数である。

$$Score(Sr_i) = \frac{Score(Sr_0)}{SUM(Sr)} * Sr_iC \quad (1)$$

ACV で得られたタグそれ自体の点数は、そのタグを検索したときの出現数から式 1 を用いて決定する。

TwitterAPI による結果と検索キーをノードとし、重みをもたないエッジで接続する。この検索を付加された ACV で出力されたタグすべてに対して行い、グラフネットワークを作成する。

TwitterAPI での検索では、最低いいねの数を指定できたり、RT されている数を指定することができる。しかし、本稿では画像にハッシュタグを付加するという目的のため写真にハッシュタグを付加してツイートしているもののみを検索対象とするオプションを付けた。また、検索結果の数も指定できるが、これについては 4 節で決定している。

構成したグラフに対してグラフが一つのグラフとして接続されている場合、検索を終了する。接続されているか否かはダイクストラ法を用い、任意のノードから他すべてのノードに探索ができるかで判定する。接続されていない場合、点数が最も高いハッシュタグを次の検索キーとして twitterAPI で検索を行い新たな検索結果を得る。そして点数を式 1 を用いて導出する。次にグラフネットワークを構成し接続を確認する。これを繰り返しすべてのノードが接続された場合検索を終了する。

複数の検索で同一のハッシュタグが検索結果として出力されたら、そのタグが 2 つのクラスタの接続ノードとなるが、そのタグは検索済みであれば、点数はそのままであるが、未検索であれば、点数を合計する。

すべてのノードが接続された場合、検索済みであるか未検索であるかにかかわらず最も点数が高い物をその写真に最もふさわしいハッシュタグとする。

### 4. 評価実験

#### 4.1 実験内容

9 枚の画像に対して提案手法を実行し、画像に対するハッシュタグを付与した。推薦されるハッシュタグが時期によって異なるかどうかを確認するために、2019 年 6 月 5 日と同年 7 月 24 日の 2 回行った。

同じ画像に対してグラフの構成方法によって結果が異なるかどうかを確認するために、各 TwitterAPI での検索に対して得られる結果を 10・50・100 件するオプションを付与し、同時に ACV での得られた初期ハッシュタグに対する点数を一律に同じものを与えるものと、ACV での信頼点をそのまま使用する計 6 通りの検索を行った。

#### 4.2 システムの評価

表 1 に 9 枚の画像に対する 2 回の検索日で得られたすべてのハッシュタグ数をそれぞれ示す。

初期ハッシュタグに点数を一律に決めた物と ACV での信頼点をそのまま与えた物二つを比較したときに約 3 割に当たる 18 の組合せにおいて生成されたグラフのノード数に 1 割以上の差異があった。最も差が多かった組合せにおいては 10 倍以上の差があった。

同一条件で実行日が異なる組合せを比較した場合には、8 割弱にあたる 42 個で 1 割以上のノード数の差があった。これによって実行日時によって構成されるグラフが異なり、結果のもっともふさわしいと推薦されたハッシュタグ

表 1 検索で得られたハッシュタグ数

実施日	2019/6/5						2019/7/24					
	10		50		100		10		50		100	
画像 ID	一律	信頼点	一律	信頼点	一律	信頼点	一律	信頼点	一律	信頼点	一律	信頼点
1	605	784	1892	2140	3466	3753	5115	1345	2976	2581	2442	2428
2	757	739	1308	797	1360	1347	194	186	638	624	1244	1239
3	824	916	1241	1213	2138	1959	164	166	830	824	1618	1614
4	5556	5861	1835	1829	3184	3176	556	581	2211	2214	3570	3571
5	4711	5838	792	898	1754	1590	4193	4050	792	883	1615	1620
6	1470	739	612	611	1145	1147	229	196	404	404	759	759
7	961	3168	1161	896	1525	1506	4550	351	780	789	1400	1400
8	542	447	1549	1538	2553	2553	5126	1320	1292	1290	2575	2579
9	2213	3146	1659	1756	2748	2740	543	535	1747	1739	3300	3300

表 2 画像 ID1 に付与されたハッシュタグ

#art	#beautiful	#bride	#clothing	#designer	#dragon	#dress
#dressed	#dresses	#fashion	#fujifilm	#geisha	#genji	#hanzo
#hanzoshimada	#honda	#HumanFace	#kimono	#love	#lookbook	#ootd
#outdoor	#outfit	#Overwatch	#person	#shimada	#shopping	#smile
#style	#tradition	#woman				



図 2 画像 ID1 の画像

も違うものとなることが確認できた。

#### 4.3 アンケートによる評価

試験的に学生を中心とする 20 歳から 50 歳代の男性 4 名女性 3 名に、各検索で得られた点数が上位 20 件のハッシュタグで 12 回の内 1 回だけ出現したハッシュタグを除いた物をその画像に合致しているかしていないかを 5 段階で問うアンケートを行った。また各画像の最後に最も合うと思うハッシュタグが何かを問う質問を行った。上位 20 件のハッシュタグとした理由は、表 1 からわかるように最大 5861 件のハッシュタグに対して画像と合致しているかいないかを問うことは、現実的に無理であるからである。

このアンケートで用いた画像は画像 ID が 1・2・7・9 のものである。それぞれのアンケートしたハッシュタグ数は 31・41・48・34 個であった。図 2 に画像 ID1 の画像を示し、表 2 にアンケートを行ったハッシュタグを示す。

このアンケートの結果、提案システムで 1 位になったハッ

シュタグは #hanzo や #shimada であったがアンケートを行った結果では #kimono が 1 位であった。提案システムでの #kimono は、5 位から 12 位の間にあった。#kimono は、ACV での出力結果に含まれているが、色々なハッシュタグを同時に使用されているため、点数が低くなっていると考えられる。またほかの画像でも同様の結果が得られた。そのため現在の ACV で得られたタグに現状の検索結果に含まれるタグの数分の点数を与える方法を考え直し新たな方法を考える必要がある。

#### 5. おわりに

本稿では、Azure Computer Vision と Twitter を用いてその画像に最もふさわしいハッシュタグを付与する試みを行った。しかし、システムで出力された結果とアンケートを行った結果には、乖離がみられた。

今後の課題として、Azure Computer Vision で出力されるタグに対する点数の決定方法やグラフの構成方法を考え直し、アンケートにシステムの結果を近づける方策の検討が挙げられる。また今回試験的に行ったアンケートをクラウドソーシングなどを使いサンプル数を集める必要がある。

#### 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 18H03242 の助成を受けたものである。

#### 参考文献

- [1] Mention: Twitter Engagement Report 2018 (2018).
- [2] Hotho, A., Jäschke, R., Schmitz, C. and Stumme, G.: Information Retrieval in Folksonomies: Search and Ranking, *The Semantic Web: Research and Applications*

- (Sure, Y. and Domingue, J., eds.), Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, pp. 411–426 (2006).
- [3] Dubinko, M., Kumar, R., Magnani, J., Novak, J., Raghavan, P. and Tomkins, A.: Visualizing Tags over Time, *ACM Trans. Web*, Vol. 1, No. 2 (online), DOI: 10.1145/1255438.1255439 (2007).
- [4] Jing, Y. and Baluja, S.: Pagerank for Product Image Search, *Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web*, WWW '08, pp. 307–316 (online), DOI: 10.1145/1367497.1367540 (2008).
- [5] Hu, J., Shen, L. and Sun, G.: Squeeze-and-Excitation Networks, *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2018).
- [6] Yamasaki, T., Hu, J., Sano, S. and Aizawa, K.: FolkPopularityRank: Tag Recommendation for Enhancing Social Popularity using Text Tags in Content Sharing Services, *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-17*, pp. 3231–3237 (online), DOI: 10.24963/ijcai.2017/451 (2017).