

Title	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
Sub Title	
Author	鎌原, 欣司(Kamahara, Kinji) 林, 高樹(Hayashi, Takaki)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2017
Jtitle	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2017年度経営学 第3288号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002017-3288

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

学位論文 (2017 年度)

論文題名

Instagram 解析による効果的な SNS マーケティング手法を探る
ーハッシュタグを用いたアプローチー

主査	林 高樹 教授
副査	大林 厚臣 教授
副査	井上 哲浩 教授

氏 名	鎌原 欣司
-----	-------

論文要旨

所属ゼミ	林高樹研究室	氏名	鎌原 欣司
(論文題名)			
Instagram 解析による効果的な SNS マーケティング手法を探る ーハッシュタグを用いたアプローチー			
(内容の要旨)			
<p>本研究は、SNS サービスの発達にともない、SNS マーケティングにおける主体が、既存の Facebook や Twitter から、Instagram という写真投稿の特化した SNS サービスに変化しようとするその過渡期において、どのような特徴、利用方法があるかを明らかにすることを目的とした。Instagram 内で頻繁に利用されるハッシュタグ（#）機能に焦点を当て、実際に効果が高いと想定されるハッシュタグを導出し、写真投稿を行い、実験及び分析することで、新たなマーケティングツールとしての SNS 利用方法と、インフルエンサーと呼ばれるユーザー達の特徴的な行動の一端について論ずる。</p> <p>本研究では「LF レシオ」という値を定義し、その値に基づき取得したハッシュタグを利用することで、有意に多くの「いいね」を獲得できる可能性を示唆することが出来た。研究テーマとしても、Instagram ユーザーの特性や画像解析に特化した研究とは異なり、有効なハッシュタグの発見に焦点を絞り、定量的分析によって、効果を示すことができた点に一定の研究価値があると考えている。</p>			

第1章 序論	4
1.1. 研究背景・課題認識	4
1.1.1. SNS の変遷	4
1.1.2. SNS マーケティング	5
1.1.3. Instagram 解析における課題	7
1.2. 本研究の目的	8
第2章 方法論の構築	9
2.1. 先行研究	9
2.1.1. Instagram の特徴	9
2.1.2. ハッシュタグ（#）をめぐる動き	10
第3章 本論	13
3.1. 研究仮説	13
3.2. 実験における特定ハッシュタグ選定	14
3.3. 実験方法	15
3.4. 実験結果及びデータ解析	21
3.4.1. 実験 A	21
3.4.2. 実験 B	22
3.4.3. 実験 C	24
3.4.4. コンテンツ別のハッシュタグ（#）効果比較	26
3.5. 解析結果から得られる示唆	27
第4章 結論及び課題と今後の展望	28
4.1. 結論	28
4.2. 課題と今後の展望	29
第5章 参考文献	31

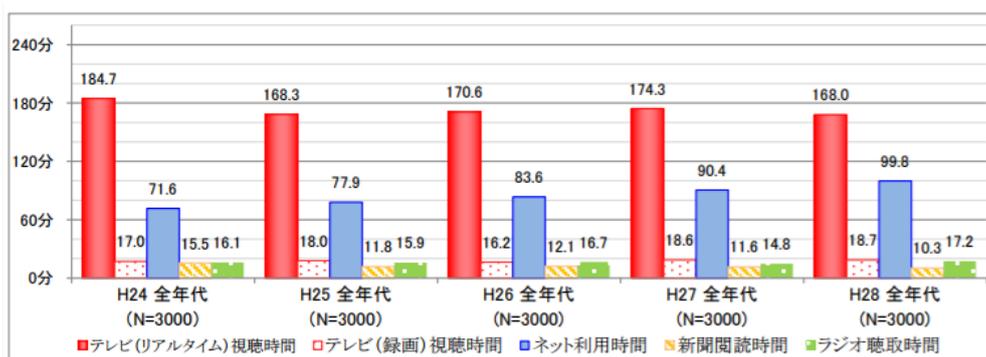
第1章 序論

1.1. 研究背景・課題認識

1.1.1. SNS の変遷

SNS マーケティングの重要性は言わずもがなである。『平成 28 年情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査』によると、30 代のスマートフォン利用率が 9 割を超えて 92.1% となり、50 代の利用率も 63.1% と大きく伸びている。テレビ（リアルタイム）視聴の平均時間は、平成 25 年の 184 分から、平日 168 分と減少傾向にある。一方で、インターネットの平均利用時間は、平成 25 年の平日 71.6 分、休日 86.1 分から一貫して増加傾向にあり、平日 99.8 分、休日 120 分となっている。年代別に見ても、10～20 代の平日のテレビ（リアルタイム）視聴は、平均利用時間及び行為者率ともに概ね減少傾向。30～50 代は、平成 28 年調査において 30 代及び 50 代の行為者率がそれぞれ 80% 台及び 90% 台を初めて割り込んでいる。インターネット利用については、特に平均利用時間に着目した場合、10～60 代の各年代において概ね増加傾向にある。マスメディア媒体の隆盛を眺めると、いまだにテレビ媒体の利用率は高く維持されているものの減少傾向にあり、インターネット媒体へ流入している。

図1-1 主なメディアの平均利用時間



またインターネットを利用する機器もスマートフォンに代表されるモバイル端末へと移行しており、とりわけ 10 代、20 代は圧倒的にモバイル端末によりインターネットを利用している。(図 1-2) このような情報取得環境において、モバイル端末と相性の良い SNS は然るべくして発達している。全世代における SNS 利用率は 70% を超え、50 代でも 60% を上回っている。60 代も 20% から 30% へ上昇するなど、高い伸び率を示している。(図 1-3) それに伴い、情報取得媒体としての SNS への信頼度は、9 割以上が SNS を利用する 10 代、20 代、30 代ではそれぞれ平成 27 年度の 25.9%、29.2%、28.7%、から平成 28 年度の 30.7%、42.4%、35.2% へと上昇し、今後、より一層、情報媒体として市場を固めていくのは想像に難くない。

図1-2 主な機器によるインターネット平均利用時間

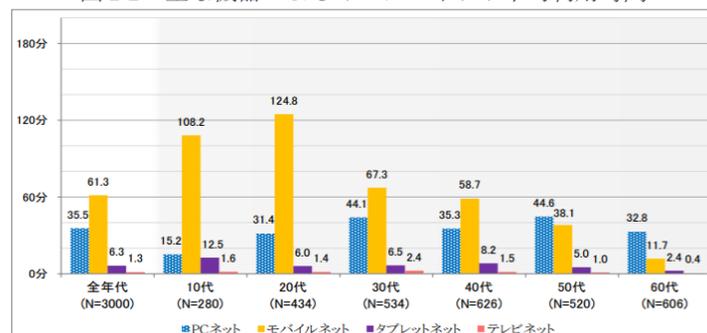
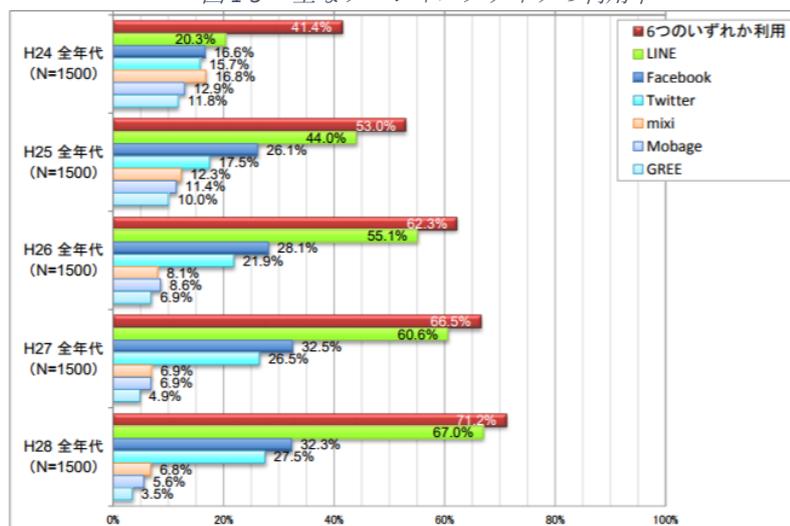


図1-3 主なソーシャルメディアの利用率



(参照：総務省『平成 29 年度版情報通信白書』)

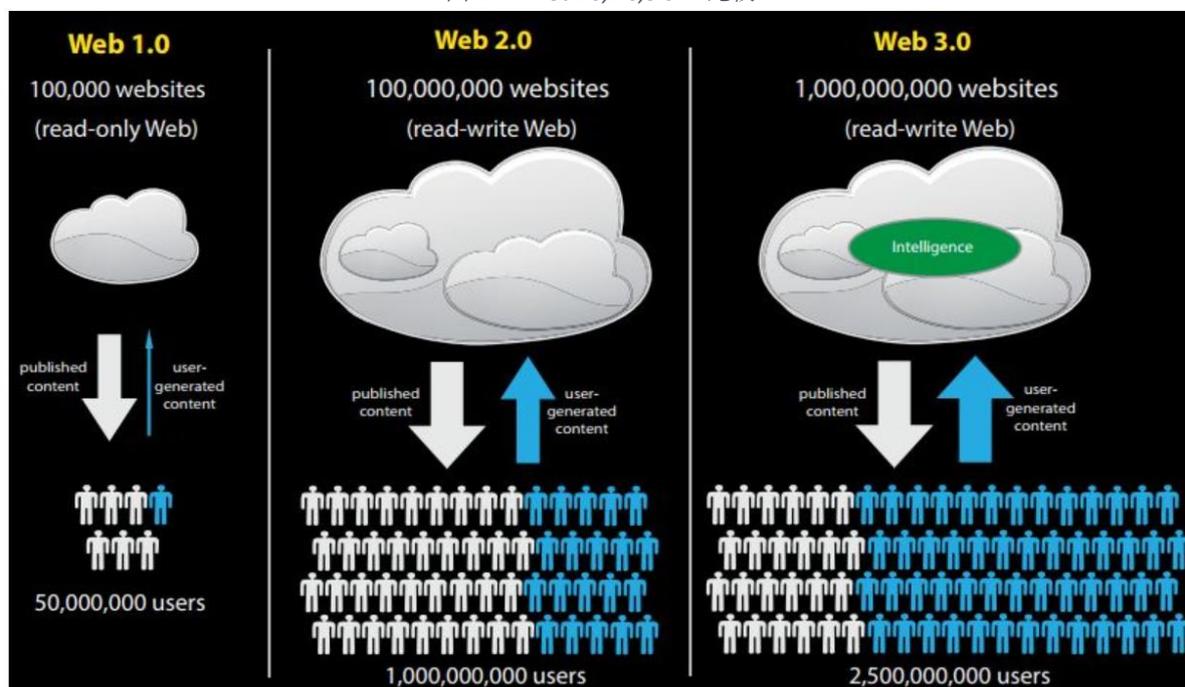
1.1.2. SNS マーケティング

SNS という概念を論じる上で、WEB1.0 から始まる潮流を見ることで、理解が深まるように考えられる。坂田 (2014) が述べるように、90 年代後半から、00 年前半までを、WEB1.0、04 年以降を WEB2.0 と呼び、前者は情報を一方的に探索するためにウェブサービスを利用し、後者はユーザーからの積極的なインプットができる点で異なっているという。この移行の背景には、ユーザーが高度な知識が無くても、情報発信できる場が提供されるようになったからである。彼が提示している例を借りるとすれば Britannica Online が Wikipedia へ移行し専門知識が簡単に手に入るようになり、Personal Websites が Blogging へと変化したことで気軽な情報発信が可能になった。そして Netscape が Google となったことで、ありとあらゆる情報が検索できるようになったという具合である。

このように大きなシステムの根幹が一方向でなく、プラットフォームを介した双方向の情報交換へと変化した。そして、体系的には定義されていないものの、マーケティングやエンジニア界隈では WEB3.0 という概念について議論されている。これは先述のプラットフォーム自

身に機械学習や AI といった機能を持たせたものである。言語処理や画像解析技術の進歩とともに、センサー機能が発達し、取得できる情報の質がより個人に紐づくような形へと変容してき

図1-4 web1.0,2.0,3.0 の比較



たことによる。例えば、fly と検索したときに、英語で「飛ぶ」か「ハエ」のどちらを検索しているかを、過去のネットワーク利用経歴や個人情報、センサーから取得できる何某かの情報を基に判断する。よりリアルな話であれば、ホテルの予約サイト内から、自身の嗜好に沿った部屋を自動で検索してくれるようなものである。

(参照：<http://researchhubs.com/post/computing/web-application/web-1-2-and-3.html>)

現在はまさに、技術の進歩とプラットフォームビジネスの台頭により WEB3.0 への過渡期であるように考えられる。従って、このプラットフォームの中心的な役割を担いうる SNS は必然的に大きな注目を浴びることとなる。上述の SNS をめぐる流れは大きな社会の変化であると、捉えられる。一方で、ビジネスという観点から SNS 眺めると、いくつかの特徴や条件が SNS に求められる。斉藤（2006）によれば、SNS の特徴は信頼性の高さや、情報のフィルタリング（既知の友人からのコメントだということが判別可）、ネットワーキングの容易（6次の隔たり、スモールワールド）であるとしている。またビジネスで活用できる条件として、非匿名性、信頼関係のネットワーク、個人属性、多面的プライベート空間、消費者視点の情報発信、安価なコミュニティ構築コストを挙げている。

筆者は、上記の特徴を色濃く反映している SNS が Instagram ではないかと考えている。SNS の特徴は当然ながら満たしている。ビジネスへの活用条件についても、十分に満たしていると考えられる。画像投稿を目的としているため、極めて情報は明確であるし、フォロワーの投稿の

みがタイムラインへ表示される仕組みにより、信頼や、プライベート、個性も担保されている。そして、facebook や twitter のような広告誘導型投稿は基本的にはなく、無料のサービスである。加えて、直近の SNS の情勢を鑑みると、Instagram ユーザーの伸びが大きい。(図 1-5) そして、WEB3.0 の特徴的な要素でもある個性を反映した画像を解析することが可能になるかもしれない。

図1-5 2016,2017 年の前年比ユーザー数成長率

	2016	Facebook	Twitter	Instagram	2017	Facebook	Twitter	Instagram
全体		2%	-2%	4%	全体	-3%	-1%	10%
20代		2%	1%	9%	20代	4%	6%	21%
30代		4%	3%	18%	30代	10%	-6%	4%
40代		7%	-1%	5%	40代	0%	-8%	8%
50代		-3%	-3%	3%	50代	-4%	-7%	8%
60代		5%	-5%	2%	60代	-15%	-6%	-1%

(参照：総務省『平成 29 年度版情報通信白書』を基に筆者が作成)

1.1.3. Instagram 解析における課題

先行研究として Twitter や Facebook の分析は比較的多く行われてきた。しかしながら、Instagram に関する研究は限定的である。Google scholar にて Facebook、Twitter、Instagram を検索すると、それぞれの hit 数は 1,870,000、2,280,000、66,500 と二桁の違いある (2017/12/24 時点)。実際に行われている研究はユーザーや写真分類による比較検証型の定性分析やアンケートによるデータ取得後、それを利用した解析が多い。一部、画像媒体 SNS ということで、Nadav Hochman (2012) のように、画像解析を利用した機械学習の要素を含んだ分析があるが、機械学習という点に重きを置き、Instagram そのものを議論していないものが多い。

上記にてデータを示したように現段階の数多ある SNS サービスにおいて、Instagram のユーザー数の伸びは著しい。加えて、Instagram は SNS 媒体の中でも特異な点を持っている。例えば画像共有に特化したサービスの提供や、「インスタ映え」という言葉が流行語大賞 (2017 年 ユーキャン新語・流行語大賞) を獲得したように、投稿する際のメッセージが基本的にポジティブな傾向が強いといった点である。既存の SNS は文章や短文の共有を主目的とし、友人やコミュニティ、公に向けて自身の考えを発信、共有する。従って、ネガティブな発信も多くされている。Instagram は見栄えの良い写真を共有する場として確立されているため、投稿写真は閲覧者の好意を得られるようなものが多く、コメントもポジティブであることが多い。

企業にとって、自身が写真投稿をする、もしくは他者によって投稿される意味とは、自社製品の紹介やブランドイメージの構築などにあると考えられる。そのような前提の下、閲覧者に好意的な写真であることを意識して投稿されている点やポジティブコメントが多い点などから、Instagram をマーケティングツールとして検討する価値があると考えられる。

本研究では、Instagram 内のユニークな特徴の一つであるハッシュタグ（#）に焦点を当てる。ハッシュタグ（#）は被検索数と大きく関連がある。ハッシュタグ（#）とは、写真投稿を検索する際に、関心のあるタグを検索することで、そのタグの付けられた写真を検索できる。ハッシュタグ（#）は写真投稿時に好きな文字を入力することで作成できるため、無限にタグ数は増加する。例えば、自分の名前を #kinjikamahara として、タグを作成することもできる。世界で最も多く利用されているタグには #love #pink などがある。また、#UNIQLO、「#muji」（良品計画）のように多くの企業が公式にタグを作成し、被検索数を増加させるために利用している。このようにマーケティングツールとして Instagram を検討する場合、ハッシュタグ（#）を利用しないということは考えづらいのである。

しかしながら、ハッシュタグ（#）を定量的に分析した研究はほとんど見当たらない。例えば、どのタグを利用すれば、より多くのユーザーに閲覧されるのか、またいいねなどのアクションが発生しやすいのか、特定タグを検索するのは、どのような属性のユーザーか、などハッシュタグ（#）の効果に焦点を当てた研究は極めて限定的である。

1.2. 本研究の目的

本研究の目的は三つある。一つ目は上述の通り、ハッシュタグ（#）の効果を明らかにすることである。様々な研究にて、タグを有効活用することで、閲覧される可能性が向上すると言及されているにも関わらず、定量的に示されていない。また、ユーザーもより多くのいいねやコメントを獲得するために、被利用回数の多いタグや、“「いいね」をもらえそうなタグ”を作成し利用している。何十ものタグが付けられた投稿写真を見かけることも珍しくない。しかしながら、実際に効果があるのかは不確かである。

二つ目は、昨今話題のインフルエンサーマーケティングについて議論を深めることである。所謂有名人、芸能人と呼ばれフォロワー数の多いアカウントが存在する。しかし、インフルエンサーの明確な定義はなく、知名度は低くとも、画像やその他要因を上手く利用することでいいね数やコメント数を平均より多く取得しているアカウントがあるかもしれない。これほどまでに SNS が発展し、オンライン上での出会いが日常化している中で、彼らの中に影響力を持つ人間もしくは、仮想媒体？の様なものが存在したとしても、何ら疑う余地はない。仮にインフルエンサーをレビュー数や、いいね数、フォロワー数などから定義し、彼らが投稿しやすい傾向にある商品や、商品の部位を特定することが出来れば、製品開発にプラスの影響を与える可能性がある。また、彼らのコメントやハッシュタグを分析し、相関の高い共有ワード等が特定できれば、そのワードやブランドを保有する企業や個人との共同プロジェクトの実行や、マーケティング施策の立案ができる可能性がある。

三つ目は、ハッシュタグ（#）により、ユーザーの志向性を明らかにすることである。ハッシュタグ（#）は、異なる複数のタグを併用することができる。被写体や、時間帯、閲覧して

もらいたいターゲットを狙ったもの、写真を通して伝えたいメッセージ、撮影方法についてなど様々な種類のタグが用いられる。各タグが共用される頻度を抽出することができれば、特定のタグを利用するユーザーは、例えばいくつかの異なる属性に分けられる可能性がある。企業であれば、これまでは認知されていないセグメントの開拓につながることも考えられる。

第2章 方法論の構築

2.1. 先行研究

2.1.1. Instagram の特徴

前米国大統領のオバマ氏も Instagram を積極的に利用し、家族やペット、趣味といった日常の様子を投稿することで、より個人的な関係性を国民と構築していたといわれている。Karimkhani (2014) 直近では安部首相も Instagram を始めたというニュースが流れた。(2017年12月19日：日刊ゲンダイ DIGITAL「安倍晋三首相が「インスタグラム」を新設 コメント欄には前向きな投稿以外は削除か」)

Instagram は Kevin Systrom (CEO) と Mike Krieger (CTO) によって、単純かつ創造性を掻き立てるような UI を追求することで作成された SNS サービスである。Kevin は経営科学とエンジニアリングを学び Twitter の前身である Odeo、Google で勤務の後、起業した。Mike は Symbolic Systems を学び、Meebo で勤務後、起業する。2010年10月にサービスをローンチしその時点で25,000ユーザーが同時登録する。翌年の2011年12月には iPhone App of the Year へ選出される。更に2012年4月に Facebook へ M&A される。その後もユーザー数は伸び続け、2013年2月に100M登録ユーザー、2014年12月300M、2015年9月400M、2016年12月600M、2017年4月700M、現在 Daily Active User (DAU) は500M以上、Monthly Active User (MAU) は800M以上となっている。(公式HPより) 毎年確実にユーザー数を100M伸ばしていることからわかるように、驚異的な成長を遂げている SNS である。

Instagram 研究について、体系的に整理した論文は数少ないが、坂田 (2016) によると先行研究は3つのタイプに分かれる。①ユーザに関する研究：利用動機の研究、エンゲージメントの研究、コミュニティの研究②プラットフォームに関する研究：構造の研究③企業・ブランド研究：利用動機の研究、マーケティング戦略の研究、マーケティング効果の研究である。

①ユーザーに関する研究：Bui (2014) や Lee, Lee, Moon, and Sung (2015) の Instagram を利用する動機をアンケートで取得し、社会的つながり (Social Interaction)、アーカイブ (Archiving)、自己表現 (Self-expression)、現実逃避 (Escapism)、のぞき見 (Peeking)、癒し (Therapy) の5つに分類している。またエンゲージメントをいいねやコメント数と定義し、Damon (2015) のように写真のエンゲージメント (いいね、コメント) が生まれやすい曜日や時間を特定している。また eMarketer (2015) によると、ソーシャルメディア (Facebook、Twitter、インスタグラム) におけるエンゲージメント比較を実施し、2014年でインスタグラム108%、Twitter32%、

Facebook27%と Instagram の特徴を示しているものもある。その他にも、Zarella (2014) はフィルターや、人物の有無によるエンゲージメントを測定している。どの研究も基本的にはアンケートや質疑ベースの研究である。

②プラットフォームに関する研究：Hu, Manikonda, and Kamnhampati (2014) の API を利用し個人アカウント写真が無作為に取得しクラスター分類をした研究がある。ferret (2015) は Instagram の特徴として拡散しにくい SNS 構造について論じる一方で、Zarella (2014) はハッシュタグ (#) を利用することで戦略的にコミュニケーションができると指摘している。

③企業・ブランドに関する研究：企業が Instagram を利用する動機について研究をしている Grizzell (2014) はエンゲージメントの高さや高い成長率など、9 つの要因を導出している。また投稿写真を見て店舗へ足を運んだ 30.3%が購入したというデータも発表している。(SMD, 2015) マーケティング戦略については Ashley (2015) が、実際に 3 タイプの写真を投稿し、フォロワー数の推移を計測することで、自身の生活感に合った写真がエンゲージメントを得られることを発見した。Wally and Koshy (2014) はグラウンドデッド・セオリー調査により、インタビューや客観的書類から質的分析をし、単語間の相関関係を導くことでいくつかのクラスターを作成した。結果として、Instagram はブランド認知とユーザーエンゲージメントをメリットと主張しているが、実際にユーザーは使い勝手の良さ、ユーザーフレンドリーな点を評価していると指摘した。Karimkhani (2014) は皮膚科のマーケティングにおける SNS 利用を論じた。大手病院や協会、機関紙は Facebook、Twitter を利用しているが、Instagram を利用していない。その一方で、小規模医院は積極的に利用していることに気付いた。外部ツールを利用し、# dermatology と併用されるタグを利用することで、エンゲージメントを高められ、集客につながると論じた。

2.1.2. ハッシュタグ (#) をめぐる動き

「Instagram がハッシュタグフォローをテスト中、タイムラインが大きく変わりそう」であると報じられた。(2017.11.12 The Bridge)その後、12月12日に Instagram が「ハッシュタグ」そのものをフォローできる機能を実際にリリースした。なぜハッシュタグフォロー機能が注目を浴びているか。Instagram の特性上、フォローした人の投稿画像のみがタイムラインへ表示されていた。タイムラインとは、Facebook や Twitter のように時間軸に沿って新規投稿が上から降順に表示されるものである。従って、当初は嗜好が会いフォローしたアカウントでも、そのアカウントからの投稿数が極端に増加すると、その人の個性がタイムラインへと色濃く反映されてしまう。一定年齢層の友人知人が多いと、タイムラインが子供と食べ物で占領されるという「加齢インスタあるある」という言葉ができたほどある。このようなユーザーの不満の一例を掲載する。

- 仕方なくフォローしてあげた上司のハッシュタグは、単に文章を分けているだけで『てにをは』が多すぎる。(25歳・女性・一般事務)

- 私が見ただけで、『#カレー部』『#サウナ部』『#蕎麦部』とハッシュタグを入れている先輩がいました。(26歳・女性・出版)
- うちの上司はそこそこ稼いでいるので、おいしい赤身肉をよく食べているのだけど、悲しいほどに構図がダサい。(25歳・女性・編集)
- とにかく料理は接写すればいいと思っているらしく、ラーメンも前菜もぜんぶ接写。そのため、Instagramの写真を一覧表示で見ると全体的に暑苦しい印象になる。(27歳・女性・広告)
- 私が投稿するたびに、足の裏にこびりついた米粒みたいにコメントしてくる。おかげで、最近は他の女のコたちからコメントがつきにくくなりました(27歳・女性・人材)

(参照：2017.11.12 The Bridge：<http://thebridge.jp/2017/11/instagram-tests-letting-you-follow-hashtags-instead-of-people-pickupnews>、日刊SPA：<https://nikkan-spa.jp/1102666/2>)

改めてInstagramにおけるハッシュタグ(＃)の役割を述べる。予め、写真の保存のみを目的としたユーザーが存在する場合は、彼らを除外して考えることを断っておく。それ以外は、エンゲージメント向上のために、写真を投稿していると仮定する。即ち、「いいね」やコメントを多く獲得することを目的として、写真を投稿している。ここでは簡略化のために「いいね」に絞って、その獲得プロセスを記述するが、コメントも同様である。(図2-1)「いいね」を獲得するためには、閲覧数とコンテンツの質を向上させるという選択肢が存在する。

コンテンツは、被写体と投稿者の写真技術に分解できるであろう。まず、「いいね」が獲得しやすい被写体は、常識的に考えて存在するだろう。例えば、それはオープンしたてのカフェの洒落た店舗レイアウトかもしれないし、可愛い犬なら思わず「いいね」を押したくなる可能性がある。法的な問題は別として、有名人のゴシップ的な写真などは間違いなくリアクションが発生するであろう。しかし、人気なカフェの人込みが嫌いならばカフェに行くのは苦痛であるし、パパラッチの様に有名人について回るのは、大多数の人にとっては気持ちの良い行動とは言えない。つまり、投稿したい写真が存在する前提の下で、その写真が「いいね」を獲得するプロセスを議論しなくては意味がないため、被写体についての議論は省略する。

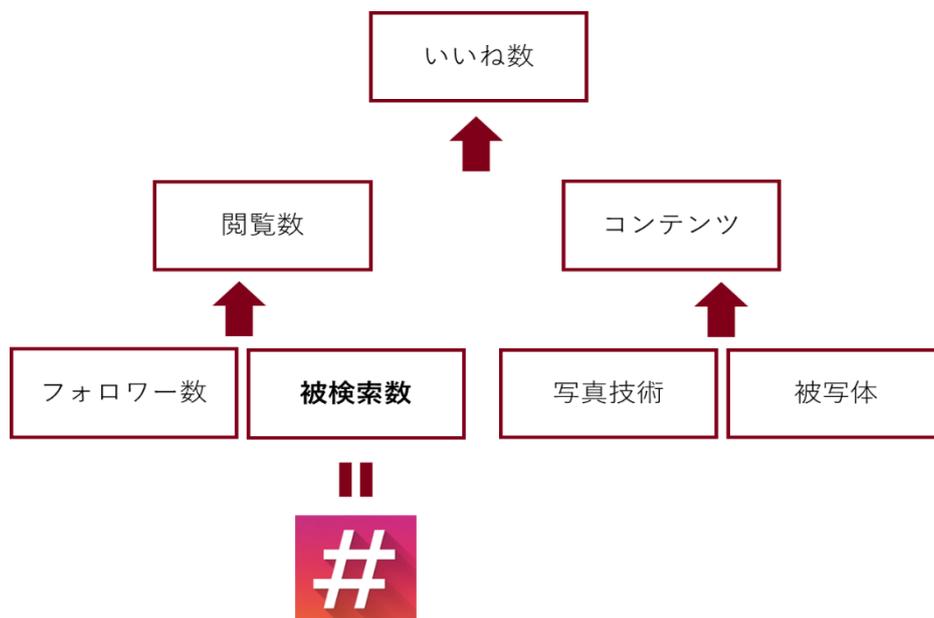
技術についてであるが、撮影者の写真撮影技術が「いいね」を獲得するにあたり、重要であるのは明白である。また、Instagramのフィルター機能を利用することで、プロが撮影したかのような写真を簡単に投稿できる点も編集技術としては無視できないであろう。しかしながら、技術の良し悪しを議論するためには、客観的な画像解析技術を利用した分析が必要になると想定される。従って、必要な時間と技術力が執筆者に不足しているため、今回の分析対象とはしないこととする。

コンテンツの質と同様に、投稿写真が閲覧される方法も二通りある。自身に対するフォロワーが彼らのタイムライン上にて投稿写真を発見するか、投稿写真へハッシュタグ（#）を付与し、そのハッシュタグ（#）が検索され、投稿写真が発見されるかである。フォロワー数は、一般ユーザーであれば Instagram を利用している友人知人の数に大きく左右されるだろう。この場合、自身の努力では限界がある可能性が高い。企業の場合は自社の知名度等に左右されるだろう。知名度を向上させるには、一定のコストがかかると想定されるが、そもそも知名度を低コストで向上させるための Instagram 利用であると考えたと論理が逆になってしまう。

フォロワー以外の公に向けた投稿をする唯一の手段がハッシュタグ（#）である。前述の通り、タグは既存タグ、もしくは新規で作成したタグを投稿時に付けることで、被検索率を向上させる。従って、どのようなユーザーであっても適切なタグを利用することでより多くのユーザーへリーチすることができるし、効果が薄ければタグを変更することも容易である。また、フォロワー数のように、獲得するまでの一定程度の時間コストや金銭コストが無く、安価でかつ即効性が期待できる。従って、エンゲージメント向上、即ちいいね数獲得に対して操作性と即効性を持って働きかけられる機能がハッシュタグ（#）であると考えられる。

Karimkhani (2014) が述べるように、エンゲージメントを向上させるために、効果的なハッシュタグ（#）を利用することを推進する研究は多々存在が、具体的にどのタグを利用すればエンゲージメントが向上するのかという問いまで踏み込んだものは発見できなかった。また属性によるハッシュタグの傾向を調査した Ye Zhang(2016)のように利用ハッシュタグ（#）を男女別カテゴリに分割した興味深い研究もあるが、そこからユーザーがどのような行動をとるべきかまでは言及されていない。Emilio Ferrara (2014) は API を利用し、ハッシュタグ（#）情報を数多く取得することで、投稿写真当たりの平均的なハッシュタグ（#）利用個数を導き出し、利用されているハッシュタグ（#）の効果（いいねやコメントの獲得回数）は限定的であること

図2-1 ハッシュタグ（#）の機能



を明らかにした。この研究における一つの限界は、大量の無作為に選別された写真に利用されているハッシュタグ（#）に価値を見出すことは困難であるという点である。なぜなら、ユーザーの大半が「いいね」を獲得できそうだと思うハッシュタグ（#）を利用していると推測されるが、そこには根拠がない。また被検索率を向上させるために無数のハッシュタグ（#）を利用している写真もあるため、平均的なハッシュタグ（#）当たりのいいね獲得率は低いと評価されてしまうのも納得できる。

このようにハッシュタグ（#）はユニークな機能であるにも関わらず、研究対象として十分に上げられているとは言えない。本研究における試みは、特定のタグが付与された写真を取得し、とりわけエンゲージメントが高い投稿写真（いいね数の多い写真）のみを抽出し、それらの投稿写真で利用される頻度が高いハッシュタグ（#）だけを抽出し、実際に利用することでハッシュタグ（#）の効果の有無を分析する。

第3章 本論

3.1. 研究仮説

先行研究の紹介にて記したように、アンケートベースにて、ユーザーをいくつかのタイプ別に分類したものや、「いいね」が獲得しやすい日時の特性を明らかにしている研究がある。また、生活感の感じられる写真が「いいね」を獲得できる傾向にあると述べる論文や、ハッシュタグの有効性について論ずる研究がある。これらの先行研究から、いくつかの推察ができる。まずは多くの研究にて、共通して論じられているテーマとして、ユーザーには属性があるということである。これは、定性、定量といった分析方法の違いや、画像もしくはタグといった比較対象の違いに依らず、何かしらの属性に分類できることが見て取れるものであった。また、ある写真に対するエンゲージメント（いいね数やコメント数）が高まる要因は、ユーザーの共感や関心事に触れた時であるということである。

本研究の目的で述べたように、ハッシュタグ（#）に焦点を当てるわけであるが、より具体的な特定の企業タグに絞り、その利用されている方法や状況を分析することにより、個別事例におけるエンゲージメントの推移や属性を明らかにできると考えられる。なぜならば、ユーザーが、ある企業のハッシュタグ（#）を利用し投稿する、または検索・閲覧するということは、その企業の提供するサービスやプロダクトを購入した、もしくは彼らの生活の中で一定の関心・共感があることをハッシュタグ（#）という媒体を通して反映していると推測できるからである。

そこで、具体的に特定企業のハッシュタグ（#）を選択し、そのハッシュタグ（#）と併用されるタグを抽出したうえで二つの仮説を提唱する。

- 1) 仮説：併用頻度が高いタグが付与された投稿写真は、併用頻度が低いタグが付与された投稿写真と比較し、ユーザーのエンゲージメント（いいね獲得数やコメント獲得数）が高くなる。なぜならば、特定企業のハッシュタグ（#）と併用される頻度が高いハッシュタグ（#）は、特定企業のハッシュタグ（#）を利用するユーザーにとって、より親和性の高いハッシュタグ（#）である可能性があるからである。

- 2) 仮説：併用される頻度が高いハッシュタグ（#）を付与した写真は、Instagram 全体で最も利用されているハッシュタグ（#）と比較しても、有意にエンゲージメントが高くなる。なぜならば、ハッシュタグ（#）の目的は、投稿写真との関連ワードを付与することで、閲覧数を伸ばし、「いいね」やコメントを獲得することである。故に、仮に投稿写真の内容に関係なく、最もエンゲージメントを獲得できる絶対的なハッシュタグが存在するとすれば、ハッシュタグ（#）の数は収斂されることになるからである。

以上の仮説を検証するために、特定企業のハッシュタグ（#）を選定し、そのハッシュタグ（#）と高頻度で併用されるタグ、低頻度で併用されるタグ、Instagram 全体で最も利用されているタグの三種類を利用し、実際に Instagram へ写真投稿をすることで A/B テスト実施し、タグの効果を検証する。

3.2. 実験における特定ハッシュタグ選定

特定企業のハッシュタグ（#）選定において、本研究では株式会社良品計画（以下、良品計画）の公式ハッシュタグ（「#muji」）を利用することとした。本研究が、内山（2016）の先行研究と比較できた場合には、より研究結果としての価値を向上させられると考えたためである。内山による先行研究は、良品計画のサービスである MUJI passport に登録している顧客 ID と彼らの Twitter ID 情報とを紐づけ、顧客のツイートをスクローリング後、ツイート内容において類似性の高い ID 同士で、セグメント化し、クラスターを形成している。これは、単純な企業内部データによるセグメント化に比べ、より顧客の日常の指向性を反映したものとなっており、興味深い結果を導き出されている。一方で、日常のツイートによるクラスター分類のため、購入商品とクラスターの紐づけが十分でないことや、Twitter 利用者は比較的若年層が多く、株式会社良品計画のメイン顧客である 20 代から 40 代前半の女性という層とずれがあること、そもそもツイートの質に意味のないものが多いなどの課題が提示されていた。このような課題にも回答できる可能性があると考えた。

3.3. 実験方法

Python (version.3.6.1) を利用し Instagram をスクレイピングし、「#muji」を使用している投稿画像を収集する。取得件数は以下の通り（図 3-1）で、取得情報はユーザーID、いいね数、フォロワー数、コメント、併用ハッシュタグ、そして投稿写真である。その後、今回の実験において利用するデータセットを作成した。各行が一つの投稿写真を意味し、カラムには投稿者 ID、いいね数、フォロワー数、いいね数をフォロワー数で除した値、つまりフォロワー一人当たりのいいね獲得回数（以下、文章の理解を容易にするため、Likes-to-Followers より、「LF レシオ」と呼ぶ。）、そして投稿写真に利用されたハッシュタグ（#）を入力している。（図 3-2）

利用されているハッシュタグ（#）をビジュアル的に理解するために、「#muji」を中心とした時の、各タグの共起関係を図示した。（図 3-3）先行研究について上述した通り、ユーザー属性についての分類研究が一定数、存在するわけであるが、ハッシュタグ（#）についてもいくつかのグループに分類されている事がわかる。この部分についてのビジュアル化過程や、読み取られる情報についての解釈や議論の余地があると想定されるが、実験をより複雑化させると考えられるため、本研究においては割愛する。

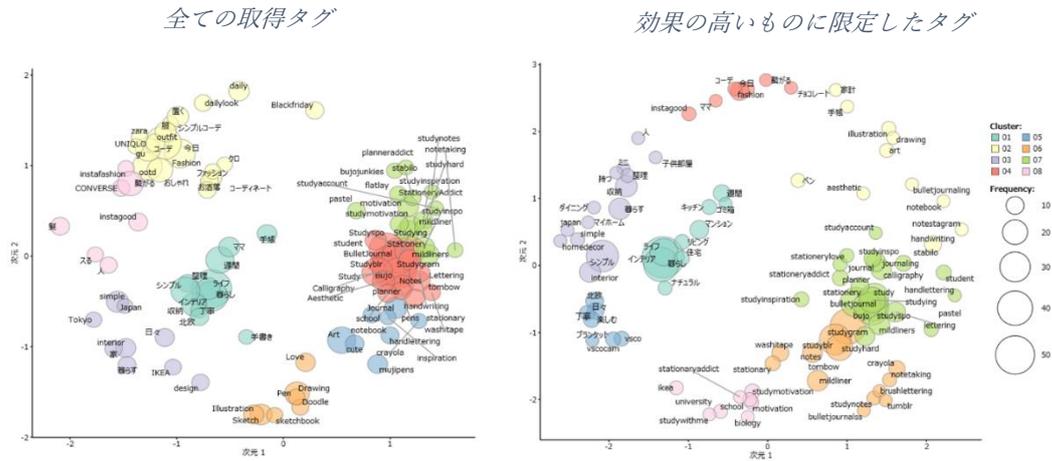
図3-1 検索ヒット数と取得写真・ハッシュタグ数

#muji検索ヒット数	
(12/24時点)	822,726
取得件数	12,789
#数	16,363

図3-2 取得データ概要（一部抜粋）

ID	likes	followers	likes/followers		
tousmesmoments	689	20	34.45	무지위크	無印良品
cashmere_wj	360	24	15.00		
yashita_aggarwal	1354	95	14.25	draw	bymyself
npstudying	39	3	13.00	canson	artist
themelaniegarcia	258	22	11.73	muji	
ourhour.official	8125	864	9.40	パックマ	クロスス
burcubloog	399	45	8.87	MUJI	
wbj1998	176	23	7.65	handletter	lettering

図 3-3 併用ハッシュタグ（#）によるクラスタ



その後、フォロワー以外で投稿写真を閲覧するためには、ハッシュタグ（#）を検索し投稿写真を発見する以外に方法が無いという Instagram の特性より、データセットをスクリーニングするにあたり以下のような条件を設定する。

- ① (LF レシオ > 1) を満たす写真に利用される # = 効果の高いハッシュタグ (#)
- ② (LF レシオ ≤ 1) を満たす写真に利用される # = 効果の低いハッシュタグ (#)

「LF レシオ」が 1 を上回る状態、即ちフォロワー数よりいいね数が多いということは、ハッシュタグ（#）により投稿写真へたどり着いたユーザーが必ずいることを意味する。加えて、この値が高いほど、ハッシュタグ（#）により投稿写真へたどり着いたユーザーの割合が高いことを意味する。従って、今回の実験では「LF レシオ」が 1 を上回る投稿写真に利用されているハッシュタグ（#）を抽出し、それらを効果が高いハッシュタグ（①）と仮定する。そして、それ以外のタグを、②効果が低いハッシュタグ（②）と仮定し、比較する。なお、本研究における効果とは、いいね取得率との相関を意味する。

今回の実験では、4 つのハッシュタグ群を作成し、実際にハッシュタグ群のみを変化させ同一写真を投稿することで、取得いいね数に有意な差が生じるかを検定する。以下に 4 群を記載する。

- A. ①の内、使用された頻度が高い上位 10 個のハッシュタグ群（この群を「high #」と呼ぶ。）
- B. ②の内、使用された頻度が高い上位 10 個のハッシュタグ群（この # 群を「low #」と呼ぶ。）
- C. ①の内、使用された頻度が高い上位 10 個のハッシュタグ群「high #」に、「# muji」を加えた 11 個のハッシュタグ群（この群を「highmuji #」と呼ぶ。）

D. Instagram 全体のハッシュタグの内、使用された頻度上位 10（この # 群を「top #」と呼ぶ。）

（参照：D のみ top-hashtags.com を参考）

図3-4 「high #」の構成タグ

タグ名	投稿数
#lettering	7,249,431
#暮らし	3,222,641
#インテリア	2,801,652
#stationery	2,570,867
#シンプル	1,563,961
#bulletjournal	1,349,623
#studygram	1,069,582
#ナチュラル	1,048,151
#bujo	1,007,556
#収納	236,363
合計	22,119,827

図3-5 「low #」の構成タグ10

タグ名	投稿数
#shopping	77,102,633
#sketch	57,890,839
#tokyo	29,362,670
#pen	13,312,471
#ファッション	7,839,086
#uniqlo	3,011,854
#おしゃれ	2,857,578
#gu	1,647,313
#plannernerd	1,444,888
#pens	1,101,053
合計	195,570,385

図3-6 「top #」の構成タグ10

タグ名	投稿数
#love	1,212,825,029
#instagood	698,345,187
#photooftheday	480,835,356
#fashion	455,688,869
#beautiful	442,787,147
#happy	410,504,479
#cute	402,868,268
#bt	400,422,898
#like4like	390,941,533
#followme	374,620,316
合計	5,269,839,082

さらに、四つの同条件アカウント（フォロワー数・フォロー数ともに 0）を作成する。このアカウントからの投稿写真を閲覧する方法はハッシュタグ（#）による検索のみである。これらを利用し、三つの異なる実験を行う。また、アカウント数を四つとした理由は、実験時間の削減のため、複数アカウントで同実験を平行して実施する目的がある。また、より多くのアカウントを作成すれば、時間短縮が見込めたが、複数アカウントから、共通のタグを利用した投稿が、同時に行われるのは不自然であるという理由により避けた。また、同時に複数アカウントの写真投稿を管理、数値を記録する作業には限界があった。

以下に、予め各実験に共通している留意点を記載する。

- 各四つのアカウントを X1,X2,Y1,Y2 とする。
- アカウントが不自然に見えないよう、ランダムなアカウント名を設定している。
- 同様の理由でプロフィール写真を設定する必要があったため、すべてのアカウントへ異なる小型犬の写真を利用している。
- 従って、アカウント名、プロフィール写真の影響を排除するため、実験 B,C については、全投稿数の半分は X1 と X2 同士（X グループと呼ぶ）、Y1 と Y2 同士（Y グループと呼ぶ）で「high #」と「low #」を入れ替えて付与する。
- 上記と同様の処理を実験 C の X と Y グループにでも行う。ただし「high #」と「top #」の入れ替えとある。
- 写真は、6割が良品計画の関連写真（無印製品、文房具、服、家具等）、その他は一切関連のない写真（風景、食事、動物等）を投稿している。

- 連続投稿によるタイムラインの占有によるユーザーの反感を防ぐため、次回投稿までに最低3時間以上空ける。
- 投稿の時間帯は、朝昼晩無作為に実施する。
- フォロワーの影響を排除するため、写真投稿の都度、フォロワーを削除する。

実験はA、B、Cの三種類である。各実験の概要を以下に示す。

図3-7 各実験方法の概要

	X1	X2	Y1	Y2	投稿回数	試用写真数
実験A	high#	highmuji#	high#	highmuji#	各10	40
実験A (3時間後)	highmuji#	high#	highmuji#	high#		
実験B	high#	low#	high#	low#	各50	100
実験C	high#	top#	high#	top#	各50	100

※各実験内同一色は、同一写真を意味する。

実験A：「# muji」の効果を調べる。

「# muji」が利用された写真を取得しているため、全てのハッシュタグ（#）が「# muji」と併用されていることになる。「# muji」自身に強い効果がある場合、以降の実験結果が、必ずしも他のハッシュタグ（#）により導出された結果ではなくなる可能性がある。従って「# muji」の効果を確認する。

- ① アカウント X1 へ投稿する写真へ「high #」を付与、同様にしてアカウント X2 の投稿写真へ「highmuji #」、アカウント Y1 の投稿写真へ「high #」、アカウント Y2 の投稿写真へ「highmuji #」を付与し、**4種類の異なる写真**を同時に投稿する。
- ② ①の投稿後、3時間以上間隔を空けた後に、①と同一の写真を再投稿する。但し、X1 と X2、Y1 と Y2 で**タグ群**を入れ替える。

※②を実施する理由は比較するハッシュタグ（#）に被りがあり、同時に投稿してしまうとタイムライン上に同一写真が表示されてしまうからである。

※同一写真ではあるが、時間帯とタグ群の2変数を変動させているため、タグ群による差異ではないという批判が想定される。4つのアカウントを利用し、同一時間、「# muji」有りと「# muji」無しを二つずつ投稿しているため、「# muji」有りから、「# muji」無しへ変更する場合と、「# muji」無しから、「# muji」有りへ変更する場合とで

結果に差が生じないように留意している。またアカウントにつき投稿回数 10 回、「# muji」有りとなしで実施するため 20 回となり、四つのアカウントなので合計 80 回投稿していることとなる。試行回数が多いため、本研究においては、大数の法則に従い十分に安定していると考えられる。

実験 B：「high #」と「low #」の効果調べる。

① アカウント X1 へ投稿する写真へ「high #」を付与、アカウント X2 の投稿写真へ「low #」を付与し、X1 と X2 で**同一写真**を投稿する。

② ①と同様にして、アカウント Y1 の投稿写真へ「high #」、アカウント Y2 の投稿写真へ「low #」を付与し、Y1 と Y2 で**同一写真**を投稿する。

※効果の高いハッシュタグ群「high #」と効果の低いハッシュタグ群「low #」の効果比較する。

※各アカウント投稿回数 50 回、X,Y グループ内はそれぞれ同一写真を投稿しているため、4 アカウント合計で 100 枚の写真を投稿。

実験 B 投稿写真 (イメージ)



High #



low #

実験C：「high#」と「top#」の効果と比較する。

- ① 手順は実験Bと同様である。但し、付与するハッシュタグ（#）として、「low#」の代わりに、「top#」を用いる。「high#」に変更はない。

※効果の高いハッシュタグ群「high#」はInstagram内で最も利用されているハッシュタグ群「top#」と比較しても有効であるかを確認する。何も思考せずに、よく利用されるハッシュタグ（#）を使用するだけで、投稿に対するいいね数が伸びるのであれば、結論は単調なものになってしまう。しかし、「high#」の効果が「top#」に対して有意に上回れば、ハッシュタグ（#）利用に関する一定の示唆を導出できるはずである。

実験C 投稿写真（イメージ）



high



top #

3.4. 実験結果及びデータ解析

各実験にて、取得したいいね数を基にデータセットを作成する。いいね数分布の正規性の確認後、パラメトリック検定もしくはノンパラメトリック検定へと進む。

3.4.1. 実験 A

「high #」を利用した投稿写真 40、「highmuji #」を利用した投稿写真 40 を利用し、40 個いいね数を保有するデータセットを二つ作成する。標本数が比較的少ないため、シャピロウィルクの正規性検定を利用し、いいね数分布の正規性を確認する。検定の結果「high #」の p 値は 0.475、「highmuji #」の p 値 0.1032 となり帰無仮説（正規性）を棄却できないため、正規性を持つと想定する。次に母分散の比の検定の結果は、p 値 0.3621 で帰無仮説（母分散の大きさが等しい）が棄却されないため、分散に差がないと考えられる。等分散の t 検定の結果は、p 値が 0.736 となり、帰無仮説が棄却されず、有意な差が見られるとは言えない。

実験結果より、「# muji」の効果があるとは認められなかった。更に実験結果を確実なものとするため、個別実験として、「# muji」のみを付与した写真を 30 個ほど投稿したが、いいねが取得できる写真は 5 つほどで、どれも 2~3 個ほどのいいね数と極めて限定的な効果であった。従って、以降に実施する実験 B、C における結果は、利用しているハッシュタグ（#）によるものであると考える。なお、図 3-7 で実験 A におけるデータの分布を示している。箱ひげ図はいいね数のバラつき、ヒストグラムは横軸にいいね数、縦軸にいいね数を獲得した写真の合計数を示している。

Shapiro-Wilk normality test

data: dataA\$high

W = 0.96289, p-value = 0.475

data: dataA\$highmuji

W = 0.93322, p-value = 0.1032

F test to compare two variances

data: dataA\$high and dataA\$highmuji

F = 1.458, num df = 24, denom df = 24, p-value = 0.3621

alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1

95 percent confidence interval:

0.6425113 3.3086888

sample estimates:

ratio of variances

1.458036

Two Sample t-test

data: dataA\$high and dataA\$highmuji

t = 0.33917, df = 48, p-value = 0.736

alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0

95 percent confidence interval:

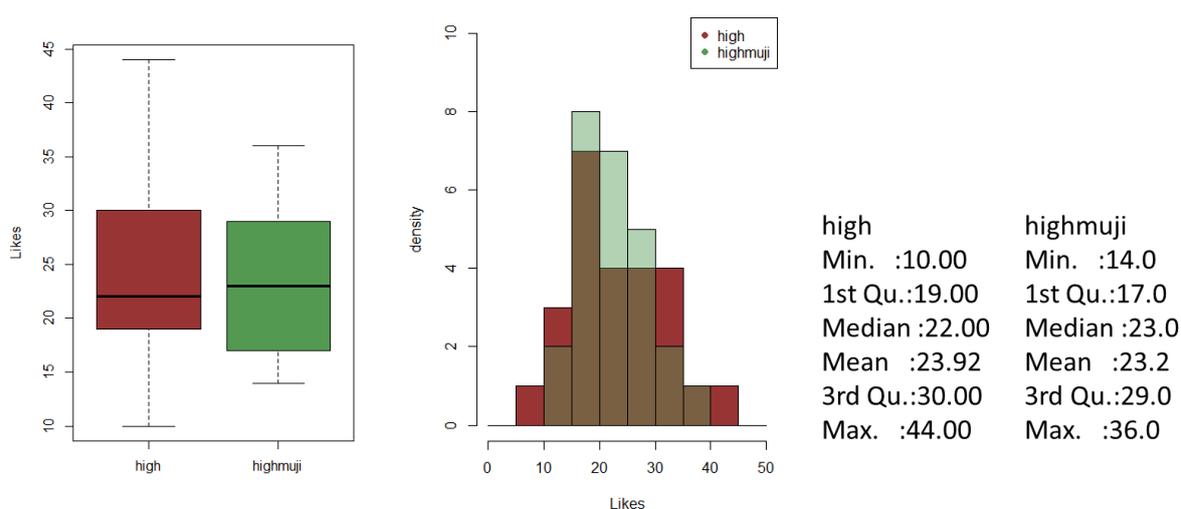
-3.548232 4.988232

sample estimates:

mean of x mean of y

23.92 23.20

図3-8 実験A データ概要



3.4.2. 実験 B

「high #」を利用した投稿写真 50、「low #」を利用した投稿写真 50 を利用し、100 個いいね数を保有するデータセットを二つ作成する。実験 A と同様にいいね数分布の正規性を確認する。検定の結果「high #」の p 値は 2.738e-06、「low #」の p 値 3.036e-10 となり、どちらも帰無仮説（正規性）を棄却するため、正規性を持たないとする。従ってノンパラメトリック、ウィルコクソン検定（片側検定）を採用する。p 値が 3.649e-14 となり、帰無仮説が棄却され、「high #」が、有意により多く「いいね」を獲得していることがわかる。

実験結果より、「high #」を利用することにより、いいね数が増加することが確認できる。各 10 個のハッシュタグ（#）被利用数の合計は「low #」が圧倒的に多いにも関わらず、このような結果となった。

Shapiro-Wilk normality test

data: dataB\$high

W = 0.91902, p-value = 2.738e-06

data: dataB\$low

W = 0.83125, p-value = 3.036e-10

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: dataB\$high and dataB\$low

W = 10716, p-value = 3.649e-14

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

以下、参考までにデータ量が増加し、正規性があると想定される場合の検定を実施した。

F test to compare two variances

data: dataB\$high and dataB\$low

F = 1.2645, num df = 116, denom df = 116, p-value = 0.2078

alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1

95 percent confidence interval:

0.8771689 1.8229319

sample estimates:

ratio of variances

1.264523

上記より、等分散の場合における平均値の差の検定を実施する。

Two Sample t-test

data: dataB\$high and dataB\$low

t = 7.1111, df = 232, p-value = 1.415e-11

alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0

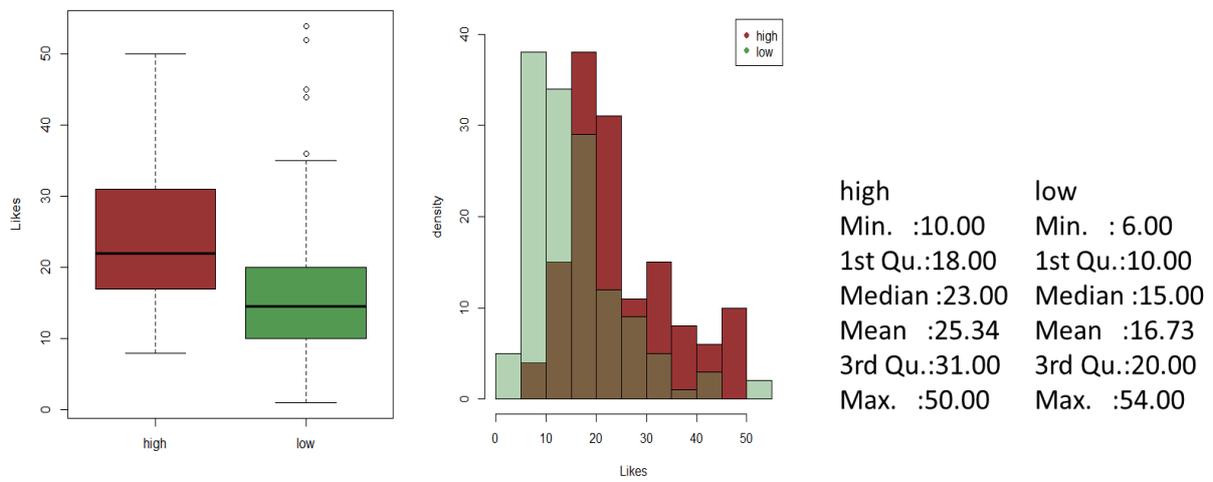
95 percent confidence interval:

6.228346 11.002423

sample estimates:

mean of x mean of y

図3-9 実験B データ概要



3.4.3. 実験C

同様にいいね分布の正規性を確認する。検定の結果「high #」の p 値は 2.837e-06、「top #」の p 値 0.05766 となりどちらも帰無仮説（正規性）を棄却するため、正規性を持たないとする。従ってウィルコクソン検定を採用する。p 値が 2.2e-16 となり、帰無仮説が棄却され、「high #」が、有意により多く「いいね」を獲得していることがわかる。

実験結果より、驚くべきことに「high #」を利用することにより、「top #」よりもいいね数が有意に増加することが確認できる。実験 B と同様に、各 10 個の # 被利用数の合計は「top #」が圧倒的に多いにも関わらず、このような結果となった。

Shapiro-Wilk normality test

data: dataC\$high

W = 0.90542, p-value = 2.837e-06

data: dataC\$top

W = 0.97515, p-value = 0.05766

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: dataC\$high and dataC\$top

W = 9108, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

以下、参考までにデータ量が増加し、正規性があると想定される場合の検定を実施した。

F test to compare two variances

data: dataC\$high and dataC\$top

F = 6.6245, num df = 98, denom df = 98, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1

95 percent confidence interval:

4.448127 9.865596

sample estimates:

ratio of variances

6.624456

上記より、不等分散の場合における平均値の差の検定を実施する。

Welch Two Sample t-test

data: dataC\$high and dataC\$top

t = 12.153, df = 126.93, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0

95 percent confidence interval:

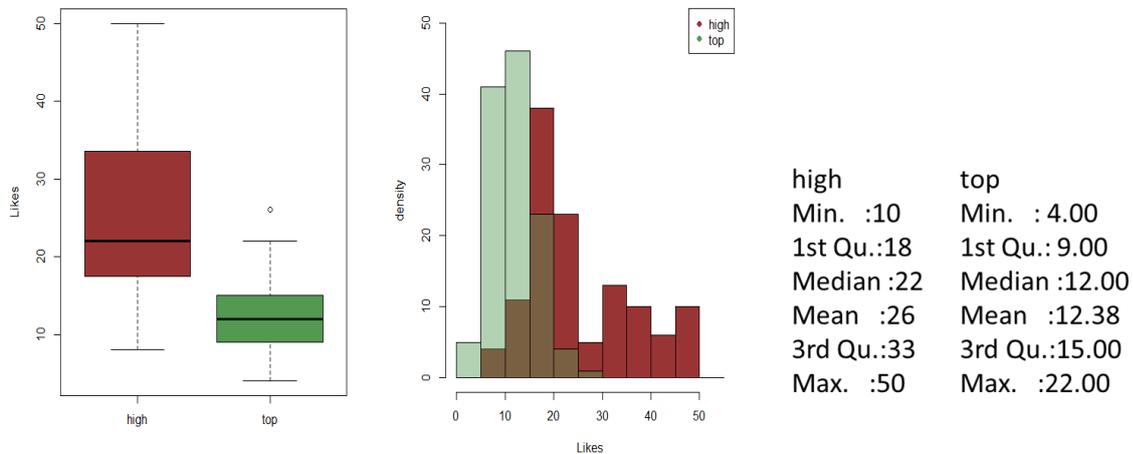
11.39903 15.83329

sample estimates:

mean of x mean of y

26.00000 12.38384

図3-10 実験C データ概要



3.4.4. コンテンツ別のハッシュタグ (#) 効果比較

更に上記の実験過程によって取得されたデータを基に、良品計画に関連する写真と、関連しない写真よるハッシュタグ (#) の効果を比較する。今回取得したデータの中から「high#」と関連のある写真（無印製品、文房具、服、学習系等）60枚とその他は一切関連のない写真（風景、食事、動物等）60枚のデータを抽出する。この時、どちらとも「high#」を付与した写真に限定する。この二つのグループを比較し、検定の流れは、実験B、Cと同様に実施し、分析を行った。なお、「high#」と関連する写真を選定する際の恣意性に関しては否定することが出来ない。しかし、120枚という投稿写真の数により、多少の写真選択における人為的誤差は平均化されていると考える。

結果は、正規性の確認を行った後（棄却された）、検定した結果 p 値が 0.0003905 となったことから、帰無仮説が棄却されハッシュタグと関連を持った写真投稿が有意により多くの「いいね」を獲得していることが分かった。

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: dataD\$highrtand dataD\$highrf

W = 2553, p-value = 0.0003905

alternative hypothesis:

true location shift is not equal to 0

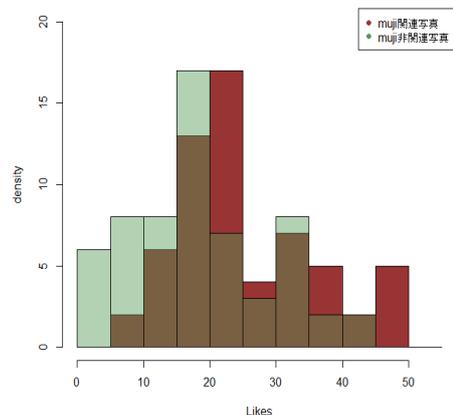
参考までに等分散の t 検定を実施しておく。

Two Sample t-test

data: dataD\$highrt and dataD\$highrf

t = 3.5809, df = 120, p-value = 0.0004955

図3-11 写真別いいね獲得数



alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0

95 percent confidence interval:

3.034309 10.539461

sample estimates: mean of x mean of y

25.85246 19.06557

3.5. 解析結果から得られる示唆

実験及び分析の結果から適切なハッシュタグ（#）を利用することでユーザーのエンゲージメント（いいね数の獲得）を高められることが分かった。図 3-3,4,5 から読み取れるように、「low #」及び「top #」は「high #」よりも圧倒的に被利用回数の多いハッシュタグ群である。一般的には、利用される回数の多いタグをつけることで、最も多くのユーザーへ繋がることができ、エンゲージメントを向上させると考えられている。今回の研究により、Instagram 全体での各タグの被利用回数とユーザーのエンゲージメントとは必ずしも一致しないことが明確となった。

このような実験結果となった理由は三つ考えられる。まずは、被利用回数が多いタグは、そのタグが付いた投稿写真の数が多いことを意味しているため、投稿してから、タイムラインの上位から脱落する時間が早くなる。それ故に、被利用回数が高いタグを付けることで、逆に閲覧される可能性が低下している可能性がある。二つ目は、ハッシュタグの被利用数とハッシュタグが実際に検索される回数に相関がない可能性がある。即ち、ユーザーが検索されやすいと考えて利用しているハッシュタグと実際に検索されやすいハッシュタグには相違があるかもしれないということだ。三つ目にハッシュタグの被利用回数と被検索回数に相関があるとしても、そのハッシュタグに対するユーザーの関心の強さや熱中度のようなものに違いがある可能性がある。即ち同じ被検索率のハッシュタグであったとしても、ヒットした写真をどの程度まで過去のページへ遡り、閲覧しに行くかという関心の深さに違いがある可能性があるということである。これと同様の理由で、「いいね」を押す確率が異なる可能性もあると推測される。具体例を挙げるとすれば、「#KBS」を検索するユーザーは、とりわけ「いいね」などのアクションを起こす可能性が高いことがあり得るということである。

今回の実験及び分析において、投稿者アカウント（X1、X2、Y1、Y2）から、閲覧者へ与える影響は投稿写真とハッシュタグ以外の一切を排除している。しかしながら、実験投稿の度にフォロワーが上昇し、1件の投稿で30名近いフォローを受けることもあった。今回は実験計画上、写真投稿の都度、フォロワーを削除してしまったが、百枚以上の実験投稿をしている中での体感として、500フォロワー程度の獲得であれば容易であるだろうと考えている。インフ

ルエンサーマーケティングについて議論を深めることが本研究の目的の一つであるわけであるが、上述の理由によりハッシュタグによるインフルエンサー形成の可能性を示唆することができるのではないだろうか。

本文序盤で述べたように、有名人、芸能人と呼ばれ、フォロワー数の多いユーザーが存在する。しかし、企業が彼ら彼女らをインフルエンサーとして利用する場合には、大きなコストがかかるのはもちろん、インフルエンサー自身のイメージに良くも悪くも左右される。今回の研究については、より内容を深化させる余地があるが、小規模インフルエンサーを友人知人規模のユーザー、大規模インフルエンサーを有名人等だとするならば、本来の知名度は低くとも、ハッシュタグや画像を上手く利用することで、自前の中規模インフルエンサーを構築できる可能性がある。現在、インフルエンサーと検索すると、影響力を持つ人に焦点が絞られた記事が多くヒットする。しかし、Instagram がタグフォロー機能をリリースした今、インフルエンサーを構成する要因の一つとして、ハッシュタグは重要な位置を占めることになるかと推察される。

本研究の目的の三つ目はユーザーの志向性をハッシュタグにより明らかにすることであった。今回取得したデータを基に、併用される回数の多いハッシュタグ（#）同士の距離を接近させる形で視覚化を図った。あくまで、定性的な分析にはなるが、全てのタグと効果の高いタグに限定した場合には、いくつかの違いが発見された。まずは、全体タグでは、はっきりグループとして捉えられるアパレル群であるが、効果の高いタグには顕著には表れるとは言えない。逆にシンプルやミニマリスト的タグは効果の高いタグにて比較的強く表れている。また、どちらにおいても、スタディ系やナチュラル、ライフといったグループは強く表れている。本研究においては、「# muji」と併用されるタグの属性を調べたわけであるが、いくつかの属性に分割できることは明確となった。このように属性分けをした上で、さらに各属性のアカウントへ入り込み、投稿画像や、コメント、ハッシュタグを分析できれば、より精緻な属性の特徴が理解できると考えられる。また、共起関係の高いハッシュタグは、ユーザーの興味関心の表れであると考えられるとすれば、その組み合わせに適した商品開発や、他企業との協力関係を結ぶ際の参考になる可能性がある。

第4章 結論及び課題と今後の展望

4.1. 結論

本研究では A/B テストという形でハッシュタグ（#）の効果を検証した。「LF レシオ」と定義した値が 1 を超える投稿写真によって、多く利用されているハッシュタグ（#）には、「いいね」を効果的に獲得するのではないかとという仮説をたてた。そして、3つの実験を実施することで、仮説検証を図り、当初の仮説を支持することが出来た。仮説検証においては、異なるハッシュタグ（#）に焦点を当て、いいね獲得に関する差異を分析した。それに加えて、実験

の後に追加で二項目の分析を行った。まずは、写真内容によるいいね数獲得数の違いを分析し、ユーザーは共感や関心を持つハッシュタグ（#）を利用しており、それらに対応している写真コンテンツを投稿することでユーザーのアクションを引き出せることが明らかになった。そして、ユーザー属性の分類も実施したが、この結果に基づき利用ハッシュタグとコンテンツを選定することが可能になるかもしれない。

本研究における目的は SNS ツールの発達にともなう、SNS マーケティングにおける主体が、既存の Facebook や Twitter から Instagram という写真投稿の特化したコミュニティに変化しようとするその過渡期において、改めてどのような特徴、利用方法があるかを明らかにすることを目的とした。ハッシュタグ（#）という機能に焦点を当て、実験したわけであるが、幸いにも研究中に Instagram がハッシュタグフォローという機能をリリースし、「インスタ映え」が流行語大賞に選出されるなど、研究テーマとしての価値を向上してもらえるような外部要因にも恵まれた。研究結果としても、想定を上回るハッシュタグの効果を見出すことができた。今回は良品計画の公式ハッシュタグである「# muji」を中心とした、ハッシュタグの効果と状況について実験したが、同様の手法を用いれば、他のハッシュタグ（#）においても応用が可能である。

また、エンゲージメントの高さがインフルエンサーの要素の一端を担いうる可能性を示すことができた。インフルエンサーは未だ定義付けされていないが、影響があることを示す指標の一つがいいね数であることに疑いの余地はない。単純ではあるが、万人にとって極めて明快な論理に基づく「LFレシオ」という値を定義することで本研究においては、容易に効果の高いハッシュタグ（#）を発見できることを示した。このように、一切のユーザー情報や、写真情報に依らず、いいね数の獲得向上に貢献できるハッシュタグの存在が確認できたことは、Instagram におけるインフルエンサーの要素の解明の一片となっているかと考えられる。

4.2. 課題と今後の展望

今回の研究においては、より深い分析が必要である点が多々残っていると推測されるが、とりわけ言及しておくべき点をあげる。

まず、必要なデータを取得するに当たり特定ハッシュタグ「# muji」を利用した。従って、スクリーニングの段階で、「# muji」に紐付けられたハッシュタグ（#）を絞り込んでいる。従って、「# muji」以外のハッシュタグ（#）を利用し、同様の実験を実施した場合、異なる結果が観察される可能性は否定できない。このような理由により、本研究結果を直ちに一般化するのは危険である。

次に、時間の都合上、不可能であったが実際にはより効果の高いハッシュタグが存在する可能性がある。考察で述べたように、被利用回数が少ないとしても、特定のハッシュタグを検索する人は、「いいね」をする確率や、過去まで遡って写真を探索する可能性が高いからである。

企業や組織のマーケティング施策として、実行する場合には、写真投稿から、ハッシュタグの添付、データの取得のサイクルを複数アカウントで実施する一連の流れをオートメーション化することで、より低コストで精緻な結果が得られるはずである。

上記にも関連するが、時間の関係上実施できなかったが、本研究の価値を向上させるであろうと考えられる実験にも触れる。今回は、二群間の差の検定を実施したわけであるが、三群、もしくはそれ以上の群数を利用し、同一写真を複数アカウントで投稿することで、それぞれの群を説明変数とし、「いいね」の獲得数を被説明変数とすることで、一般化線形モデルの確立が可能であるだろう。また、群内のタグ上位10個の選定にあたり、個別企業への提案を想定する場合には、より事業施策と関連性の高いタグに絞り、実験を行うことで、企業にとっては価値の高い効果示唆が得られる可能性がある。具体的には、本研究では良品計画が事業施策に落とし込めるタグ、例えば消しゴム、ベッド、ペン、カレーといったタグに絞るといった具合である。

また、「いいね」を押したアカウントについてもより深く精査する必要があるであろう。近年「Bot」と呼ばれる、本来であれば人間が行うタスクを、あたかも人間が行っているかのようにオートメーション化する技術開発が目覚ましい。特定のユーザーの投稿写真や、特定のハッシュタグ（#）の利用された投稿写真に、「いいね」を自動的に押す機能を持つ Bot を開発することは、比較的簡単であると予想される。従って、「いいね」の獲得数とユーザーのエンゲージメントに直接的な相関があると結論づけるのは早計である可能性は捨てきれない。しかしながら、Bot のような機能が将来的には重要な研究対象となる可能性も示している。なぜなら、Instagram では、いいね数の絶対獲得数が多い投稿写真は、通常投稿とは別枠で取り上げられ、ユーザーに閲覧される回数が増加する。従ってユーザーの意向とは関係なく、いかに Bot に「いいね」を押してもらうかを考えることが、企業等にとっては重要となる可能性があるからである。また、Bot を開発するのはあくまで人間であるため、元をたどれば Bot の意向は人間の関心を多少なりとも反映していると考えられることも出来るだろう。

最後に画像解析による定量的分析の可能性についても触れる必要がある。本研究では次元圧縮しクラスター分類することで、視覚化することができた。しかしながら、具体的な施策へ落とし込むためには、定量的な分析が必要である。なぜならば、属性が判別できた後に、その属性をもつユーザーの投稿写真（被写体）と紐づけることで、初めて現実的な事物と Instagram 内の属性の関連性に価値を見出せるからである。そのためには、本研究では取り扱うことができなかった、画像解析技術を取り入れるべきであると考えている。画像解析技術を利用すれば、属性内の投稿写真を分析し、獲得いいね数やコメントが多い写真に共通する商品やブランド、同時に写真に撮影される被写体を割り出すことで、本研究では十分に達成できなかったコンテンツに対する具体的な施策までたどり着けるからである。

第5章 参考文献

- Ashley, Ha (2015) "An Experiment: Instagram Marketing Techniques and Their Effectiveness,"
Communication Studies Department Senior Projects from 2015.
- Bui, Thuy-Vy (2014) "Social Media on a Stick: A uses and gratification approach toward helping mobile
food vendors engage consumers on Instagram,"
Strategic Communication Capstone Projects (56).
- Damon, Beres (2015) "Here's The Best Time To Post A Photo On Instagram,"
<http://www.huffingtonpost.com/damon-beres>
- eMarketer (2015) "Brand Engagement on Instagram Is High-for Now," article, available at
<http://www.emarketer.com/Article/Brand-Engagement-on-Instagram-HighforNow/1012789>
- Emilio Ferrara, Roberto Interdonato, Andrea Tagarelli DIMES (2014) "Online Popularity and
Topical Interests through the Lens of Instagram"
- ferret (2015) 「Instagram を活用したソーシャルメディアマーケティングセミナー」
- Grizzell, D (2014) "16 Instagram Statistics You Need to Know," post, available at
<http://www.agorapulse.com/blog/16-instagram-statistics-infographic>
- Karimkhani, Chante Connett, Jessica Boyers, Lindsay et al.(2014) "Dermatology Online
Journal :Dermatology on Instagram"
- Lee, Eunji., Lee, Jung-Ah., Moon, Jang. Ho., and Sung, Yongjun (2015) "Pictures Speak Louder than Words:
Motivations for Using Instagram," *Cyberpsychology,
Behavior and Social Networking* 18(9), pp.552-556.
- Papers from the 2012 ICWSM Workshop, Nadav Hochman , Raz Schwartz (2012)"Visualizing
Instagram: Tracing Cultural Visual Rhythms"
- SMD (2015) 「Instagram、投稿を参考にして商品の購入経験があるユーザは4割超も」
- Ye Zhanga, FakhriBaghirova, HazarinaHashima and Jamie Murphy(2016) "Gender and
Instagram Hashtags: A Study of # Malaysianfood"
- Yuheng, Hu., Lydia, Manikonda., and Subbarao, Kambhampati (2014) "What We Instagram: SA First
Analysis of Instagram Photo Content and User Types," *ICWSM*, pp.595-598.
- 内山貴博 (2016) 『ソーシャルデータ解析に基づく購買行動モデリング手法の提案』
- 斉藤徹 (2006) 「SNS がビジネスを変える」、的場大輔・藤井達人・川井拓也・猪川知
紀・宇佐美進典・在賀耕平・宮澤弦・伊藤靖著、『SNS ビジネス・ガイドーweb2.0
で変る顧客マーケティングのルールー』、インプレスジャパン. 42-68 頁
- 坂田利康 (2014) 『SNS マーケティング戦略ー Facebook を使った価値共創による商品開発、
総合的 O2O、ユーザー・アナリティクスの事例によるー考察ー』
- 坂田利康 (2016) 『インスタグラム・マーケティング戦略ーユーザーのエンゲージメント獲得

に向けた 広告コミュニケーション ー』
総務省（2016）『情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査』