

Instagram の投稿に対するユーザの反応特性とモデル化に関する研究

堂岡 優陸¹⁾ 佐藤 寧洋¹⁾
Doka Yuhei Yasuhiro Sato

1 はじめに

現在のようにインターネットが普及するまでは、テレビやラジオ、雑誌、新聞などが広告の主流であった。しかし、インターネットが急速に普及し、PC やスマートフォンなどの機器を一人一台以上所有していることが当然となった現在では、広告やマーケティングなどの仕組みが大きく変遷しつつある。インターネットにおける情報拡散の手段の一つが、Twitter や Facebook などに代表される Social Networking Service (SNS) である。SNS では、これまでのように対面での友人関係のみならず、趣味・嗜好が合う見知らぬ人ともオンラインで気軽に知り合うことができるようになった。SNS は個人の情報収集のみならず、企業などの広告活動にも積極的に利用されており、広告費の観点では、2021 年にはテレビの広告費をインターネットの広告費が初めて上回るという統計 [1] が示されており、SNS は宣伝広告の中心的存在となりつつある。

SNS では、ユーザ自身が興味のあることや情報を知りたいと思う事柄について発信しているアカウントを「フォロー」することによって、情報を取得することが多い。そのため、SNS を広告手段として利用する場合、相手に情報を受け取ってもらうためには、アカウントをフォローしてもらうということが重要となってくる。フォローしてもらえた場合は、従来のマスメディアに比べてもユーザに対して、即時かつ直接的に宣伝広告ができるため、企業も SNS における広告活動を積極的に取り入れていることが、インターネット広告費の成長に繋がっていると考えられる。広告効果の観点では、テレビなどでも放送される時間帯や番組などによって広告費や効果が異なるのと同様に、SNS についても投稿する時刻や内容、回数などによって得られる効果に違いがあると考えられており、様々な検討がなされている [2]。

利用されている SNS の違いに着目すると、ICT 総研による 2022 年度の調査では、各 SNS のユーザ数は LINE, YouTube, Twitter, Instagram の順に多いことが示されている [3]。各 SNS では利用形態や利用者層に違いがあると推測されるが、その中でも Instagram では各投稿に写真などのメディア情報が必須となっており、利用者層も若年層が多く、宣伝広告に利用している企業も多岐に亘っている。広告やキャンペーンなどでは何らかの方針やルールに基づいて投稿されていることが予想できるが、当然のことながら詳細は公開されていない。その一方で、広告効果という点では、投稿に対してどの程度ユーザからの反応があるかということも重要であり、間接的に広告効果を予測できる可能性がある。

本稿では、Instagram ビジネスアカウントを対象とした投稿特性およびそれに対するユーザの反応行動について調査する。投稿する時間帯や内容、ユーザからの反応

を外部から測定することで、情報拡散がどのように行われているのかを明らかにし、効果的な広告活動のための指針を示すことを目的とする。また、ユーザの反応特性のモデル化を検討し、どのような要因がユーザからの反応に影響を与えているのかについて考察する。

2 Instagram

Instagram は Meta 社が提供している世界的な SNS サービスであり、画像付きの投稿を必須としている。Twitter のような文字を基本とするのではなく、視覚的な画像や映像を重視するツールである。Instagram には「ストーリーズ」という機能があり、投稿から 24 時間限定でフォロワーに画像や映像付きの情報を手軽に発信できる。映像を瞬時に拡散できる Instagram は宣伝広告にとっても効果的であり、多くの企業に使用されることから本研究の調査対象とする。誰かが投稿した情報に対して Like (いいね) という形で反応を示すことができる。本稿では、投稿相手に興味関心を示すことができる Like の数が、投稿の拡散における一つの指標になるのではないかと考えた。一般的な指標がないか調査したところ、[4] では「何名の人が Like したのか」を投稿の人気度と関心の度合い・指標としている。これを参考にし、本稿での情報の拡散の度合いを示す数値として「Like 数」を使用することとした。

3 データ測定

本節では、Instagram における投稿データの測定にあたって、対象とした企業アカウントや具体的な測定方法、測定環境について概説する。

3.1 対象とする企業アカウント

本稿では、数多く存在する企業 (ビジネス) アカウントから以下の基準により、LeagueOfLegends, Starbucks_j, NIKE, Instagram, Myprotein, delishkitchen.tv の六つを選定した。

1. 投稿頻度が高い (一週間に複数回投稿)
2. 他の SNS に対してほぼ同じ情報を投稿
3. 他のアカウントと異なるジャンル

LeagueOfLegends ライオットゲームズ社が提供するオンラインマルチプレイで戦うストラテジーゲームである。2012 年では世界で最もプレイヤー数の多い PC ゲームとされアメリカではプロスポーツ選手用のビザが認定されるなど、プロゲーマーが競い合うエレクトロニック・スポーツの種目としても注目されている。約 420 万人のフォロワーを持つアカウントである。

Starbucks_j Starbucks はスターバックスコーポレーションが展開する世界最大のコーヒーチェーン店である。Instagram, Twitter とともに日本を対象としたアカウントであり、約 320 万人のフォロワーを持つアカウントである。

NIKE NIKE はナイキ社が運営するアパレルなど幅広く開発、販売をする世界最大のスポーツ用品メーカーである。Instagram では約 1.9 億人のフォロワーを持つ

1) 大阪電気通信大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Osaka Electro-Communication University

アカウントである。

Instagram Instagram は META 社が運営する Instagram 公式アカウントであり、約 6.4 億人のフォロワーを持つアカウントである。

Myprotein Myprotein はプロテインバーやサプリメントをオンライン販売しているイギリスのメーカーである。新製品の情報やセールを多く投稿している。約 101 万人のフォロワーを持つアカウントである。

delishkitchen.tv delishkitchen は 1 分程度の料理レシピの動画を毎日配信している料理レシピ動画サービスである。約 466 万人のフォロワーを持つ Instagram アカウントである。

3.2 Graph API を使った投稿データの取得

Instagram では各投稿データを取得するための Graph API [5] は、ビジネスアカウントに対してのみ公開されている。そのため、データ取得用に Instagram アカウントを作成し、ビジネスアカウントへ切り替えた。Graph API では過去に遡っての投稿データを取得できないため、定期的に API を使用して、投稿データを蓄積していくことで一定期間の投稿データを取得する。

リスト 1 に、対象とした企業アカウントのタイムラインを取得するための Graph API の例を示す。\$USER_ID は調査用ビジネスアカウントの ID、\$account が対象とした企業アカウント名、\$ACCESS_TOKEN には事前に取得しておいた Graph API にアクセスするための認証トークンを示している。この API にアクセスすることによって、アクセス時点における指定した企業アカウントのフォロワー数、最新 20 件の各投稿の ID、Like 数、コメント数、投稿時刻が取得できる。前述のとおり、Graph API では過去に遡ってのデータ取得ができないため、この API 処理をスクリプト化し、15 分間隔で実行することで、15 分ごとのタイムラインを取得する。

リスト 1: Instagram Graph API

```
curl -g -X GET "https://graph.facebook.com/v14.0/$USER_ID?fields=business_discovery.username($account){name,followers_count,media{like_count,comments_count,timestamp}}&access_token=$ACCESS_TOKEN"
```

上記の API で取得できる投稿データの一例をリスト 2 に示す。like_count がその投稿の Like 数、comments_count がコメント数、timestamp は投稿された時刻である。id がその投稿の ID であり、この ID をキーとして、定期的な測定データを集計する。

リスト 2: Example of post data

```
{
  "like_count": 371997,
  "comments_count": 43393,
  "timestamp": "2022-01-04T17:07:49+0000",
  "id": "17933486782796324"
},
```

データ測定は 15 分ごとに行っていることから、各投稿について 15 分ごとの Like 数などを取得し、投稿 ID で集計する。ある投稿データの集計データをリスト 3 に示す。このリストにおいて、1 列目が測定時刻 (JST)、2 列目は投稿の時刻 (GMT)、3 列目が Like 数、4 列目

がコメント数となっている。このような形式の集計データを各アカウントのそれぞれの投稿ごとに生成する。

リスト 3: Example of aggregated data

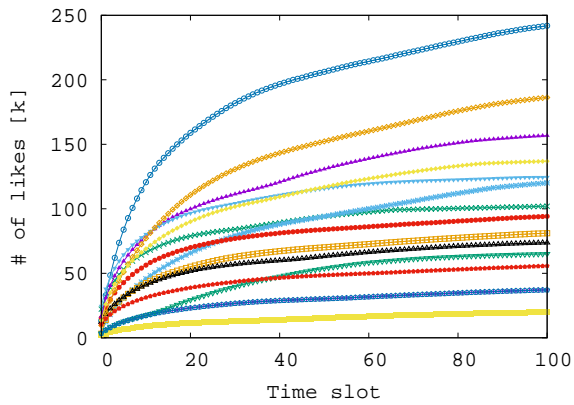
202201050215	2022-01-04T17:07:49+0000	17552	76
202201050230	2022-01-04T17:07:49+0000	33770	164
202201050245	2022-01-04T17:07:49+0000	43993	222
202201050300	2022-01-04T17:07:49+0000	52310	243
202201050315	2022-01-04T17:07:49+0000	59008	274
202201050330	2022-01-04T17:07:49+0000	65026	293

3.3 測定期間

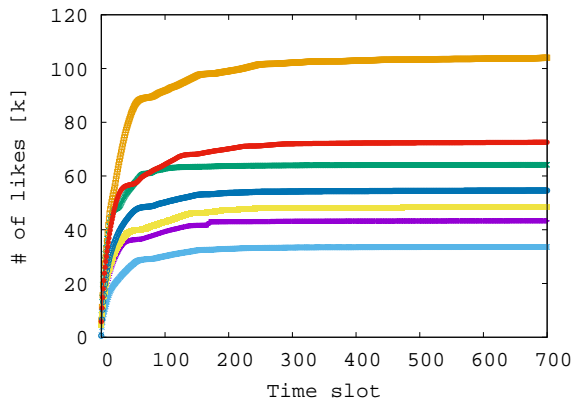
Graph API を使ったデータ測定は 2021 年 12 月中旬から 2022 年 1 月末にかけて実施した。測定に使用した PC は汎用的 PC で、OS は Ubuntu Server 22.04 LTS、測定プログラムやスクリプトは主に Python を使用して実装した。選定した各企業アカウントのタイムラインを 15 分ごとに取得し、取得時点での最新 20 件の投稿データを記録した。各投稿に関する測定データはリスト 3 に示したとおりである。このデータを例に取ると、投稿された時刻は日本時間で 2022 年 1 月 5 日 2 時 7 分 49 秒であるが、データの測定時刻が 2 時 15 分となっている。投稿された時刻からは 8 分程度経過しており、その間に Like 数が 17552 まで増えていることになる。今回設定した 15 分という測定間隔では、投稿される時刻によっては最大で 15 分のラグが生じることとなり、その間の拡散状況は捉えることができない。この点は測定間隔を短くすることである程度防ぐことができるが、今回については 15 分おきに測定し、タイミング良く測定できた投稿データを主に分析を進める。

4 測定結果

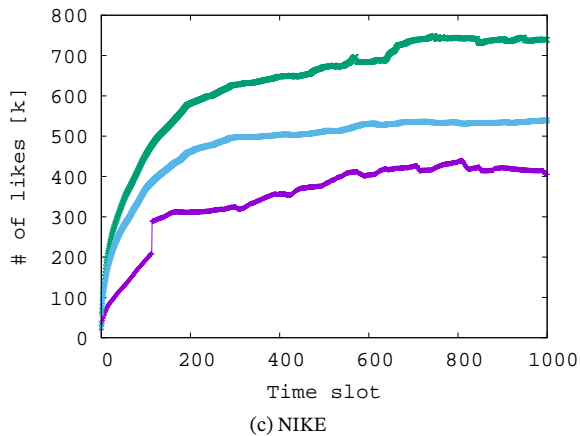
本節では、測定した投稿データについて、各ユーザが投稿に対してどう感じたか、どのように拡散されるのかについて間接的な指標である Like 数がどのように変動するのかに示す。図 1 に LeagueOfLegends, Starbucks_j, NIKE における投稿に対する Like 数の増加の推移を示す。各図において、縦軸は Like 数、横軸は投稿からの経過時間を示しており、Time slot は 15 分を 1 単位としている。したがって、横軸の“100”は投稿されてから 25 時間後となる。また、各アカウントにおいて測定時刻に対してタイミング良く取得できた投稿に限定してグラフ化している。具体的には、LeagueOfLegends では 14 投稿分、Starbucks_j では 7 投稿分、NIKE では 3 投稿分である。各図の結果から、Like 数の増加は全体的に投稿直後をピークに増えていることがわかる。時間経過とともに安定して Like される投稿もあれば、あまり拡散されていないといえる投稿もあるが、いずれにしても投稿直後の拡散速度が最終的な Like 数に大きく影響すると考えられる。また、各アカウントのフォロワーの数も大きく影響すると考えられたが、フォロワー数が 400 万人程度の LeagueOfLegends では、各投稿に対して Like 数が 10 万から 20 万程度で、フォロワー数からみた割合は 2% から 3% となっているが、NIKE ではその割合が 0.4% 程度となっており、実数としては当然ながら他のアカウントの Like 数を圧倒しているが、ユーザからの反応という観点では比較的弱いことがわかる。さらに、Time slot が 20 あたり (投稿から 5 時間後) で急速に伸びている投稿もあり、ユーザからの反応には多峰性となる要因があることも推察される。



(a) LeagueOfLegends



(b) Starbucks_j



(c) NIKE

図 1: Variation on then number of Likes

全体を通して、どのような投稿内容であっても投稿直後に一気に拡散し、一定の時間経過後に落ち着くという傾向が見られることがわかった。一方で、一定時間経過後であっても再拡散している投稿があることがわかったが、この点については今回の測定だけでは原因は推定できないため、今後詳しく調査していく必要がある。

5 モデル化

本節では、各投稿に対する Like 数の変動について、確率モデルによるモデル化を検討する。モデルパラメータの推定によって、ユーザの反応特性や情報拡散に影響している要因などを明らかにすることを目指す。

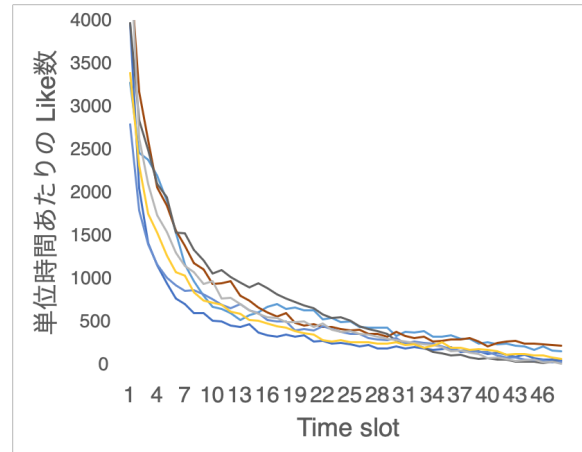


図 2: Increment of the number of Likes

5.1 Like 数の変化率

図 1 で示したデータから、各時間単位ごとの Like 数の分布を求め、Time slot と Like 数の関係を図 2 に示す。この図において、横軸は Time slot、縦軸は各 Time slot での Like 数を示している。ここでは Time slot を 50 までとしているため、投稿直後から 12 時間 30 分までの Like 数の変化を示している。投稿直後は各投稿間で Like 数の増加率に差があるのに対し、次第に差が小さくなる傾向があることがわかる。また、増加率は指数的に減少していくこともわかった。

5.2 ワイブル分布

本稿では、ワイブル分布によるモデル化を検討する。ワイブル分布は物の体積や強度の関係を定量的に表すための確率分布であり、主に故障率や劣化率の変化に利用されている。式 1 にワイブル分布の確率密度関数を示す。これまでの結果より、ユーザの反応特性は経過時間に対して指数的に減少していくことやユーザからの反応が投稿に対する情報のリアルタイム性の劣化と捉え、ワイブル分布を採用した。

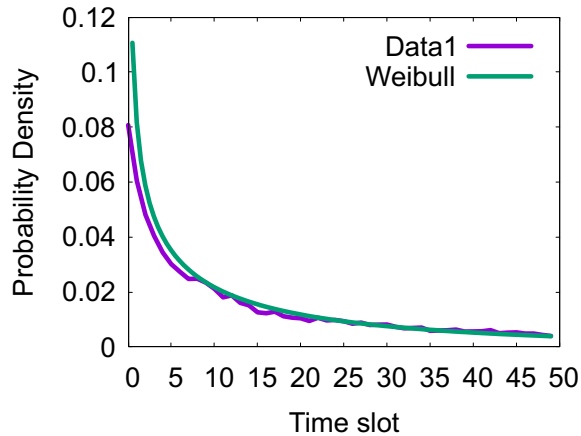
$$f(x) = \frac{m}{\eta} \left(\frac{x}{\eta}\right)^{m-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^m\right\} \quad (1)$$

m は形状パラメータであり、分布の形状を決定づけている。また、 η は尺度パラメータであり、密度のばらつき（ピーク値の大きさ、幅）を示している。

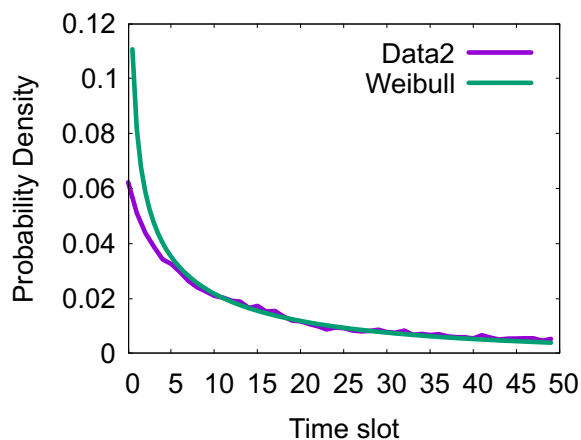
図 2 から Time slot ごとの確率密度を計算し、ワイブル分布のパラメータ m と η を推定する。パラメータ推定には最小二乗法を使用した。最適なパラメータ推定が行えることで、情報の拡散範囲、量が事前に予測できるようになると同時に、各モデルパラメータが SNS や実社会でのユーザの行動や特性によってどのように影響を受けているのかについて調査する足がかりとなることを期待している。

5.3 パラメータ推定の結果

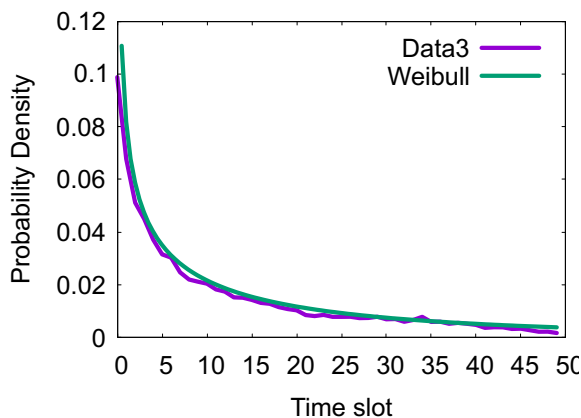
図 3 に投稿データの密度分布をワイブル分布でパラメータ推定した結果の一例を示す。図において、縦軸は確率密度、横軸は Time slot である。また、今回パラメータ推定を行った投稿データとその結果については、表 1 にまとめた。この表に示している最初の 3 投稿がそれぞれ各図の“Data”，“Data2”，“Data3”に対応している。ここで例示した三つの投稿はいずれもスターバック



(a) Data1



(b) Data2



(c) Data3

図 3: モデル化の結果

スの投稿で, “Data1” は, バレンタイン用にデザインされたメッセージカードの宣伝, “Data2” はほうじ茶系の新作ラテの広告, “Data3” は新年の挨拶や年賀状がわりに使うオンラインギフトチケットの広告である。パラメータ推定の結果をみると, 図 3a は $m = 0.60$, $\eta = 14.58$, $\text{Error} = 3.82\text{e-}5$ となり, 誤差も小さく, 良好なフィッティング結果であるといえる。また, 図 3b は $m = 0.64$, $\eta = 12.83$, $\text{Error} = 2.04\text{e-}4$ となり, 初動に多少の誤差はあるため, この部分をより正確に表現するよう

表 1: 推定したモデルパラメータ

投稿 ID	m	η	Error
18184400086094428	0.59972	14.5836	3.82082e-05
18017785252335733	0.639844	12.8278	2.03533e-04
18149610928210046	0.59972	14.5836	3.66397e-05
17903854853383580	0.655421	20.3044	1.84124e-04
17907389891265145	0.638478	11.499	2.50152e-04
17907639812363459	0.672908	18.6225	5.50605e-04
17912664962163137	0.584138	7.14643	4.07223e-04
17915177861189714	0.642522	5.69132	6.54867e-04
17931522445912699	0.616264	14.4959	6.90205e-05
17934228109888093	0.696069	17.847	2.8342e-04
1793428944775677	0.719983	18.983	1.32906e-04
17942572423747174	0.888109	26.0762	9.32332e-04
17946370273684460	0.74311	22.3865	1.70747e-04
18207704521188926	0.734672	23.94	4.74817e-05

なパラメータ推定を行う必要がある。図 3c は $m = 0.60$, $\eta = 14.58$, $\text{Error} = 3.66\text{e-}5$ となり, “Data1” と同様に高精度にパラメータ推定が行えていると考えられる。

他の投稿データについても, 概ね良好なフィッティング結果となっており, ワイブル分布によるモデル化は十分な精度が得られていると考えられる。また, m の値について着目すると, どの投稿においても $m < 1$ となっており, 同様の傾向を示していることがわかる。 η については, 5.69 から 26.07 と幅があるが, この幅が大きいのか小さいのかについては今後詳細に分析していく必要がある。さらに, 各パラメータがどのような要因で決定されるのかについても検討していく必要がある。

6 おわりに

本稿では, 企業アカウントの投稿に対するユーザーの特性反応について調査し, Like 数の変動についてワイブル分布でのモデル化を検討した。Like 数の変化については, 投稿直後をピークとして指数的に減衰していくことがわかり, ワイブル分布でのパラメータ推定も良好に行えることを明らかにした。

今後の課題として, Like 数だけでなく, フォロー数やフォロワー数, 投稿頻度, 投稿時刻など, その他の要因も含めた分析を進めて行く必要がある。さらに, モデル化については, 推定パラメータに影響を与える外的な要因やユーザーの行動との因果関係を調査・検討していく必要がある。

参考文献

- [1] 株式会社電通: 2021 年日本の広告費. <https://www.dentsu.co.jp/news/item-cms/2022003-0224.pdf>.
- [2] 岩崎 祐貴, 山口 光太: ソーシャルメディア間の広告とクリックの傾向分析, 電子情報通信学会技術研究報告 (PRMU2018-88), Vol. 118, No. 362, pp. 67-72 (2018).
- [3] ICT 総研: 2022 年度 SNS 利用動向に関する調査. <https://ictr.co.jp/report/20220517-2.html/>.
- [4] Instagram: Instagram における Like に関する情報. <https://about.instagram.com/ja-jp/blog/announcements/shedding-more-light-on-how-instagram-works>.
- [5] Instagram Graph API: . <https://developers.facebook.com/docs/instagram-api>.