

令和元年5月28日現在

機関番号：82626

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2017～2018

課題番号：17K12688

研究課題名(和文) N次創作支援のための創作予測モデルを用いた派生誘発要因推定

研究課題名(英文) Estimating Factors That Trigger Derivative Work Creation for Supporting N-th Order Derivative Work Creation

研究代表者

佃 洸撰 (TSUKUDA, Kosetsu)

国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・研究員

研究者番号：40760020

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,200,000円

研究成果の概要(和文)：ユーザ生成コンテンツを対象として、ユーザの消費者としての役割と創作者としての役割を適応的に対応つけた推薦手法を提案し、最新のユーザ生成コンテンツ推薦手法を上回る精度であることを示した。また、Webサービス「Songrium派生要因分析」を公開し、ユーザがN次創作活動をより深く理解し、コンテンツを新しい観点から発見することを可能にする複数の機能を実現した。さらに、N次創作活動における創作者間のコラボレーション活動の分析を行い、コラボレーションによって制作された動画は再生数がより多くなることや、コラボレーション動画を制作したクリエイターはより長い期間N次創作活動を行うことなどを明らかにした。

研究成果の学術的意義や社会的意義

ユーザ生成コンテンツ推薦のために、ユーザの消費者としての役割と創作者としての役割を考慮したモデルを提案し、ユーザの消費者としての役割だけを考慮した従来の推薦モデルよりも推薦精度が高くなることを示した点で学術的意義が高い。また、公開済みのWebサービス「Songrium派生要因分析」を活用することで、派生コンテンツの創作を引き起こした要因に基づいて消費者や創作者がコンテンツを探索できることを示した点で社会的意義がある。さらに、N次創作活動における創作者間のコラボレーションに着目し、コラボレーションがコンテンツの人気度やクリエイターの活動におよぼす影響を初めて明らかにした点で学術的意義が高い。

研究成果の概要(英文)：(1) We proposed a user-generated content recommendation method where a user's role of a consumer and that of a producer were adaptively bridged. Our proposed method outperformed the state-of-the-art user-generated content recommendation method. (2) On our Web service called "Songrium Derivation Factor Analysis," we revealed that implemented functions enabled users to understand the N-th order derivative creation activity at a deeper level and find original content and derivative content from a new viewpoint. (3) We analyzed the collaborations between creators in N-th order derivative creation and showed that collaborative videos tend to become more popular than non-collaborative ones and creators who have collaboration experience are active for a longer time than inexperienced creators, etc.

研究分野：情報推薦、情報検索、データマイニング

キーワード：ユーザ生成コンテンツ N次創作 情報推薦 Webサービス コラボレーション

## 1. 研究開始当初の背景

(1) ユーザ生成コンテンツ (user-generated content、UGC) とは、プロのクリエイターではない一般の人々が創作し、主に Web 上で公開されるコンテンツのことである。動画や写真の他にも、掲示板に投稿される文章など、多様なタイプの UGC が存在しており、それらは YouTube (<https://www.youtube.com/>) や Flickr (<https://www.flickr.com/>)、Reddit (<https://www.reddit.com/>) といった様々な Web サービス上で公開されている。UGC の特徴のひとつとして、非 UGC に比べてコンテンツの創作されるペースが速い点があげられる[1]。それゆえ、ユーザが望むコンテンツを膨大な UGC の中から発見することを支援するために、コンテンツの推薦は極めて重要である。UGC のもうひとつの特徴は、非 UGC を扱う Web サービス上ではユーザは消費者としての役割しか持たないのに対して、UGC を扱う Web サービス上では一人のユーザが「消費者」と「創作者」の二つの役割を持つことがあるという点である。ユーザはコンテンツを消費するだけでなく、Web サービス上でコンテンツを公開することで他のユーザにコンテンツを見てほしいといったことを動機として、積極的にコンテンツの創作も行う[2]。コンテンツ推薦を行う既存モデルの大半は、ユーザの消費者としての役割しか考慮しておらず、推薦精度を改善するためにこれら二つの役割をどのように活用できるかは十分に検討されてこなかった。

[1] M. Cha *et al.*: “I tube, you tube, everybody tubes: analyzing the world's largest user generated content video system”, IMC, pp. 1-14 (2007)

[2] A. Wilson *et al.*: “Hospitality and travel: The nature and implications of user-generated content”, Cornell Hospitality Quarterly, 53, 3, pp. 220-228 (2012)

(2) UGC を扱う Web サービス上では、オリジナルコンテンツを起点として、次々と新しい派生コンテンツが創作される「N 次創作活動[3]」も盛んに行われている。たとえば、動画共有サービスのニコニコ動画 (<http://www.nicovideo.jp/>) では、2016 年 10 月の時点で、歌声合成ソフト等を用いて創作されたオリジナル楽曲動画が 14 万件以上投稿されており、その楽曲を歌ったり、踊ったり、演奏したりする派生創作動画が 61 万件以上投稿されている。また、3D プリント用のモデル共有サービス Thingiverse (<http://www.thingiverse.com/>) でも、他のクリエイターの創作モデルを、自分好みにアレンジした派生モデルを共有することが盛んに行われている。オリジナルコンテンツのみが派生元となる二次創作とは異なり、N 次創作では派生コンテンツ自身も派生元のコンテンツ (元コンテンツ) となる点に特徴がある。消費者の立場に立つと、派生コンテンツの量が膨大であるために、消費者の望む新しいコンテンツを発見したり、N 次創作現象を取り巻く環境を深く理解したりするのが難しくなっている。

[3] 濱野智史、「アーキテクチャの生態系—情報環境はいかに設計されてきたか」、NTT 出版、2008

(3) N 次創作活動の中で制作されるコンテンツでは、複数人のクリエイターがコラボレーションをしてひとつのコンテンツを制作することも盛んである。そのようなコンテンツでは、複数人のクリエイターと一緒に歌を歌ったり、一人が楽器を演奏してもう一人がその演奏にあわせて踊ったりといったことが行われている。動画の制作に限らず、人と人とのコラボレーションは人間社会の中の様々な場所でみられる。会社での開発プロジェクトや論文の共著、音楽バンドの活動などは古くからみられるコラボレーションの一例であり、人々はこうしたコラボレーションを通じて製品や論文、楽曲といったコンテンツを制作してきた。また、Web の発展とともに、オープンソースソフトウェアの開発や Wikipedia (<https://ja.wikipedia.org/>) の編集をはじめとする新たなコラボレーションも行われるようになった。コラボレーションがもたらす効果を分析することは社会的にも重要であることから、そうした活動を対象にしてコラボレーション活動を分析する研究がこれまでに組み込まれてきた[4, 5, 6, 7]。しかし、N 次創作活動におけるコラボレーションの影響は明らかにされていない。

[4] Z. Hu *et al.*: “How are collaboration and productivity correlated at various career stages of scientists?”, Scientometrics, 101, 2, pp. 1553-1564 (2014)

[5] U. Brandes *et al.*: “Network analysis of collaboration structure in Wikipedia”, WWW, pp. 731-740 (2009)

[6] B. M. Hill and A. Monroy-Hernández: “The Remixing Dilemma: The Trade-off Between Generativity and Originality”, American Behavioral Scientist, 57, 5, pp. 643-663 (2015)

[7] K. Luther *et al.*: “Why it works (when it works): Success factors in online creative collaboration”, GROUP, pp. 1-10 (2010).

以降、上記の(1)~(3)のそれぞれに対応するかたちで「研究の目的」、「研究の方法」、「研究成果」を記述する。

## 2. 研究の目的

(1) 各ユーザの「消費者」としての役割と「創作者」としての役割を考慮した UGC 推薦モデルを提案し、既存の推薦モデルの精度を上回ることを検証する。

(2) 派生コンテンツの創作に影響を与えた要因を推定するモデルの結果を活用することで、派生

コンテンツの性質や派生創作活動をより深く理解できるインタフェースを提案する。

(3) N 次創作活動におけるクリエイター同士のコラボレーション活動を分析し、コラボレーションが与える影響をコンテンツの人気度とクリエイターの活動の観点から明らかにする。

### 3. 研究の方法

(1) ユーザ生成コンテンツ推薦における state-of-the-art 手法である CPRec (consumer and producer based recommendation) [8]に基づき、ABCPRec (adaptively bridging CPRec) を提案する。二つの役割が全ユーザで統一に対応付けられている CPRec とは異なり、ABCPRec では各ユーザの消費者・創作者それぞれの性質の類似度に基づいて適応的に二つの役割を対応づける。

ABCPRec では、ユーザ $u$ は消費者としての役割に対応する $K$ 次元ベクトル $v_u^c$ と、創作者としての役割に対応する $K$ 次元ベクトル $v_u^p$ を持つ。コンテンツ $i$ の $K$ 次元ベクトルを $\gamma_i$ 、コンテンツ $i$ の創作者を $p_i$ としたとき、ユーザ $u$ のコンテンツ $i$ に対する好みの度合いを次式により計算する。

$$\hat{x}_{ui} = \alpha + \beta_u + \beta_i + \langle v_u^c, \gamma_i \rangle + \langle v_u^p, v_{p_i}^p \rangle$$

$\alpha$ は全ユーザに共通のオフセットであり、 $\beta_u$ はユーザ依存のバイアスを、 $\beta_i$ はコンテンツ依存のバイアスを表す。パラメータの値は Bayesian Personalized Ranking (BPR) [9]により求める。パラメータの値を適切に学習するために、 $v_u^c$ と $v_u^p$ の間に次のような仮定を設ける： $u$ の消費者としての性質が創作者としての性質と類似していれば、 $v_u^c$ と $v_u^p$ の値も近くなる。つまり、二つの性質の類似度に応じて、 $v_u^c$ と $v_u^p$ の間に適応的に制約が加えられる。

二つの性質の類似度を求めるために、以下の二つの仮説を立てる。

1.  $u$ によって消費されたコンテンツを好むユーザが、 $u$ によって創作されたコンテンツも消費していれば、 $v_u^c$ と $v_u^p$ は類似するべきである。
2.  $u$ によって創作されたコンテンツを好むユーザが、 $u$ によって消費されたコンテンツも消費していれば、 $v_u^c$ と $v_u^p$ は類似するべきである。

それぞれの仮説を反映した類似度関数を定義し、パラメータの最適化のための目的関数を提案した。UGC を推薦する対象となるユーザ $u$ が与えられると、学習により求めたパラメータを用いて、 $u$ が過去に消費していないコンテンツのランキングを生成することでコンテンツを推薦する。

[8] W. C. Kang and J. McAuley: "Learning consumer and producer embeddings for user-generated content recommendation", RecSys, pp. 407-411 (2018)

[9] S. Rendle et al.: "BPR: Bayesian personalized ranking from implicit feedback", UAI, pp. 452-461 (2009)

(2) 派生コンテンツの創作を引き起こした要因をオリジナルコンテンツの魅力、オリジナルコンテンツの人気度、および派生コンテンツの人気度の三つから推定するモデル[10]を動画共有サービス「ニコニコ動画」の N 次創作活動データに適用した。オリジナル動画は VOCALOID[11]と呼ばれる歌声合成技術を用いて創作された楽曲である。派生動画に関しては、オリジナル曲を歌う「歌ってみた」、オリジナル曲に合わせて踊る「踊ってみた」、オリジナル曲を演奏する「演奏してみた」の3つのカテゴリを対象とした。2009年11月1日から2016年12月31日の間に投稿されたオリジナル動画および派生動画を使用して派生要因鑑賞サービス「Songrium 派生要因分析 (<http://factor.songrium.jp/>)」を提供し、N 次創作活動におけるオリジナルコンテンツの特性の可視化、オリジナルコンテンツから派生コンテンツが創作される過程の可視化、クリエイターが三つの各要因から受けた影響の大きさの可視化などの機能を実現した。一般的な動画共有サービスとは異なり、Songrium 派生要因分析ではユーザが N 次創作活動をより深く理解し、オリジナル動画や派生動画をモデルによって推定された要因に基づいて発見することが可能になっている。より具体的には、Songrium 派生要因分析では次の三点を可能としている。

1. モデルの推定結果に基づいて消費者がオリジナル動画および派生動画を探索する。
2. モデルの推定結果に基づいて消費者がクリエイターを探索する。
3. モデルの推定結果に基づいてクリエイターがオリジナル動画を探索する。

[10] K. Tsukuda et al.: "Why did you cover that song?: Modeling n-th order derivative creation with content popularity", CIKM, pp. 2239-2244 (2016)

[11] H. Kenmochi and H. Ohshita: "VOCALOID - commercial singing synthesizer based on sample concatenation", INTERSPEECH, pp. 4009-4010 (2007)

(3) N 次創作活動におけるコラボレーションの効果を分析するため、ニコニコ動画に投稿された音楽に関する派生動画のうち、2名以上のクリエイターのコラボレーションにより制作された動画（以下「コラボ動画」と呼ぶ）を分析対象として収集する。具体的には、2007年9月から2016年2月の間にニコニコ動画に投稿された、VOCALOIDに関する派生動画からコラボ動画を抽出する。ニコニコ動画には、どの動画がどのクリエイターのコラボレーションによって制作されたかを明示したデータは存在しない。我々はコラボ動画を収集するために、クリエイターによって作成されたマイリストを利用する。マイリストとは、ニコニコ動画のユーザが好きな動画のリストを作成できる機能のことであり、公開されているマイリストは他のユーザが見ることもできる。ニコニコ動画では、クリエイターは自身が制作に関わった動画のリストを作り公開していることが多

表 1 ベクトルの次元数 $K$ の値を 20、50、80 としたときの AUC の比較結果。PopRec、BPR、Vista、FMs、NBCPRec、ABCPRec<sup>H1</sup> との有差 ( $\alpha = 0.01$ ) をそれぞれ †、‡、\*、★、♣、◇、♠ により表す。

Dataset	$K$	PopRec	BPR	Vista	FMs	CPRec	NBCPRec	ABCPRec <sup>H1</sup>	ABCPRec <sup>H2</sup>
Flickr	20	0.6737	0.8698	0.8436	0.8764	0.8563	0.8839 †**♣	0.8861 †**♣	0.8900 †**♣◇
	50	0.6737	0.8772	0.8435	0.8822	0.8664	0.8937 †**♣	0.8949 †**♣	0.8992 †**♣◇♠
	80	0.6737	0.8777	0.8394	0.8810	0.8712	0.8955 †**♣	0.8988 †**♣	0.9028 †**♣◇
Reddit	20	0.6392	0.8713	0.8829	0.8960	0.9138	0.9209 †**♣	0.9296 †**♣◇	0.9340 †**♣◇♠
	50	0.6392	0.8721	0.8918	0.8999	0.9201	0.9302 †**♣	0.9346 †**♣◇	0.9391 †**♣◇♠
	80	0.6392	0.8709	0.8946	0.9001	0.9211	0.9322 †**♣	0.9376 †**♣◇	0.9408 †**♣◇♠

い。本稿では、そのようなマイリストを作品リストと呼ぶ。各マイリストが作品リストであるかを判定するために、マイリスト中の 90%以上の動画のタイトル、タグ、説明文のいずれかにマイリストを作成したクリエイタの名前が含まれているか、などのルールを人手で作成した。複数のクリエイタの作品リストに含まれる動画は、それらのクリエイタのコラボレーションにより制作されたコラボ動画であると仮定し、コラボ動画を収集する。

VOCALOID に関する派生動画、クリエイタ、マイリストの一覧は、Hamasaki ら[12]により公開されている VOCALOID 関連の動画の視聴支援サービス「Songrium (<http://songrium.jp/>)」から提供されたものを用いた。提供されたデータには、515,297 件のマイリストが含まれていた。上記の処理を行った結果、270,814 件の作品リストが発見され、それらの中から 83,547 件のコラボ動画が抽出された。1 件以上のコラボ動画の制作に関わったクリエイタは 22,841 名であった。

[12] M. Hamasaki and M. Goto: “Songrium: A music browsing assistance service based on visualization of massive open collaboration within music content creation community”, WikiSym, pp. 4:1-4:10 (2013)

#### 4. 研究成果

(1) UGC サービスである写真共有サービス Flickr および、オンラインコミュニティ Reddit のデータセットを用いて、提案モデル ABCPRec の有用性を検証した。ベースライン手法として、コンテンツを人気度の高い順にランキングする PopRec の他、BPR[9]、Vista[13]、Factorization Machines (FMs)[14]を用いた。これらに加えて、UGC 推薦における state-of-the-art 手法である CPréc と、 $v_u^p$  と  $v_u^d$  の間に制約を設けない NBCPRec (no-bridging CPréc) とも比較した。評価指標には AUC (Area Under the ROC Curve) を用いた。提案手法に関しては、仮説 1 を反映した手法を ABCPRec<sup>H1</sup>、仮説 2 を反映した手法を ABCPRec<sup>H2</sup> とする。

結果を表 1 に示す。ABCPRec<sup>H1</sup> と ABCPRec<sup>H2</sup> は共に、CPréc と NBCPRec よりも推薦精度が優れている。したがって、CPréc のように二つの役割を常に対応づけたり、NBCPRec のように二つの役割を全く対応づけなかったりするよりも、適応的に  $v_u^c$  と  $v_u^d$  を対応づける方が有用であることが示された。また、いずれのデータセットでも ABCPRec<sup>H2</sup> が ABCPRec<sup>H1</sup> を上回っていることから次のことが言える：ユーザの消費者としての性質と創作者としての性質の類似度を計算する際は、ユーザが創作したコンテンツに焦点をあてた仮説 2 の方が有用である。

[13] R. He *et al.*: “Vista: A visually, socially, and temporally-aware model for artistic recommendation”, RecSys, pp. 309-316 (2016)

[14] S. Rendle: “Factorization machines”, ICDM, pp. 995-1000 (2010)

(2) Songrium 派生要因分析では、各カテゴリのオリジナル曲を二次元空間にマッピングして表示する (図 1)。一つの円が一つのオリジナル曲を表し、派生動画が多いほど大きな円で表示される。二次元空間の横軸はクリエイタの傾向を、縦軸は派生動画の傾向を表しており、各象限の特徴は図 2 のように解釈できる。このようにオリジナル曲をマッピングすることで、クリエイタは自分がどのような曲の派生動画を作りたいかに応じて新しい観点からオリジナル動画を探すことが可能になる。

図 1 のオリジナル曲をクリックすると、派生動画の詳細情報が表示される。図 3 に、「歌ってみた」カテゴリのオリジナル動画「トリノコシティ (<http://www.nicovideo.jp/watch/sm11559163>)」を選択した際に表示される結果を示す。図 3 上部の「派生動画ツリー」では、オリジナル動画を起点として、各派生動画がどの動画の影響を最も受けて創作されたかを可視化しており、ユーザが派生創作活動をより深く理解したり、他の派生動画に対する影響力の大きさに基づいて派生動画を探索したりすることなどを可能にしている。図 3 下部の「クリエイタ特性マップ」では、ユーザが選択したオリジナル動画の派生動画を投稿したクリエイタが、三つの各要因を日頃どの程度重視しているかを可視化している。ひとつの点が一人のクリエイタに対応している。クリエイタ特性マップ内のクリエイタをクリックして選択すると、そのクリエイタに関する詳細が表示される。図 4 にクリエイタ「山猫さなえ」を選択した際に表示される結果を示す。この機能では、クリエイタがこれまでに投稿した派生動画の一覧を見ることが出来る。さらに、各派生動画に関して、「派生要因となった可能性の高い動画」と「派生影響を与えた動画」が表示される



図 1 オリジナル動画のマッピング機能。

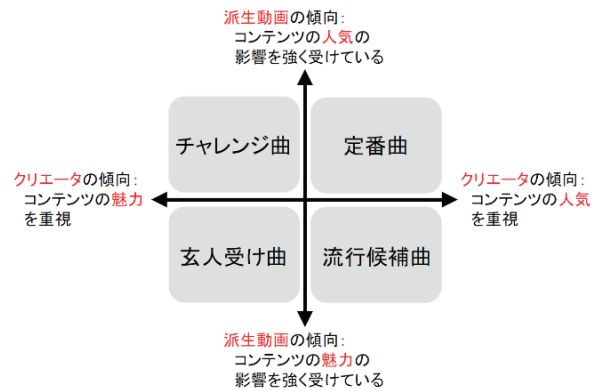


図 2 軸および各象限の説明。

ため、どのような派生動画がオリジナル曲から影響を受けているかや、どのような派生動画に影響を与えたかといった情報をユーザは俯瞰することができ、多様な観点からクリエイタを探索することが可能になる。

図 1 のオリジナル曲をクリックすると、派生動画の詳細情報が表示される。図 3 に、「歌ってみた」カテゴリのオリジナル動画「トリノコシティ (<http://www.nicovideo.jp/watch/sm11559163>)」を選択した際に表示される結果を示す。図 3 上部の「派生動画ツリー」では、オリジナル動画を起点として、各派生動画がどの動画の影響を最も受けて創作されたかを可視化しており、ユーザが派生創作活動をより深く理解したり、他の派生動画に対する影響力の大きさに基づいて派生動画を探索したりすることなどを可能にしている。図 3 下部の「クリエイタ特性マップ」では、ユーザが選択したオリジナル動画の派生動画を投稿したクリエイタが、三つの各要因を日頃どの程度重視しているかを可視化している。ひとつの点が一人のクリエイタに対応している。クリエイタ特性マップ内のクリエイタをクリックして選択すると、そのクリエイタに関する詳細が表示される。図 4 にクリエイタ「山猫さなえ」を選択した際に表示される結果を示す。この機能では、クリエイタがこれまでに投稿した派生動画の一覧を見ることができる。さらに、各派生動画に関して、「派生要因となった可能性の高い動画」と「派生影響を与えた動画」が表示されるため、どのような派生動画がオリジナル曲から影響を受けているかや、どのような派生動画に影響を与えたかといった情報をユーザは俯瞰することができ、多様な観点からクリエイタを探索することが可能になる。

(3) コラボ動画と非コラボ動画では視聴のされ方に違いがあるか、という疑問に答えるため、それぞれの動画の再生数を比較した。図 5 はコラボ動画と非コラボ動画のそれぞれについて、動画の再生数が  $x$  回である動画の数をプロットしたものである。コラボ動画の方がピークが非コラボ動画よりも右にあり、全体的にもコラボ動画の方が非コラボ動画よりも右に分布が偏っていることがわかる。このことから、両者の動画の視聴のされ方には違いがあり、コラボ動画の方が非コラボ動画よりも再生数が多い傾向にあることが明らかになった。コラボ動画の場合、制作に関わった各クリエイタの動画を日頃視聴しているユーザが同じコラボ動画を視聴した結果、相乗効果的に再生数が多くなるのではないかと推測される。

クリエイタが活動するプラットフォームにとっては、クリエイタに継続して活動してもらえの方が望ましいといえる。そこで、コラボレーションの経験の有無によってクリエイタの活動期間に違いはあるかという疑問に答えるため、コラボレーションの経験のあるクリエイタとないクリエイタとで、活動期間の長さの違いを分析した。クリエイタ  $c$  の活動期間は、 $c$  の最新の動画の投稿日と最初の動画の投稿日の差により定義する。最初の動画の投稿日が古いほど活動期間が長くなる傾向が見られたため、最初の動画を投稿した年ごとにクリエイタを分け、活動期間の

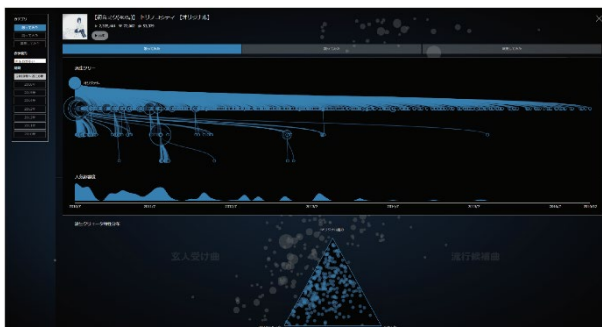


図 3 派生動画の詳細情報。



図 4 クリエータの詳細情報。

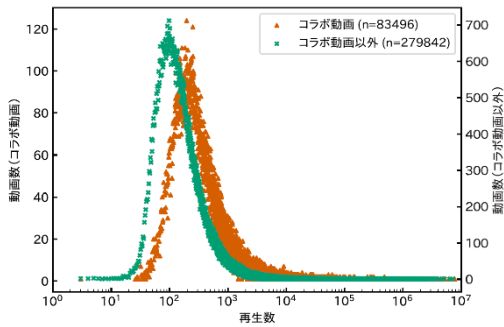


図 5 コラボ動画と非コラボ動画の再生数の分布

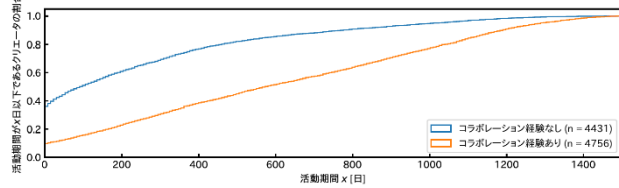


図 6 2012 年に最初の動画を投稿したクリエイターを対象とした、コラボレーションの経験の有無と活動期間の長さの分布

長さの分布を調べた。最初の動画を投稿した年が 2012 年であるクリエイターを対象としたときの結果を図 6 に示す。活動期間が  $x$  日であるクリエイターの割合は、コラボレーションの経験のあるクリエイターが常に経験のないクリエイターを下回っており、コラボ動画を制作したことのあるクリエイターほど長い期間活動していることがわかる。同様の傾向は他の年でも見られた。このことから、コラボレーションの経験の有無は、プラットフォームにおけるユーザの継続的な活動と関係があることが明らかになった。コラボレーションを経験した結果、活動期間が長くなったのかは本分析では不明であるが、今後の研究により因果関係が示せれば、クリエイターの継続的な活動を実現するためにコラボレーションを促進する仕組みを提案するなどの発展が考えられる。

## 5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 1 件)

- ① Kosetsu Tsukuda, Keisuke Ishida, Masahiro Hamasaki, Masataka Goto, Songrium Derivation Factor Analysis: A Web Service for Browsing Derivation Factors by Modeling N-th Order Derivative Creation, IEICE Transactions on Information and Systems, 査読有、2018、1096-1106  
DOI: <https://doi.org/10.1587/transinf.2017DAT0001>

[学会発表] (計 4 件)

- ① 廣中 詩織、佃 洗撰、濱崎 雅弘、後藤 真孝、N 次創作動画におけるクリエイターのコラボレーションに関する分析、ARG 第 11 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会 (WI2)、2017 年 12 月 15 日、LIFULL 本社 (東京都千代田区)
- ② Shiori Hironaka, Kosetsu Tsukuda, Masahiro Hamasaki, Masataka Goto, Collaboration in N-th Order Derivative Creation, The 12th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2018)、2018 年 6 月 27 日、Li Ka Shing Conference Center (California, America)
- ③ 佃 洗撰、深山 覚、後藤 真孝、ABCPRC: ユーザの消費者としての役割と創作者としての役割の適応的対応付けによるユーザ生成コンテンツ推薦、ARG 第 14 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会 (WI2)、2019 年 6 月 28 日、兵庫県立大学神戸商科キャンパス (兵庫県神戸市)
- ④ Kosetsu Tsukuda, Satoru Fukayama, Masataka Goto, ABCPRC: Adaptively Bridging Consumer and Producer Roles for User-Generated Content Recommendation, The 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2019)、2019 年 7 月、Cit  des Sciences (Paris, France)

[その他]

研究代表者ホームページ: <http://ktsukuda.me/>  
Songrium 派生要因分析: <http://factor.songrium.jp/>

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

佃 洗撰 (TSUKUDA, Kosetsu)

国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報技術研究部門・研究員

研究者番号: 40760020