

2020年度

修士論文

オンライン学術動画が論文の被引用数及び
オルトメトリクスに与える影響に関する研究

2021年3月

指導教員 坂田 一郎 教授



東京大学大学院 工学系研究科 技術経営戦略学専攻

37-176854 金 輝溟

オンライン学術動画が論文の被引用数及び オルトメトリクスに与える影響に関する研究

概要

近年、科学研究の社会的インパクトが重要視されるようになり、ウェブ上における非定型的な科学コミュニケーションが拡大する中、学術動画の公開の取り組みが増大しているが、学術動画が研究の価値に及ぼす効果についての知見が不足している。動画の研究価値への影響の有効性が認められれば、動画制作への投資判断における理論的根拠の提供が可能となる。そこで、本研究は、オンライン学術動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに与える影響の有効性を検証し、効果的な動画方式を特定することで、動画制作の意思決定及び研究戦略構築の効率化に貢献することを目的とする。

本稿では学術文献及び同文献を言及するユーチューブ動画のメタデータと動画方式に関する分類法を用いて、動画公開の有効性を検証し、効果的な動画方式を特定する手法を提案する。具体的には、同等な質の動画保有論文群と動画未保有論文群を選定し、両被引用数及びオルトメトリクス分布に検定を行い、有意差を検証する。その後、論文言及目的で分割した動画群の言及論文群について、同上の分布間で比較を行い、動画方式による影響度の相違を評価する。最後に、出版初期の論文のユーチューブ人気度が早期に飽和する点に着目し、同人気度を用いた将来の被引用数の予測が有効な動画方式を推定する。

実験を通じて、論文言及動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに与える影響の有効性が検証され、上昇への貢献が認められた。また、動画の論文言及目的による両指標への影響度の相違が確認され、効果的な動画方式の特定に成功した。論文のユーチューブ人気度が出版初期において飽和することが検証され、特定の条件下において、動画の人気度を用いた将来の被引用数の予測が有効と判断される動画方式が推定できた。研究組織は本手法を用いて学術動画の有効性を検証し、効果的な動画方式を定量的に推定することで、動画制作及びデザインの意思決定プロセスの加速化が可能となる。更に、動画を用いて研究の学術的インパクトを早期に見計らうことで、研究戦略の構築における効率化が期待される。

目 次

第 1 章	序論	1
1.1	はじめに	1
1.2	貢献	5
1.3	構成	5
第 2 章	関連研究	7
2.1	ユーチューブ上での科学コミュニケーションの人気の影響を与える要素 . . .	7
2.2	非定型的な科学コミュニケーションが科学研究のインパクトに与える影響 . .	10
2.2.1	オンライン学術動画	10
2.2.2	その他のフォーマット	11
2.3	本研究の位置づけ	12
第 3 章	提案手法	13
3.1	提案手法の概要	13
3.2	提案手法の詳細	14
3.2.1	データセットの取得	14
3.2.2	論文言及動画の有効性の検証	15
3.2.3	動画の論文言及目的の分類による動画の影響度の比較	16
3.2.4	論文言及動画の人気度を用いた論文の被引用数の予測	18
第 4 章	実験と結果	21
4.1	実験方法	21
4.1.1	実験目的	21
4.1.2	実験概要	21
4.1.3	実験データセット	21
4.2	実験結果	25
4.2.1	論文言及動画が論文の被引用数及び AAS に与える影響の検証	25
4.2.2	動画の論文言及目的による被引用数及び AAS 分布の比較	29
4.2.3	ユーチューブスコアを用いた出版初期の論文の将来の被引用数の予測	33
第 5 章	考察	37
5.1	ユーチューブ上の論文言及動画への取り組みの活性度における考察	37
5.1.1	論文言及動画制作への取り組み	37

5.1.2	論文ソースの引用率に対する動画の偏在性	39
5.2	研究分野による論文言及動画の影響の相違における考察	41
5.3	ユーチューブスコアを用いた被引用数の予測における考察	42
5.3.1	論文指標の成長と飽和について	42
5.3.2	ユーチューブスコアを用いた被引用数の予測について	43
第 6 章	結論	45
6.1	本研究の結論	45
6.2	今後の展望	46
	謝辞	48
	参考文献	50

目 次

1.1	Science 誌を言及する新規ユーチューブ動画数の推定値	3
2.1	ユーチューブ学術動画の目的に関する分類 [1]	9
3.1	提案手法の概要	14
3.2	論文指標分布が従う母集団の経年変化モデル	20
4.1	実験の概要	22
4.2	Math & Computer 論文データセットの被引用数分布	26
4.3	Life & Earth 論文データセットの被引用数分布	26
4.4	Math & Computer 論文データセットの AAS 分布	28
4.5	Life & Earth 論文データセットの AAS 分布	28
4.6	Math & Computer において分割された論文群の被引用数分布	30
4.7	Life & Earth において分割された論文群の被引用数分布	30
4.8	Math & Computer において分割された論文群の AAS 分布	32
4.9	Life & Earth において分割された論文群の AAS 分布	32
4.10	Math & Computer におけるユーチューブスコアと被引用数の分布	34
4.11	Life & Earth におけるユーチューブスコアと被引用数の分布	34
4.12	Math & Computer 2014 のユーチューブスコアと被引用数の散布図	36
4.13	Life & Earth 2014 のユーチューブスコアと被引用数の散布図	36
5.1	ソース CiteScore と動画付き論文数のプロット	40
a	Math & Computer 2014	40
b	Life & Earth 2014	40

表 目 次

3.1 均質化条件	15
3.2 動画の論文言及目的の分類法	17
4.1 論文データセットの概要	22
4.2 Math & Computer 論文データセットの被引用数分布における統計的分析 . .	26
4.3 Life & Earth 論文データセットの被引用数分布における統計的分析	26
4.4 Math & Computer 論文データセットの AAS 分布における統計的分析	28
4.5 Life & Earth 論文データセットの AAS 分布における統計的分析	28
4.6 Math & Computer において分割された論文群の被引用数に関する統計的分析	30
4.7 Life & Earth において分割された論文群の被引用数に関する統計的分析 . . .	30
4.8 Math & Computer において分割された論文群の AAS に関する統計的分析 .	32
4.9 Life & Earth において分割された論文群の AAS に関する統計的分析	32
4.10 Math & Computer におけるユーチューブスコアと被引用数の平均値及び KStest	34
4.11 Life & Earth におけるユーチューブスコアと被引用数の平均値及び KStest .	34
4.12 Math & Computer 2014 のユーチューブスコアと被引用数の回帰分析	36
4.13 Life & Earth 2014 のユーチューブスコアと被引用数の回帰分析	36
5.1 出版から 1 年以内に公開された動画及び言及論文に関する統計表	38
5.2 CiteScore で分割したソース群における動画保有ソース数と動画付き論文数 .	39
5.3 各論文データセットの論文指標における $\Delta \mu$ と r 値	41

第1章 序論

本章では、本研究の背景、目的、貢献及び構成について述べる。

1.1 はじめに

現代に入り、科学研究課題の複雑化及び大規模化に対応するために、複数の研究関係者が共に研究を行うようになり、研究課題及び成果の共有は不可欠となった。これに向け、様々な学術的コミュニケーションの手段が提案、活用されてきた。例えば、学術雑誌への投稿及び出版、学術大会への参加及び発表等は、過去数十年間、学術的コミュニケーションの標準的方法として定着し、それに向けたメディアとイベントは膨大な数と規模に成長した。このような風潮の中で、学術研究は主として学術コミュニティ内で共有され、拡散してきた。

ところが最近、科学研究の価値に対する再考が話題になっている。かつて研究の価値は、研究者が未知の知識を発見及び創造し、その研究成果を直接的な利害関係者 (Stakeholders) が活用し、二次的価値を創造するプロセスを通じて評価されてきた。このように与えられた研究の価値は、狭小な利害関係者のコミュニティの観点のみを反映しており、研究価値に対する社会的通念との乖離が発生しかねない。このような現象は、学術コミュニティと社会との共感の形成を妨害し、円滑な科学研究の立案及び進行に障害を誘発させる要因になり得る。このような状況の改善に向け、研究の評価者の範囲を拡大させ、様々な社会構成員の観点を評価に取り入れる必要性が謳われている。この課題を受け、研究の社会的関心を反映する様々なコミュニケーション活動と、それらが行われるチャンネルに対して、注目が寄せられている。一例にマスメディアにおいては新聞記事、又はニュースやドキュメンタリー等のテレビ放送を通じて、科学研究を一般人に伝え続けてきた。一方で、最近では、SNSの活性化に伴い、研究の利害関係者のみならず、研究に関しての非専門家もブログ、Facebook、Twitterといった様々な新種プラットフォーム上で研究を言及し、科学研究の社会における拡散及び議論を加速させている [2]。

研究を取り巻くこのような広義の科学コミュニケーションの効果の推定に向け、様々な試みが寄せられてきた。従来、研究の学術的影響力を推定する代表的な方法である書誌計量学 (Bibliometrics) 的アプローチの限界が指摘される中、学術出版及びコミュニケーションがオンラインに移動するに連れ、ダウンロード数、ビュー数に基づいた Usage metrics、ウェブリンクを元にした Webometrics が提案された。そして 2010 年より、SNS 上におけるコミュニケーション活動と相互作用に基づく新たな計量的推定法であるオルトメトリクス (Altmetrics) の有用性が提唱されてきた [3]。オルトメトリクスは「代替」を意味する "Alternative" と、「指標」を意味する "Metrics" の組み合わせからなっている。Alternative が

既存の書誌計量学を代替するという語気を持つが、一般的に、オルトメトリクスが取り扱う課題とアプローチは、書誌計量学のそれとは異なり、代替の概念ではない [4]。オルトメトリクスは書誌計量学と Webometrics よりも、インパクトを迅速かつリアルタイムで把握でき、誰もがアクセスできる点から優れた透明性を持つ上に、非学術的な聴衆を包容し、より多様な研究成果及びソースを包容できる [5]。広く受け入れられているオルトメトリクスの中の一つである、米 Altmetric 社が提供する Altmetric Attention Score (以下, AAS) は、SNS を含む多様な大衆的コミュニケーションソース上で学術論文が言及される回数を総合的に考慮し、論文の広義的な価値の指標を提供する。

一方、ウェブとメディアの発達に伴い、学界では様々なフォーマットのコミュニケーションが現れている。2000 年代初頭には既に、学術関係者間の非形式的な対話、協力、成果の公開及び拡散、そして関係構築において、電子的学術コミュニケーションが積極的に活用されていた [6]。ウェブは科学における幅広い非定型的なコンテンツを配信及び共有する機会を提供し、図、プレゼンテーション、動画等、非標準的な電子メディアの利用が研究及び教育分野で増加している。その中でも、比較的に新種の手法であるオンライン学術動画を用いたコミュニケーションは、その他のメディアに比べ動的表現が容易な側面から、有用性が認められている。例えば、人間のモーションが重要視される舞踊、映画といったの芸術及び人文学 (Arts and Humanities) 分野における学術的コミュニケーションでは、オンライン動画を有用に活用できると考えられる [6]。また、複雑な科学研究のデモンストレーション、科学ドキュメンタリー、講義を録画した動画は、科学的経験の説明に当たって、文章より効果的な可能性が示唆される。例えば、科学的方法論、プロトコル、及び研究結果に関する効果的な伝達や、教育やボランティア活動のマーケティングにおいて、オンライン動画の活用が有効と考えられる [7]。このようなオンライン動画を用いた科学コミュニケーションの効果の報告を受け、学界でもオンライン動画の活用が拡大している。例えば著名な学術雑誌である Nature 及び Cell では、採択された論文に対して研究課題と成果を紹介する動画の投稿を積極的に勧告しており、ジャーナルホームページ上のオンライン動画専用のセクションで公開している。また、メディア分野を中心とした一部の学術大会では、動画を中心とする発表会を開催する一方、主として生命科学分野の実験動画を投稿する学術雑誌である Journal of Visualized Experiments は、オンライン動画ジャーナルという新たなジャーナルのフォーマットを開拓し、確立させた。

更には、オンライン学術動画は学術コミュニティーに限られず、大衆的プラットフォームでも活発に公開されている。2005 年創立したユーチューブは誰もが利用できる動画共有プラットフォームであり、グーグルに続く世界で二番目に多く訪問されるウェブサイトである [8]。ユーチューブは主に音楽やコメディといったエンターテインメントの目的で使われているが、一部の学術関係者はユーチューブの創業とほぼ同時に、学術活動をオンラインで配信してきた。例えば、著名な科学者であるスティーヴン・ホーキングの宇宙に関する講演会の動画 (youtube.com/watch?v=xjBIsp8mS-c) と、MIT で撮影された物理学の講義動画 (youtube.com/watch?v=sJG-rXBbmCc) は、ユーチューブ側の記録によれば、それぞれ約 6.5 百万回、5 百万回ずつ視聴されている。又の事例として、著名な学術雑誌の Science は、2008 年からユーチューブチャンネルを運営しており、当誌に掲載された一部の研究を紹介

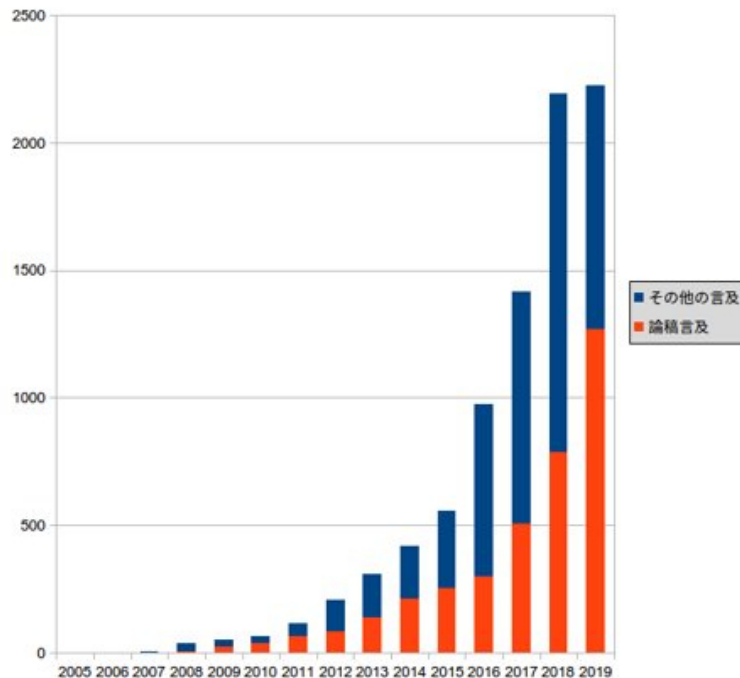


図 1.1: Science 誌を言及する新規ユーチューブ動画数の推定値

する動画を公開してきた。このような取り組みは、研究の関係者に複雑な研究を解説し、社会的に広げるための動画を自ら制作・配信することを可能にする。

このように、オンライン学術動画の活用事例及び効果に関する報告を受け、学術関係者にとって、動画制作及び公開は研究リソースの本格的な投資対象に考慮されつつあると考えられる。図 1.1 には、ユーチューブ上で Science 誌の URL を言及する動画について、Science 誌の論文を言及する新規動画とその他の新規動画の数の推定値を表している。論文言及動画数については、ユーチューブクエリーを文献閲覧ドメイン (science.sciencemag.org/content) で検索した結果の数であり、その他の動画数については、メインページのドメイン (science.sciencemag.org) で検索された結果の数より論文言及動画数を引いた値としている。図を見ると、Science 誌に関して、ユーチューブ上における論文言及動画とその他の動画の数は、ユーチューブ創立以来から直近の 2019 年まで、毎年強い増加にあったと推定される。

しかし動画制作への投資の判断において議論されるべき、オンライン学術動画が研究の価値に及ぼす効果についての研究は、非常に不足している。オンライン学術動画の公開が、対象となる研究の価値及び将来性に有意な影響を及ぼすことが確認できれば、研究リソースの動画制作及び公開への投資に対して理論的根拠になり得る。一方、研究の分野、研究者、出版ソース等、研究側の特性によって動画が研究に及ぼす影響に相違が存在することが確認できれば、どのような研究の価値向上に対して動画が効果的に寄与できるかを判断する裏付けになり得る。このように研究とオンライン学術動画が互いに及ぼす働きを把握することは、学術動画による効果的なコミュニケーションの設計において肝要である。また、非定型的なコミュニケーション方式であるオンライン学術動画に対して、その特性を抽出することで動

画の分類が可能となれば、効果的なコミュニケーションのための動画の提案を具体化できると考えられる。

このような課題に対し、本研究ではユーチューブ上での論文言及動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに及ぼす影響を検証し、その結果に基づき、効果的な動画コミュニケーション戦略を提案する。具体的には、特定の研究分野における学術論文データセットを用意し、同論文をタイトル又は説明文で言及するユーチューブ動画を論文言及動画として収集する。次に、言及動画を保有する論文群の対照集団として、同論文群と同等の質を担保するが動画を保有しない論文群を均質化手法を用いてサンプリングする。続いて、両論文群の被引用数及び AAS の分布に対して、由来する母集団が異なることを検定することで、論文言及動画の公開の有効性を検証する。次に、動画方式に関して「論文言及目的」の分類法を定義し、ラベルに沿って分割された動画群が言及する論文群間で被引用数及び AAS 分布の比較を行うことで、効果的な動画方式を特定する。最後に、ユーチューブ上での論文の人気度を表す論文指標であるユーチューブスコアを提案し、ユーチューブスコアが被引用数より早期に飽和することを検証した後、動画方式で分割された動画群に対応する各論文群においてユーチューブスコアと被引用数間に回帰分析を行い、有意な相関が認められる動画方式を特定する。本手法を用い、出版初期の論文のユーチューブスコアから将来の被引用数を予測することで、論文の学術的インパクトを早期に把握できることが期待される。

提案手法の検証として、数理・コンピュータ科学分野と生命・惑星科学分野の学術論文データセットを用いて実験を行い、動画を保有する論文群に対して動画を保有しない論文群をサンプリングし、両論文群間の被引用数及び AAS 分布が異なる母集団に由来することが検定され、論文言及動画の有意な効果が認められた。また、動画の論文言及目的のラベル付けによる動画の分類を通じて、動画方式による論文群の被引用数及び AAS 分布の相違が確認され、それぞれの指標に対するより効果的な動画方式が特定できた。更に、提案したユーチューブスコアは被引用数と比較して早期に飽和することが認められた上、ユーチューブスコアと被引用数間で有意な相関を持つ動画方式が抽出され、出版初期の論文のユーチューブスコアから将来の被引用数の予測可能性が示唆された。本手法を用いることで、研究者及び研究機関は、研究分野における学術動画を用いたコミュニケーションが研究に及ぼす影響を定量的に計測することが可能であり、進んでは公開する動画の方式による影響度の定量的比較を通じて、最適な動画コミュニケーション戦略が構築できる。更には、出版初期の論文に対して、有意な予測精度が認められる動画方式を採用したユーチューブ動画を公開し、算出されたユーチューブスコアから将来の被引用数を予測することで、研究ポートフォリオの立案に役立つと考えられる。これによって、限られた研究リソースの配分問題において、動画制作の判断及び動画のデザインに関する意思決定を、定量的な分析結果に基づいて行うことが可能となり、動画コミュニケーションを用いて将来の研究のインパクトを推定することで、研究戦略の設定の効率化が期待される。

1.2 貢献

本研究の成果から以下のことが可能となる。

まず，本研究では学術文献を言及するユーチューブ動画が，文献の被引用数及びオルトメトリクスに有意な影響を与えることを検証し，計量的に分析することができた．これによって，ユーチューブにおける科学コミュニケーションには効果があり，その期待値を推定することが可能になった．

次に，ユーチューブ上の論文言及動画に対して論文言及目的の分類法を提案し，動画のラベルによって分割された各論文群の被引用数及びオルトメトリクス分布を定量的に分析及び比較することができた．これにより，論文言及動画の被引用数及びオルトメトリクスへの寄与に関して，より効果的な動画方式の選択に関する定量的な根拠を提供することが可能になった．

最後に，ユーチューブ上での論文の人気度を表す論文指標として提案したユーチューブスコアは，論文の被引用数より早期に飽和することが検証され，被引用数との回帰分析の結果，有意な相関を示す論文言及動画のラベルを抽出することができた．これにより，出版初期の論文に対し，ユーチューブスコアを用いて将来の被引用数の予測が有効と考えられる動画方式の推定が可能になった．

以上のことから，本研究の貢献は以下のように集約できる．

- 学術論文を言及するユーチューブ動画が，論文の被引用数及びオルトメトリクスに有意な影響を与えることを検証し，定量的に分析することができた．
- 動画の論文言及目的による被引用数及びオルトメトリクスへの影響の相違を確認し，効果的な動画の論文言及目的を特定することができた．
- ユーチューブ上での論文の人気度を表すユーチューブスコアを提案し，出版初期の論文のユーチューブスコアを用いた将来の被引用数の予測が有効な動画方式を推定することができた．

1.3 構成

第2章では本研究の背景に関連する先行研究について説明し，本研究の位置づけ及び意義について述べる．第3章では本研究が用いる，ユーチューブ上の論文言及動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに与える影響を検証・計量し，動画を用いた被引用数の予測に向けた手法について述べる．第4章では，実験に用いるデータセットを説明し，前章で述べた手法に基づいた実験の結果を示す．第5章では，実験結果を踏まえ，論文言及ユーチューブ動画への取り組みの現状について述べ，本提案手法の利用にあたっての注意すべき点について考察を行う．第6章では本研究の結論及び今後の展望を述べる．

第2章 関連研究

本章では、本研究における提案手法によってユーチューブ上の論文言及動画が論文に与える影響を計量するにあたり、関連する他の研究について述べ、既存研究の中における本研究の位置付け及び意義を述べる。具体的には、まずユーチューブ上での科学コミュニケーションの人気度に影響を与える様々な要素に関する先行研究について述べ、本研究で動画方式を考慮する必要性について述べる。次に、ユーチューブ上の論文言及動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに与える影響を把握するにあたって、その土台となる非定型的な科学コミュニケーションが科学研究に与える影響に関する先行研究について説明する。

2.1 ユーチューブ上での科学コミュニケーションの人気に影響を与える要素

ユーチューブ動画の社会への影響力は動画の人気度に依存すると言える。ユーチューブを用いた専門家向けの動画コミュニケーションは萌芽的なコミュニケーション手法であり、その人気を左右する要素に関する研究が不足している。しかし非専門家を対象とし、科学的知識を用いたエンターテインメントコンテンツとしての科学コミュニケーションは、ユーチューブ動画のジャンルの一つとして定着しており、このような動画の人気度は多くの研究で取り扱われてきた。本項ではユーチューブ上での専門家及び非専門家向けの科学コミュニケーション動画の人気度に影響する要素に関する既存研究について説明する。

まず、非内容的 (content-agnostic factors) 要素の観点から見ると、Burgess[9], Juhasz[10], Yoganarasimhan[11] の研究は、科学コミュニケーションチャンネルのソーシャルネットワークが、動画及びチャンネルの人気度に影響を与える要素であると報告している。Crane ら [12] は、科学コミュニケーション動画を質的に三つに分類した結果、各カテゴリーから独特なビュー数履歴の分布を確認し、動画の質がビュー数の成長に影響することを示している。更に Figueiredo ら [13] は、Crane らの研究での上質動画グループが、一日から一週間といった単位の期間中において大量の新規ビュー数を上げていることに対し、その他のグループは複数の小規模なピークの新規ビュー数を記録することを確認している。この現象はユーチューブ動画推薦システムにおける 'rich-get-richer' 効果 [13] 及びチャンネルのソーシャルネットワーク [11] と関係していることが指摘されている [14]。しかしチャンネルによっては 'friends' や 'featured channels' リストを公開しないケースや、ユーチューブと SNS プラットフォーム間の明示的なネットワーク化が難しい点から [11], ユーチューブを取り巻くソーシャルネットワークの分析には課題が大きい。科学コミュニケーションチャンネルに対

するソーシャルネットワーク分析は本研究の範囲外ではあるが、ユーチューブチャンネルの人気度に関する全般的な理解に重要であることは明らかである。

一方で、動画の内容的要素 (content factors) はユーチューブコミュニティにおける広範囲な人気度を最も説明しやすい要素であると見られる [14]。ここでの広範囲な人気度とは、ニッチな聴衆の間における小範囲な人気度とは反対の、あらゆる背景を持つ視聴者間での人気度を意味する。Figueiredo ら [13] の研究では、より多くの実験参加者の興味を引いたトピック及びコンテンツを取り扱う動画が、実際により高い人気度を表していることを示した。このことから、動画の人気度を決定する要因を理解するにあたり、動画の内容的要素を考慮することは肝要である。

ユーチューブにおける科学コミュニケーションに関する多くの研究は、情報の真偽の評価に焦点を当てており、トピックによっては動画の人気度に影響を与える傾向を確認している。Keelan ら [15] は、予防接種に関する 153 本の動画に対し、口調 (tone) を positive, ambiguous, negative に分類した結果、negative 動画の 45% に誤報が含まれているに関わらず、negative 動画が positive 動画より高いビュー数及び評価を受けていることがわかった。一方、Sood [16] らは腎結石に関する 199 本の動画を分析し、誤報を含む動画の方よりそうでない動画の方が高いビュー数を記録していることを報告した。又、その他の諸研究 [17, 18, 19, 20] では動画のビュー数及び評価と内容の真偽の間で統計的に有意な差を見出していない。

更には、チャンネルのタイプもユーチューブ動画の人気度に関する研究において注目されている。商業的マーケティング向けの Professionally generated channels (以下 PGC) は、そうでない一般的な User-generated channels (以下 UGC) に比べ、より豊富な経済的資源を保有していると考えられる。これを受け、Kim [21] は PGC が配信する高費用動画の大量生産が、UGC コミュニティを崩壊させる恐れがあることを指摘した。しかしユーチューブコンテンツはチャンネルの動画数よりは動画のビューと魅力によって決まり、チャンネルは依然としてユーチューブコミュニティの興味を引くコンテンツを配信しなければならない [14]。エビデンスは弱いだが、UGC が PGC より人気が高い主張も存在する。Lorenc ら [22] は購読者数において最上位の 241 個チャンネルを検討し、最大 68% の動画は UGC が配信しており、PGC の動画が多かった動画ジャンルは音楽のみであることを確認した。科学コミュニケーション動画に的を絞れば、Lo ら [23] はテンカンに関する動画を調べた結果、UGC のコンテンツが PGC より高いビュー数、コメント数、評価を受けていることがわかり、特にコメントに関して、UGC が PGC より動画製作者と視聴者間のコミュニケーションが活発であることを示した。Welbourne らの研究では、人気度最上位の科学コミュニケーションチャンネル 39 個に関して分析した結果、動画数は PGC が多いが、総合的な人気度は UGC が圧倒的に優位にあることを示す一方、PGC や UGC に関わらず情報伝達が速い動画が高いビュー数を取得していることを確認した。更に、固定的な話者の存在は動画のビュー数に大いに貢献することを指摘している [14]。

一方、ユーチューブ学術動画がどのような目的で配信され、どのようなトピックを取り扱っているかは、動画がターゲットとする視聴者の特性や期待するインパクトを理解する上で重要な要素である。Thelwall ら [1] は 589 人の科学者及び学術関係者のツイートが言及す

Purpose	Description	Top 100	Random 100	Total
Scientific demonstration	Scientific demonstration of a particular phenomenon (e.g., robot motion, rocket, art animation, geographic feature).	30	28	58
Public dissemination	Public lecture, TV show or video designed to give research-related message to the general public or the informed general public.	36	18	54
Education	Describing a specific scientific phenomenon in non-technical language with an educational aim.	20	17	37
Talk to academics	Presentation to an academic audience (e.g., at a conference).	9	25	34
Inform about scientists	Showing how scientists work to a non-scientific audience.	2	12	14
Comedy	Primarily designed for humour, but with an academic theme.	3	0	3

図 2.1: ユーチューブ学術動画の目的に関する分類 [1]

る 4282 本のユーチューブ動画から、ランダムサンプリングされた 100 本とビュー数においてトップの 100 本の動画を選定し、動画の目的、フォーマット、並びに関連分野を定性的に分類している。特に本研究での手法と深く関係している、動画の発信目的に関する分類法と所属する動画数を表 2.1 に示す。表 2.1 をみると、最も大きい割合を占める動画の目的は、ビュー数トップ動画の中では一般人コミュニティ内での研究の拡散、ランダム動画の中では科学的デモンストレーションであり、教育的目的の動画も両グループで比較的に多数発見された。著者は結論で、人気の高い動画は主に加工された一般人向けの動画であるが、ほとんどの学術動画対してその視聴者は非常に少ないことから、ビュー数の確保のみを目的とする動画制作は合理的でないと述べている。

以上のような知見から、学術動画の製作する多くの者は、想定する動画の視聴者に関して専門家と非専門家を予め区分していると考えられる。本研究で取り扱う論文言及動画は、タイトル又は説明文で論文を明記していることから、動画制作者は科学研究における専門家及び関係者を意識している可能性があると考えられる。そこで本研究では、科学者及び学術関係者が言及するユーチューブ動画について Thelwall ら [1] が提案した科学コミュニケーション動画の発信目的に関する分類法に着目し、動画が論文を言及することで視聴者に対してどのような効果を期待しているかを表す動画の論文言及目的に関する分類法を提案する。本分類法に基づき、論文言及動画がその目的によって被引用数及び AAS ヘインパクトがどのように異なるかを確認する。

2.2 非定型的な科学コミュニケーションが科学研究のインパクトに与える影響

次に、様々な非定型的な科学コミュニケーションメディアにおける活動が、科学研究の学術的及び社会的インパクトに与える影響に関する研究について述べる。

2.2.1 オンライン学術動画

TED トーク動画の多くは科学及び技術のトピックを取り扱っており、科学コミュニケーションの効果的な手段として考えられている [24]. Sugimoto ら [25] が行った研究では、TED 動画の被引用数は同動画のユーチューブ上のビュー数及び TED ウェブサイト上のビュー数と相関を見せていないことから、TED トークのインパクトは学界よりは大衆の領域を対象にしていると述べている。また彼らは TED トークの発表者の特徴と彼らの研究の被引用数の関係性を分析した結果、77%以上の発表者が平均値以上の被引用数を受けていることを確認した。これに関する主たる原因として、発表者の 74%は世界最上位 200 所の大学の研究機関に所属しており、TED トークと関係なく影響力の大きい学者であることを指摘している [26].

一方、科学研究の概要動画 (Video abstract) の制作及び公開への取り組みが増えていることを受け、概要動画が被引用数に及ぼす影響に関する研究も行われた。Spicer の概要動画に関するレビュー論稿で、New Journal of Physics 誌に掲載された 56 本の学術文献の概要動画に対して分析を行った結果、ユーチューブ動画のビュー数はジャーナルウェブサイト上の動画のビュー数、及び文献のビュー数と適度の正の相関をなしており、ジャーナルウェブサイト上の動画のビュー数と文献のビュー数間には強い正の相関が見られることを報告している [27]. また Rees らは、概要動画のビュー数と学術文献の全文 (Full-paper) ビュー数間に弱い正の相関があることを示し、更に 62 本の学術文献に対する対照試験から、概要動画を保有する文献群とそうでない文献群間には被引用数の平均値に有意な差がないことを確認している [28]. 一方で Rees らの研究を受け、Zong らは New Journals of Physics 誌の 7 年間の出版物から、概要動画の有しない任意の 351 本の学術文献に対しコホート研究を行った結果、概要動画を有する文献はそうでない文献より 1.206 倍高い被引用数が期待されると報告している [29].

以上のような既存研究の知見を踏まえて、本研究では今まで研究対象とされていない論文言及ユーチューブ動画を対象として、学術文献の被引用数へのインパクトを評価する。具体的には、論文言及ユーチューブ動画の保有する論文群に対して、同等の質を担保する動画未保有論文群を均質化手法を用いてサンプリングし、両論文群の被引用数及び AAS 分布を比較することで、論文言及ユーチューブ動画の公開の有効性を検出する。更に、提案した論文言及目的の分類法に基づいて動画を保有する論文を分割し、各論文群の被引用数及び AAS を比較分析することで、それぞれの論文指標に向けて特に効果的と判断される動画の論文言及目的を特定する。

2.2.2 その他のフォーマット

非定型的な学術コミュニケーションに関し、本研究が主として取り扱う、論文言及ユーチューブ動画を通じた科学コミュニケーション手法は萌芽的な段階に位置しており、まだ十分な研究が行われていない。故に、本研究の課題へのアプローチと方法論に関するヒントを獲得するために、動画以外の非定型的な科学コミュニケーションの研究を参考することが望ましい。そこで本項では、代表的な SNS プラットフォームであるツイッター上での科学コミュニケーション及びそのインパクトを反映するオルトメトリクスに関して、被引用数との関係性についての先行研究について述べる。

SNS を用いる科学コミュニケーションにおいて、ツイッターは最も活動的なプラットフォームであり、ツイッターと論文指標との関係に関する研究は比較的に歴史が長い。Eysenbach は Journal of Medical Internet Research 誌の 55 本の論稿を言及するツイートと被引用数データを分析した結果、ツイート数の上位論稿は下位論稿に比べ、出版から約 2 年後、およそ 11 倍高い被引用数を受けていることを確認した。また同研究は、出版後 3 日以内におけるツイートをを用いことで、高被引用数の論文を予測することが可能であると述べている [30]。Finch らは、10 個の鳥学 (Ornithology) ジャーナルで出版された 2677 本の論稿のオルトメトリクスと被引用数の関係に関する研究で、ツイートが avian-ecology 分野のジャーナル群における引用率 (Citation rate) を予測できることを示した [31]。ツイッター以外のプラットフォームに関しては、引用管理ツールである Mendeley 上での読者数 (Mendeley reader counts) が被引用数と比較的に高い相関を持つ事例が報告されている。Thelwall は Mendeley 読者数が同時の被引用数と強い相関を持ついくつかの分野を特定できており [32]、将来の被引用数に関しては全分野において相関していることを示した [33]。

一方で、諸 SNS プラットフォーム上における学術活動を網羅し、指標化したオルトメトリクスは、計量的分析が容易な研究対象である。その中で Fenner は、オルトメトリクスに関するレビューで、オルトメトリクスは有意な学術的インパクトよりも計測行為に重点を置いており、被引用数との関係に関する理論的背景が不足していることを指摘している [34]。また Haustein らの研究では、ソーシャルメディアでの活動とがく樹部分券の被引用行為を導く要因は相異なり、SNS に基づいた研究指標は被引用数を補完する機能として利用すべきであると述べており [35]、オルトメトリクスと学術的インパクトが影響し合うダイナミクスを明らかにするには、更なる研究が必要と考えられる。

オルトメトリクスに関しては様々な指標が提案されてきたが、その中で AAS は最も広範囲な学術文献に普及されており、幅広いメディア及びプラットフォームを網羅していることから、近年主な研究対象となっている。Finch らが行った鳥学の論稿セットに対する AAS と被引用数の回帰モデルによると、インパクトファクター 1.84 のジャーナルの論稿において、AAS の 1 から 20 への増加は被引用数の 2.6 から 5.5 への増加を伴うことが期待できることを述べている [31]。また、Lamb らが生態保護のトピックに関する 10 年間の論文に対して分析した結果、AAS と被引用数の有意な相関を確認したが、近年の論文であるほど相関が弱まる傾向を発見している [36]。更に、Thelwall らが 30 個の Scopus 詳細分野における論文を取り扱った研究では、一部の分野において、AAS は 2 年後の被引用数に対する予測因

子として機能でき、それには特に Mendeley 読者数が大きくに寄与していることを明らかにした [37]. 直近の研究の中では, Murray らが 2017 年間皮膚病学 (Dermatology) ジャーナルで出版された学術論文に対して分析した結果, 論文の AAS はジャーナルインパクトファクターと適度の正の相関を, 被引用数と弱い相関を示すことを確認し, 特に後者の原因として AAS と被引用数の成長は時間的に乖離する傾向を挙げている [38].

以上のような研究の動向を踏まえ, 本研究では論文の被引用数の予測に向けた, 論文言及動画のビュー数に基づく指標を提案する. 特に 2.1 で述べた論文言及目的の分類法を用いて, より高い予測精度を示す言及目的のラベルを抽出する. 具体的には言及目的のラベルに基づいて言及論文を分割し, 各論文群に対して提案指標と被引用数に対する回帰分析を行い, より強い相関を持つ論文群を特定することで, 提案指標を用いた被引用数及の予測可能性を示す.

2.3 本研究の位置づけ

以上のような先行研究を踏まえて, 本研究の位置付けについて述べる.

本研究では今まで研究対象とされていない論文言及ユーチューブ動画を対象として, 学術文献の被引用数へのインパクトを評価する. 具体的には, 論文言及ユーチューブ動画の保有する論文群に対して, 同等の質を担保する動画未保有論文群を均質化手法を用いてサンプリングし, 両論文群の被引用数及び AAS 分布を比較することで, 論文言及ユーチューブ動画の公開の有効性を検出する.

又, 科学者及び学術関係者が言及するユーチューブ動画について Thelwall ら [1] が提案した科学コミュニケーション動画の発信目的に関する分類法に着目し, 動画が論文を言及することで視聴者に対してどのような効果を期待しているかを表す動画の論文言及目的に関する分類法を提案する. 更に, 提案した分類法に基づいて動画を保有する論文を分割し, 各論文群の被引用数及び AAS を比較分析することで, それぞれの論文指標に向けて特に効果的と判断される動画の論文言及目的を特定する.

最後に, 本研究では論文の被引用数の予測に向けた, 論文言及動画のビュー数に基づく指標を提案する. 特に上述した論文言及目的の分類法を用いて, より高い予測精度を示す言及目的のラベルを抽出する. 具体的には言及目的のラベルに基づいて言及論文を分割し, 各論文群に対して提案指標と被引用数に対する回帰分析を行い, より強い相関を持つ論文群を特定することで, 提案指標を用いた被引用数及の予測可能性を示す.

第3章 提案手法

本章では、本研究で提案する、ユーチューブ上の論文言及動画が被引用数及びオルトメトリクスに与える影響の有効性の検証、並びに効果的な動画方式の特定方法と、動画の人気度を用いた論文の被引用数の予測手法について説明する。

まず、論文セットを言及するユーチューブ動画のデータを取得し、動画を保有する論文群と保有しない論文群を均質化に留意しながら設定し、被引用数及びAASの分布に関して対照実験を行う。次に、動画セットを論文言及目的の分類法で分割し、各動画群が言及する論文群の被引用数及びAAS分布の比較から、より有効な動画方式を特定する。最後に、ユーチューブ上の論文の人気度を表す指標を用いて、出版初期の論文群に対して人気度が飽和していることを検証した上で、上述した各論文群に対し、同指標と論文被引用数の回帰分析から予測可能性を評価し、有効と考えられる動画方式を特定する。

3.1 提案手法の概要

本研究における提案手法について、概要を図3.1に示す。

本提案手法では、まず始めに、特定の研究分野及び出版期間における論文データを取得し、論文データセットを作成する。次に、取得した論文を言及するユーチューブ動画のデータを取得して動画データセットを作成し、同動画が言及する論文を言及動画付き論文として取り扱う(i)。

動画データセットの作成及び言及動画付き論文群の特定したら、動画無し論文群を選定し、両論文群の被引用数及びAAS分布に対して対照実験を行う(ii)。動画無し論文群の選定においては、本手法で提案する均質化手法を用い、被引用数及びAASに影響を与えるその他の変数に対して統制を図った上で、動画の有効性を検証する。

次に、動画の論文言及目的の分類法に従って動画にラベルを付与し、ラベルによって分割された動画群に対応する各論文群の被引用数及びAASの分布を比較することで、動画方式による効果の相違を確認し、各論文指標に対して最適な動画方式を特定する(iii)。動画の論文言及目的に関しては、動画の内容を観察することで、視聴者に向けて論文のどのようなメッセージを伝達しているかについての定性的な分析に基づいて判断し、ラベルを付与する。これによって、論文言及動画の論文を言及する目的に関し、統計的に取り扱うことが可能となる。

最後に、動画の人気度を用いた論文の将来の学術的インパクトの予測に向け、動画のビュー数から定義されるユーチューブスコアを提案し、ユーチューブスコアが被引用数と比較して

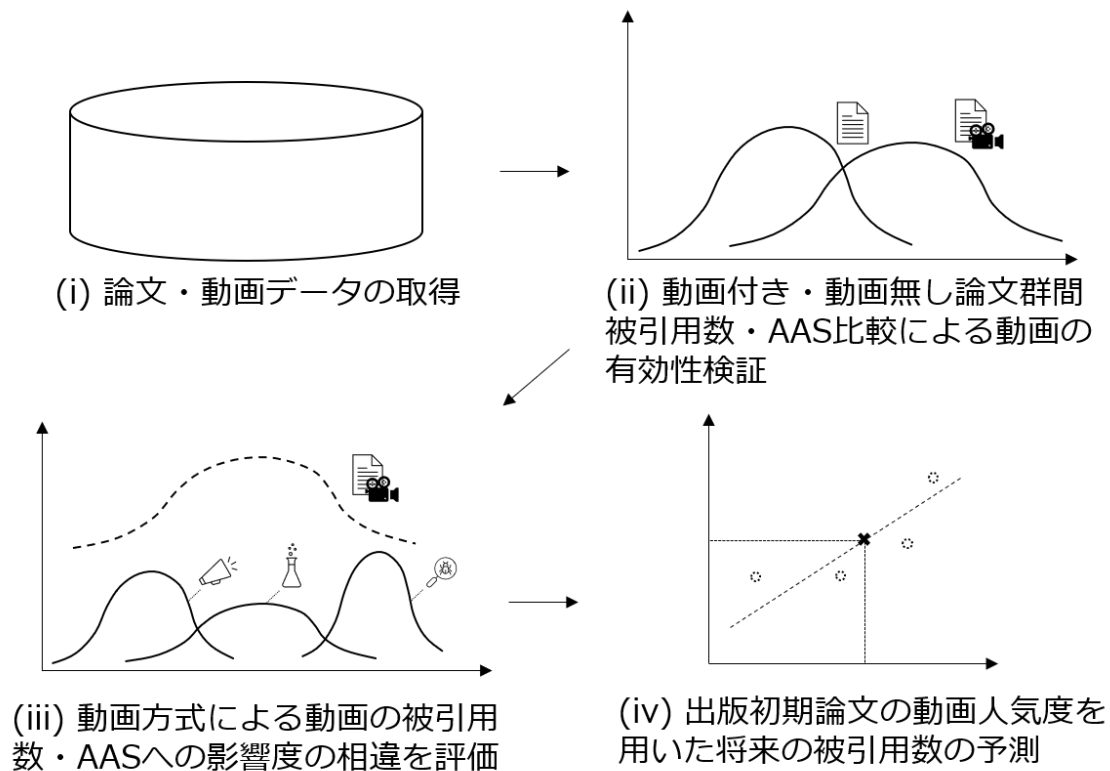


図 3.1: 提案手法の概要

早期に飽和することを検証した上で、動画方式に従って分割した各論文群において、ユーチューブスコアと被引用数の相関係数から、被引用数の予測可能性を評価し、予測が有効な動画方式を特定する。

3.2 提案手法の詳細

本項では、本提案手法についてより詳細に説明する。

3.2.1 データセットの取得

本研究で用いるデータセットは、論文データセットと動画データセットの二つに大別できる。まず論文データセットに関しては特定の研究分野の論文データを取得し、データセットを作成する。次に、論文のメタ情報をキーワードとして、論文を言及するユーチューブ動画を API を用いて検索し、動画データを取得する。

3.2.2 論文言及動画の有効性の検証

次に、取得した論文に対し、動画の被引用数及び AAS への影響の有効性を検証する。本研究では、均質化手法で選定された動画付き論文群と動画無し論文群の被引用数及び AAS 分布に対して正規性を検定してから、両分布に対する t 検定により有効性を判断する。

(1) 均質化手法の提案

動画が論文の被引用数及び AAS に与える影響の有効性を検証するにあたり、被引用数及び AAS に影響する動画保有以外の変数を可能な限り均質化する必要がある。本研究では、論文における複数のメタ情報に条件を設け、それらを満足する動画付き論文と動画無し論文をマッチングさせることで、均質化を図ることにする。本項では、提案する均質化手法を手順に従って説明する。

(i) 動画の有無による論文データセットの二分化

論文データセットを動画の有無に従って、動画付き論文群と動画無し論文候補群に二分する。

(ii) 動画無し論文のサンプリング

動画付き論文群において、ランダムに選定された動画付き論文に対し、均質化条件を全て満たす論文を動画無し論文候補群からサンプリングする。具体的には、まず動画付き論文群から、マッチングされていない一本の動画付き論文をサンプリングする。次に、動画無し論文候補群において、表 3.1 に示した均質化条件を全て満たす論文を抽出し、マッチング候補リストを作成する。ここで、マッチング論文数 m に対し、候補数が m 以上の場合、ランダムに m 本をサンプリングし、候補数が m 未満の場合、マッチングを放棄し、元の動画付き論文を動画付き論文群から除外する。サンプリングされた m 本の動画無し論文を動画無し論文群に含ませる。

表 3.1: 均質化条件

条件	説明	手法 (Scopus)
Source	同一の出版ソース	<Source title>属性値を一致
Document type	同一の文献のタイプ	<Doctype>属性値を一致
Last author	同一のラストオーサー	<Author(s) ID>属性値をセミコロン (;) で分割し、最後尾の値を一致
Funded	ファンドの有無の一致	<Funding Details>属性値が NaN であるかの真理値を一致

(iii) 動画付き論文群と動画無し論文群の確定動画付き論文群においてマッチングを行っていない論文が存在する場合、(i) を実行する。一方で、動画付き論文群における全ての論

文にマッチングを行った場合、サンプリングを終了し、実験に用いる両論文群を確定する。

(2) 両論文群の被引用数及び AAS 分布に対する検定

確定された動画付き論文群と動画無し論文群に対して対照実験を行い、言及動画の有効性を検証する。具体的には、まず両論文群の被引用数及び AAS の対数分布に対して正規性を検定する。本研究における分布の正規性の検定には、D'Agostino's K^2 test[39, 40, 41]（以下 Normaltest）を用いる。本検定手法は標本分布の歪度 (Skewness) 及び尖度 (Kurtosis) に関する統計量 K^2 より、ある標本集団が正規分布の母集団に由来しているかを検定する手法である。

本研究における正規性の検定においては、検定の厳密性を追求し、検定対象である被引用数及び AAS の標本に対して、外れ値を除外した。外れ値の判断については、分布における第 q 四分位数 $Q_{q/4}$ と四分位範囲 IQR に関して、 $Q_{1/4} - 1.5IQR$ より小さい標本と $Q_{3/4} + 1.5IQR$ より大きい標本を外れ値と取り扱う。即ち、標本分布において式 3.1 の範囲内の標本のみに対して Normaltest を行う。

$$[Q_{1/4} - 1.5IQR, Q_{3/4} + 1.5IQR] \quad (3.1)$$

次に、両分布に対して一定の有意水準 α に関して Student's t-test（以下 t-test）を行い、両分布が同一の母集団に由来しないことを検定することで、動画が被引用数及び AAS に対して有意な影響を与えることを示す。同時に分布の平均値に関して、動画付き論文群が動画無し論文群より高いことを確認し、論文言及動画が被引用数及び AAS の上昇に関して貢献することを示す。

3.2.3 動画の論文言及目的の分類による動画の影響度の比較

動画付き論文群と動画無し論文群を選定し、被引用数及び AAS 分布間に有意な相違を確認した後、動画の論文言及目的による被引用数及び AAS への影響度を比較した上で、それぞれの指標に対してより効果的な動画方式を特定する。

(1) 論文言及目的の分類法

まずは、論文言及目的の分類法を定義し、それに従って各動画にラベルを付与する。論文言及動画がどのような目的で論文を言及するかを、動画内容及び動画のメタデータから判断して与えるラベルのことを、本研究における動画の論文言及目的と定義する。論文言及目的の定義に関しては、Thelwall らのユーチューブ上における科学コミュニケーション動画に関する研究で提案した動画の目的に関する分類法 [1] を参考している。但し、本研究で取得した論文言及動画を観察した結果、Thelwall らの分類法では説明できないケースや、より詳細な分類ができるケースを勘案し、修正された分類法を採用している。本研究における論文

表 3.2: 動画の論文言及目的の分類法

ラベル	目的	必要条件 (一つ以上満たすこと)	含まれるケース (動画 ID)
論文紹介 (news)	論文出版の告知・ 拡散	論文言及パートのプレ イタイムが3分以下	・ 論文 Preview, review (ID: uA7HX7URCF8) ・ 論文が所属する プロジェクトの紹介 (ID: nsRLpyDZsog)
論文解説 (explanation)	論文内容の解説	説明文又は音声で対象 論文の解説を予告	・ 学術関係者への発表 (ID: QeMgkYM7sMk) ・ 論文の具体的な内容に対 する評価 (ID: ouGtd8nhm6Y) ・ 論文の手法・技法を活用し た独自の生産物を紹介 (ID: 4l2Ufx-Iz6U)
単純参照 (reference)	動画のトピック や主張の根拠と して言及	説明文で参考文献とし て明示	・ 論文言及パートが不明 (ID: fi3AROm4ZGg) ・ 他の分類が困難
補足資料 (supplementary)	論文内容の補足	・ 論文内でユーチュー ブリンクを明示 ・ 論文ソースウェブサイ ト上の Supplementary video と一致 ・ 映像に論文内データ の原本又は動画化を含 む	(ID: P6lBkK3J9wg)

言及目的の分類法を表 3.2 に示す．含まれるケースに関する具体例を，動画 ID から参照できる．

(2) 動画方式による動画の影響度比較

論文言及目的の分類法に従って動画にラベルを付与したら，ラベルによって分割された各動画群において，動画が言及する論文群を作成する．次に，各論文群における被引用数及び AAS の分布から，平均値及び中央値を比較することで，どのような動画方式において被引用数及び AAS の上昇により貢献する傾向が見られるかを特定する．

但し，ラベルの異なる複数の動画に言及される論文の場合，複数の論文群に含まれていることに注意する．各動画が論文の被引用数及び AAS の上昇に貢献した度合いのみを考慮するには，そのような論文に対して各論文群における同一論文の被引用数及び AAS の数値を修正することが望ましい．しかし，複数の論文言及動画を保有する学術文献の論文指標に対する各動画の寄与度の推定に関する理論的及び実験的研究は報告されていない上に，論文言及ユーチューブ動画をういた科学コミュニケーションはまだ萌芽的な手法であり，大多数の学術文献に対し，二本以上の言及動画を保有するケースは希少である．従って，本手法の動画方式による論文指標分布の比較において，複数の論文群に含まれる論文に対して，加工されていない同一の被引用数及び AAS を与えることにする．

3.2.4 論文言及動画の人気度をういた論文の被引用数の予測

最後に，論文のユーチューブ上での人気度を指す指標として，出版初期の論文を言及する動画のビュー数で計算されるユーチューブスコアを提案する．次に，本指標を用いて将来における論文の被引用数を予測する手法を提案し，予測が有効と考えられる動画方式を特定する．

動画のビュー数はユーチューブ動画の人気度を表す最も直観的な指標であり，動画が言及する論文の学術的インパクトの指標である被引用数との関係性は興味深い課題である．しかし，ユーチューブ動画のビュー数と論文の被引用数に関する定量的な分析は報告されていない．一方で，複数の研究において，オルトメトリクスと被引用数が飽和する時点は，時間的に乖離する傾向が存在し，多くの高被引用数の論文に対して，出版初期においてはオルトメトリクスが被引用数より高い上昇率を示しては早期に安定することに反し，引用率は数ヶ月から数年後にピークを迎えることを指摘している [30, 38]．また，ユーチューブ動画のビュー数の成長に関する研究では，経験的に 9 割のユーチューブ動画に関して，ビュー数の成長モデルをシグモイド関数を用いた飽和モデルに近似できることを明らかにした [42]．オルトメトリクスが SNS 上での活動を即時的に捉えて変動する点と，ユーチューブも典型的な SNS の諸性質を有する点を鑑みると，ユーチューブ上での科学コミュニケーションの人気度はオルトメトリクスと同様に，社会的インパクトの指標としての性質を有すると仮定できる．当仮定の下，論文言及動画に高い人気度が与えられれば，言及された出版初期の上質論文に対して，将来における高い引用率が期待できると考えられる．

従って本研究では、特定の研究分野における著名なジャーナル及びカンファレンスで出版された学術文献と同文献を言及するユーチューブ動画について、まずユーチューブスコアが被引用数より早期に飽和することを観測する。続いて、出版初期の論文に対して、同指標を用いた将来の被引用数の予測可能性を評価し、予測が有効と考えられる動画の方式を特定する。

(1) 論文言及動画の人気度に関する飽和現象の観測

本研究で、ユーチューブ上の論文に関する科学コミュニケーションの人気度を捉える指標を論文言及動画のビュー数から算出し、ユーチューブスコアと命名する。論文言及動画 i のビュー数 $(viewcount)_i$ について、論文のユーチューブスコア $YTscore$ は式 3.2 のように定義する。

$$YTscore = \log_{10} \sum_i (viewcount)_i \quad (3.2)$$

続いて、論文のユーチューブスコアが被引用数より早期に飽和することを観測する。これに向けた理想的な方法は、特定の論文において、言及動画のビュー数及び被引用数の過去の履歴を取得し、各指標の上昇率を時系列的に分析することが望ましい。しかし本研究では、個々の論文には注目せず、特定の研究分野における論文群の間における比較分析し、有意な相違を検出することを主な手法としている。従って本研究では、出版から十分時間が経過し、被引用数が十分成長したと考えられる出版時期（以下、前期間）論文・動画データセットと、今後の被引用数の伸びが期待される、比較的に最近の出版時期（以下、後期間）において出版された論文・動画データセットを用いる。

本手法では、同一分野における最上位の学術雑誌及び学協会誌に出版された論文群について、論文群の被引用数及びユーチューブスコアの標本集団がある母集団に由来すると仮定する。続いて図 3.2 で表すように、同母集団は論文群の出版からの時間のみによって一定の確率分布に向かって成長していき、成長曲線は S 字の形状をすることを仮定する。本母集団の経年変化モデルは、論文群の出版時期によらず不変であると前提する。ここで、出版から時間 L が経過した論文群、及び L より十分大きい時間 $K(K > L)$ が経過した論文群に対して、両論文群の論文指標の分布が統計的に適合している場合、時間 L が経過した論文群の論文指標が「飽和」していると定義し、 L 以上経過した論文指標の母集団には有意な変移がないと判断する。一方、適合が認められない場合、時間 L が経過した論文群の論文指標の分布は「成長」としていると定義し、 K が経過した論文群の論文指標は有意に異なる母集団から由来すると判断する。

以上の仮定と定義の下、まずは前期間と後期間における動画付き論文群のユーチューブスコア及び被引用数分布に対して適合度を検定し、後期間の飽和又は成長を判断する。両分布に有意な適合度が認められれば、両分布は同一の母集団に由来しているとみなし、当研究分野の最上位論文ソースの論文群における論文指標の分布は、後期間の時点で飽和すると判断する。一方、適合度が認められない場合には、両分布は異なる母集団に由来していると判断

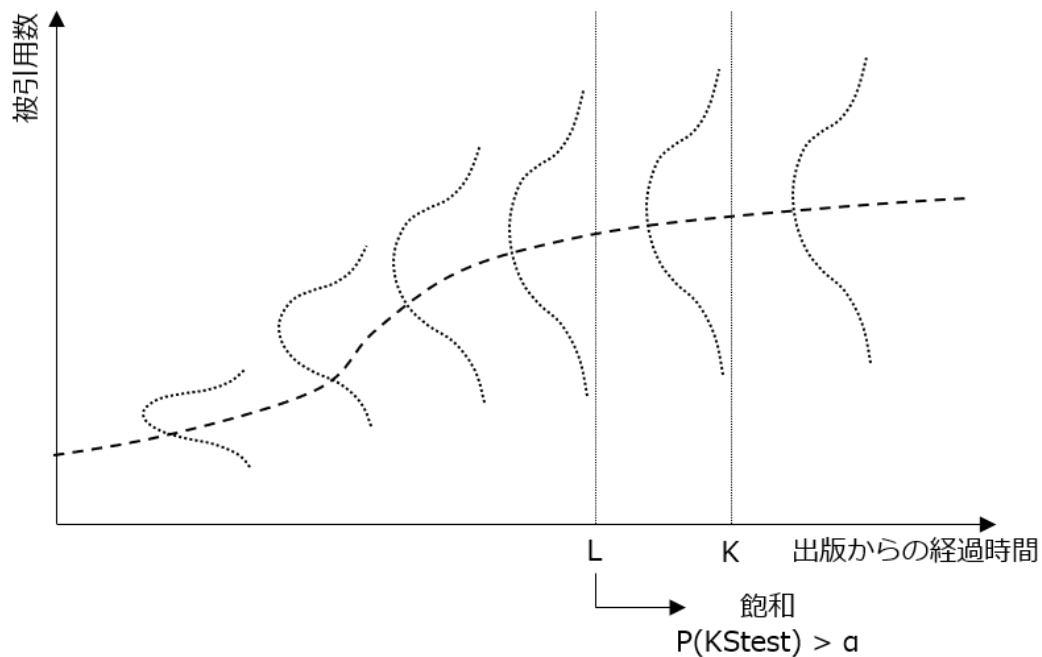


図 3.2: 論文指標分布が従う母集団の経年変化モデル

し、同論文群の論文指標の分布は後期間の時点において成長していると考える。本検定の結果、後期間の論文群のユーチューブスコアは飽和している一方、被引用数は成長していると結論付けられれば、ユーチューブスコアが被引用数より早期に飽和すると判断する。

適合度の検定には Kolmogorov–Smirnov test[43, 44]（以下、KStest）を用いる。本研究における適合性の検定においては、検定の厳密性を追求し、検定対象であるユーチューブスコア及び被引用数の標本分布に対して、外れ値を除外した。外れ値の判断については、Normaltestと同様の判断基準を適用する。

(2) 論文言及動画の人気度による被引用数の予測が有効な動画方式の特定

後期間の論文データセットにおけるユーチューブスコアの飽和が認められた場合、前期間の論文データセットについて、動画方式のラベルによって分割された各動画群に対応する論文群を作成し、各論文群のユーチューブスコアと被引用数に対して線型回帰を行い、相関係数を評価する。ここで特定の動画方式について有意な相関が認められる場合、後期間の論文に対して、同方式の論文言及動画に基づいたユーチューブスコアを用いることで、時間 $L-K$ が経過した将来における被引用数の予測が可能である評価する。本研究では 0.4 以上の相関係数を有する論文群に対しては、有意な正の相関を示すとみなし、被引用数の予測可能な動画方式として認める。

第4章 実験と結果

本章では、本提案手法を用いて実際に複数のデータセットを用いた分析を行い、本手法でユーチューブ上における論文言及動画が被引用数及びオルトメトリクスに与える影響の有効性を検証する上、より強い影響を与える動画の論文言及目的を特定し、ユーチューブスコアを用いて出版初期の論文の将来における被引用数の予測可能性を評価し、予測が有効な動画方式を特定する。

4.1 実験方法

実験にあたり、まず実験の目的と概要について説明し、実験で用いる各種データセットと実験の条件について説明する。

4.1.1 実験目的

本実験の目的は、本研究の提案手法によって、ユーチューブ上における論文言及動画が被引用数及びオルトメトリクスに与える影響の有効性を検証できる上、より強い影響を与える動画の論文言及目的を特定し、ユーチューブスコアを用いて出版初期の論文の将来における被引用数の予測可能性を評価し、予測が有効な動画方式を特定することである。

4.1.2 実験概要

実際の実験について、その概要を図 4.1 に示す。実験は論文言及動画の効果の検証、より効果的な動画方式の特定、並びにユーチューブスコアによる出版初期の論文の将来における被引用数の予測可能性の評価と予測が有効な動画方式の特定のそれぞれに対して行う。

4.1.3 実験データセット

本実験では、2つの研究分野と2通りの出版期間の組み合わせからなる4つの論文データセットと、それぞれに対する論文言及動画のデータセットを取得し、それぞれの分野に対して分析及び評価を行う。

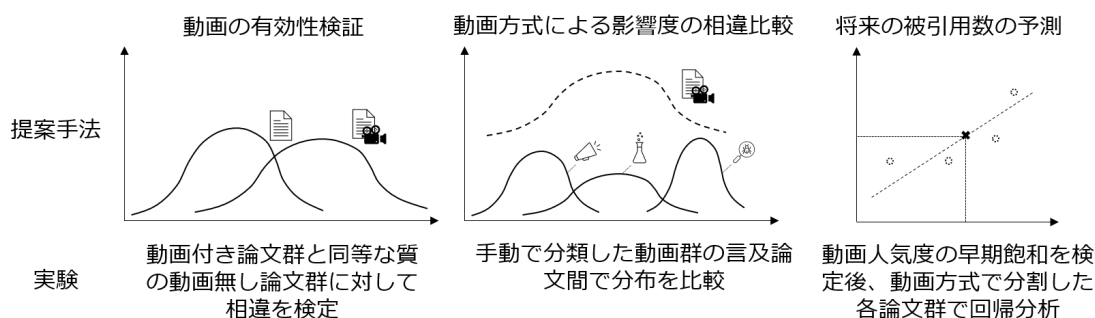


図 4.1: 実験の概要

(1) 論文データセット

本実験で用いる論文データセットは Scopus から取得した。論文データセットの概要については表 4.1 に示す。取得する論文の研究分野は、数理・コンピュータ科学分野 (Math & Computer) と生命・惑星科学 (Life & Earth) の 2 つの分野に設定した。二つの研究分野は Leiden Ranking で提示された 5 つの大分野から選定されており [45]，この大分野の分類は基本的に Web of Science 上のカテゴリーを 5 つの学術分野に統合したものである。本データセットを Scopus から取得するために，Leiden Ranking が提示した大分野の構成カテゴリーを確認し，類似した Scopus 上の学術分野カテゴリーを直接選定，再構成している。学術分野によって科学コミュニケーションへの一般的なアプローチが異なることが指摘されており [46, 47]，本実験に用いる論文データセットを研究分野で分割して分析・比較することで，ユーチューブ上の科学コミュニケーションの特性に関する分野間の相違を抽出できることが期待される。本実験で用いる論文は各学術分野において認知度の高い学術雑誌 (Journal) 及び学協会誌 (Conference proceeding) に掲載されたものとしている。従って論文データの取得の手順としては，まずは実験に用いる著名なソースを適量選定し，次に，選定したソースにおいて特定の期間で出版された論文を取得し，最後に，各論文に付与された AAS を取得する。

表 4.1: 論文データセットの概要

データセット	研究分野	出版期間	全体論文数	内，被引用論文数 (%)	内，AAS 付与論文数 (%)
Math & Computer 2014	数理科学，	2014.01～06	9598	9022(94.0)	3303(34.4)
Math & Computer 2019	コンピュータ科学	2019.01～06	14533	13057(89.8)	5612(38.6)
Life & Earth 2014	環境科学，農学，	2014.01～06	7816	7481(95.7)	3382(45.2)
Life & Earth 2019	惑星科学	2019.01～06	7742	7228(93.4)	4301(59.5)

(i) 論文ソースの選定

まず論文を取得するソースの選定については、その概要を表??に示す。Scopus のソース検索ページ (scopus.com/sources.uri) からクエリーを入力することで取得する。ソースの選定に関する共通条件として、年度は目標とする論文データセットの期間の前年度で検索をかけ、結果のソースリストを CiteScore を降順に並べ、最上位から目標数量のソースを順番に選定する。ソースの数量については、各論文データセットのサイズがばらつかないことに注意した結果、数理・コンピュータ科学分野では 160 件、生命・惑星科学分野では 60 件とした。

(ii) 論文の取得

次に、論文の取得については、Scopus の文献検索ページ (scopus.com/form.uri?display=advanced) からクエリーを送信し、論文データを取得できる。論文データセットの概要を表??に示す。クエリーは大きく学術分野、出版年月、ISSN(International Standard Serial Number) から構成する。まず学術分野については、対応するソースの学術分野と同様に設定する。出版年月については、目標年度における 1 月から 6 月までの論文と設定した。ISSN に関しては、取得した各ソースを付与された ISSN について、全ての ISSN を論理和 (OR) で結ぶことで、論文を取得するソースセットを指定する。ここで、ISSN が与えられていないソースは、クエリーから除外した。以上で完成したクエリーを文献検索ページから送信し、返された全文献を本実験で用いる論文データセットとする。

(iii) 論文 AAS の取得

取得した論文の AAS の取得については、Altmetric 社が公開している Altmetric Bookmarklet 機能を用いて、各論文の AAS を直接調査した。同機能は、対象論文に関する特定のドメイン上で Altmetric Bookmarklet を実行すると、ブラウザはウェブページから論文の DOI の検出を試み、発見した DOI をキーとして AAS データベースサーバーに AAS を問い合わせることで、AAS を同ウェブページに表示する。研究を行う現在、Altmetric 社から AAS 付与の対象とされていないソースが多数存在しており、そのようなソースで出版された論文には AAS は与えず、AAS に関する分析の対象外としている。

(2) 動画データセット

次に、取得した論文データセットに対し、論文を言及するユーチューブ動画のデータセットの取得について説明する。動画データセットの概要を表??に示す。動画データの取得は (i)Google API を用いてクエリー送信することで言及動画の候補を収集し、(ii) 動画候補の中で論文を正しく言及している動画のみを選定し、(iii) 選定された動画に論文言及目的のラベルを付与することで、実験に用いる動画データセットを完成する。

(2).1 論文言及動画候補の収集

各論文を言及する動画の候補を収集するために、Google が開発者向けに提供する API の一つである Google Youtube Data V3 を利用した。同 API を用いることで、ユーチューブ上の各種リソースの取得に向け、諸メソッドの呼び出しが可能である。本実験で必要とする動画データセットの取得には、search と videos メソッドを利用する。

- search : 特定の文字列をクエリーとしてユーチューブサーバーに問い合わせ、検索される諸動画の動画 ID を返す.
- videos : 特定の動画 ID をキーとしてユーチューブサーバーに問い合わせ、同動画 ID が与えられた動画のデータを返す.

まず各論文に対して、search メソッドを二回呼び出し、動画候補の動画 ID を取得する. 各呼び出しにおけるクエリーは、次の二つに指定する.

- 論文の DOI
- DOI システム (dx.doi.org/) による同論文の DOI からのリダイレクト先の URL

二つの検索結果において、重複する動画 ID は 1 件のみを残すことで、各動画 ID が一意になるような動画 ID の集合を作成する. 次に、同動画 ID の集合の中の各動画 ID を videos メソッドのキーに渡して呼び出すことで、同動画 ID が付与された動画のデータを取得する. 以上の操作で得られた動画データセットを、同論文の言及動画候補群とする.

(2).2 論文言及動画の選定

(2).1 で収集した言及動画候補群の各動画データから、論文を正しく言及している動画のみを選定する. 正しい論文言及動画の定義として、動画のタイトル又は説明文の中で、論文の DOI 又は DOI からのリダイレクト先の URL を含んでいる動画とした. 具体的な選定手法として、まず動画データに対して以下の手順で前処理を行う.

1. 論文のタイトル及び説明文に対し、全てのアルファベットを小文字 (lowercase) に変換する.
2. 空白・タブ (\t)・改行 (\n) の文字を削除する.

次に、修正されたタイトル又は説明文の中から、DOI 又は DOI からのリダイレクト先の URL と一致する文字列を含んでいる場合のみを、論文言及動画として認める. 上記の作業を各動画に対して行い、論文言及動画として認められた動画のみで構成された集合を、同論文の論文言及動画セットとする. 最後に、各論文に対して以上のような操作を行うことで得られた各論文の論文言及動画セットを足しあわせ、重複する動画に関しては 1 件のみを残すことで動画の一意性が保たれる動画セットについて、その動画データの集合のことを、動画データセットの母集団とする.

最後に、本実験で用いる動画データセットの取得については、まず取得した各動画データセットの母集団から標本をランダムサンプリングし、本研究の分析対象とする動画データセットを取得する. 標本数に関しては、母集団における動画数が 100 本を超える場合には 100 本を、100 本以下の場合には母集団の全動画を選定した. このように動画データセットの母集団からサンプリングされた動画データを、本実験で用いる動画データセットの標本集団 (以下、動画データセット) とする.

(2).3 論文言及目的に関するラベル付け

最後に、取得した動画データセットの動画に対して、提案した論文言及目的に関する分類法に従ってラベルを付与する。動画データセット内の各動画に対して、動画及び動画のメタデータを手動で調査し、本研究で提案する論文言及目的の分類法で定めている判断基準に則り、ラベルを確定した。

4.2 実験結果

次に、上述した論文データセット及び動画データセットを用いて実際に実験を行った結果について説明する。

4.2.1 論文言及動画が論文の被引用数及び AAS に与える影響の検証

4つの論文データセットにおいて、動画付き論文群と動画無し論文群の被引用数及び AAS 分布に対する統計的分析と、両分布を比較した結果を述べる。本実験において、各動画付き論文にマッチングさせる動画無し論文の数 m は 2 に、Normaltest 及び t-test における有意水準 α は、共に 0.05 に設定した。

(1) 被引用数への影響について

まずは Math & Computer 2014・2019 の論文データセットにおいて、動画付き論文群と動画無し論文群の被引用数の分布を図 4.2 に、分布の平均値と Normaltest 及び t-test の P 値を表 4.2 に示す。表 4.2 を見ると、両年度における対数被引用数の平均値は、動画付き論文群が動画無し論文群より高い。また、全ての分布において、Normaltest の結果 P 値が α より大きいことがら、各分布は正規性を認められている。更に各年度における両論文群についての t-test の結果、P 値が α より小さく、両分布は異なる母集団に由来していることが検定された。以上の結果より、2014 年と 2019 年の数理・コンピュータ科学分野の論文に対して、ユーチューブ上の論文言及動画は論文の被引用数に有意な影響を与え、上昇に貢献していると考えられる。

次に、上記と同様に、Life & Earth 2014・2019 論文データセットにおいて、動画付き論文群と動画無し論文群の被引用数の分布を図 4.3 に、分布の平均値と Normaltest 及び t-test の P 値を表 4.3 に示す。表 4.3 を見ると、Math & Computer での結果と同様に、両年度における対数被引用数の平均値は、動画付き論文群が動画無し論文群より高い。また、全ての分布において、Normaltest の結果 P 値が α より大きいことがら、各分布は正規性を認められた。更に、各年度における両論文群についての t-test の結果、P 値が α より小さく、両分布は異なる母集団に由来していることが検定された。以上の結果より、2014 年と 2019 年の Life & Earth 分野の論文に対して、ユーチューブ上の論文言及動画は論文の被引用数に有意な影響を与え、上昇に貢献していると判断される。

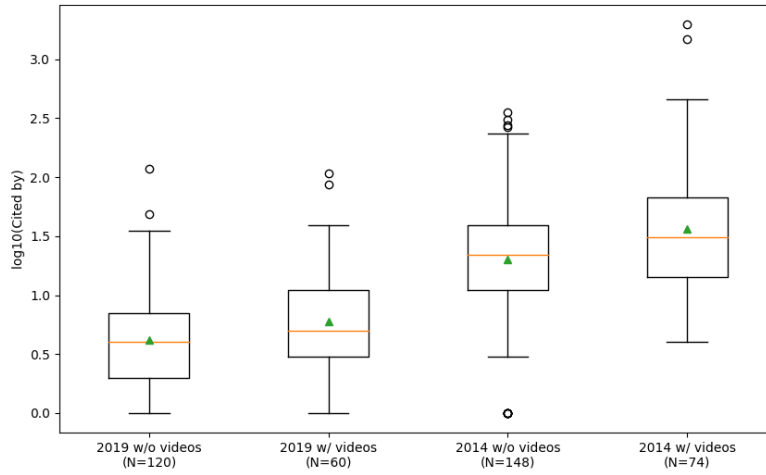


図 4.2: Math & Computer 論文データセットの被引用数分布

表 4.2: Math & Computer 論文データセットの被引用数分布における統計的分析

	Math & Computer 2019		Math & Computer 2014	
	動画無し論文群	動画付き論文群	動画無し論文群	動画付き論文群
Mean	0.62	0.78	1.30	1.56
P(normaltest)	0.448	0.872	0.835	0.162
P(t-test)		0.018		0.001

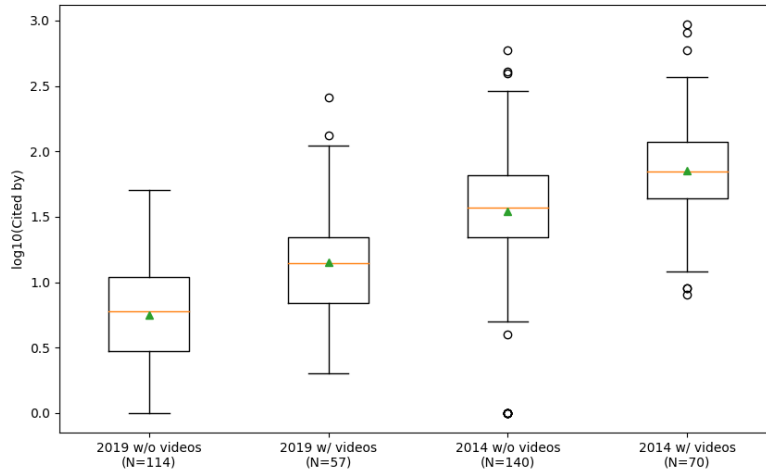


図 4.3: Life & Earth 論文データセットの被引用数分布

表 4.3: Life & Earth 論文データセットの被引用数分布における統計的分析

	Life & Earth 2019		Life & Earth 2014	
	動画無し論文群	動画付き論文群	動画無し論文群	動画付き論文群
Mean	0.75	1.15	1.54	1.85
P(normaltest)	0.529	0.547	0.862	0.992
P(t-test)		0.000		0.000

(2) AAS への影響について

被引用数についての分析と同様に、Math & Computer 2014・2019 論文データセットにおいて、動画付き論文群と動画無し論文群の AAS の分布を図 4.4 に、分布の平均値と Normaltest, t-test の P 値を表 4.10 に示す。表 4.10 を見ると、両年度における AAS の平均値は、動画付き論文群が動画無し論文群より高い。また、全ての分布において、Normaltest の結果 P 値が α より大きいことがら、各分布は正規性を認められている。更に、各年度における両論文群についての t-test の結果、P 値が α より小さく、両分布は異なる母集団に由来していることが検定された。以上の結果より、2014 年と 2019 年の数理・コンピュータ科学分野の論文に対して、ユーチューブ上の論文言及動画は論文の AAS に有意な影響を与え、上昇に貢献していると考えられる。

また、動画付き論文群と動画無し論文群の分布について、2019 年の中央値ほうが 2014 年の中央値より高く位置しており、2019 年の分布が 2014 年より高く分布する傾向が見られる。このような傾向は、被引用数の分析で見られる、2019 年の分布のほうが 2014 年の分布より高い傾向とは相反している。

次に、上記と同様に、Life & Earth 2014・2019 論文データセットにおいて、動画付き論文群と動画無し論文群の AAS の分布を図 4.5 に、分布の平均値と Normaltest, t-test の P 値を表 4.5 に示す。表 4.5 を見ると、両年度における AAS の平均値は、動画付き論文群が動画無し論文群より高いことがわかる。ところが、Normaltest の P 値について、2019 年における両論文群では α より大きいことがら、正規性を認められた一方、2014 年における両論文群では α より小さいことがら、有意な正規性が確認されなかった。従って、2014 年の両 AAS 分布に対する t-test については、理論的根拠が疑われるが、図 4.5 を見ると、2014 年の両分布の相違は十分視認され、母集団が異なると判断することは合理的と考えられる。t-test の結果については、各年度における両論文群において、P 値が α より小さく、両分布は異なる母集団に由来していることが検定された。以上の結果より、2014 年と 2019 年の生命・惑星科学分野の論文に対して、ユーチューブ上の論文言及動画は論文の AAS に有意な影響を与え、上昇に貢献すると考えられる。

また、Math & Computer の AAS に関する実験と同様、動画付き論文群と動画無し論文群の分布について、2019 年の分布が 2014 年より高く分布する傾向が強く見られており、被引用数に関する実験の場合とは相反していることがわかる。

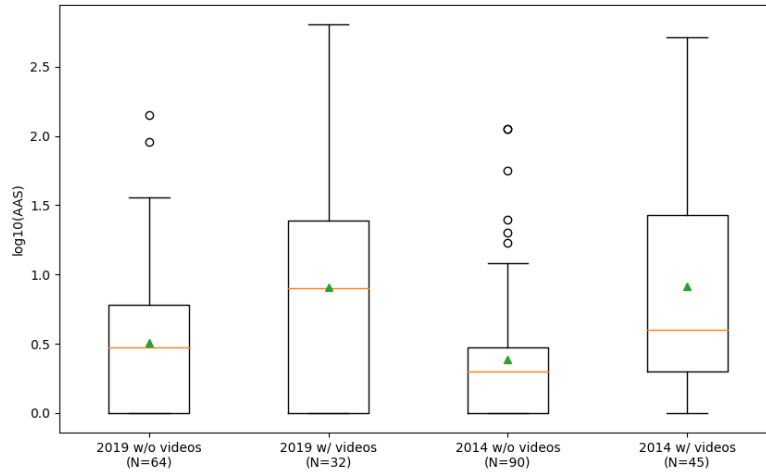


図 4.4: Math & Computer 論文データセットの AAS 分布

表 4.4: Math & Computer 論文データセットの AAS 分布における統計的分析

	Math & Computer 2019		Math & Computer 2014	
	動画無し論文群	動画付き論文群	動画無し論文群	動画付き論文群
Mean	0.51	0.91	0.39	0.92
P(normaltest)	0.114	0.191	0.117	0.073
P(t-test)		0.004		0.000

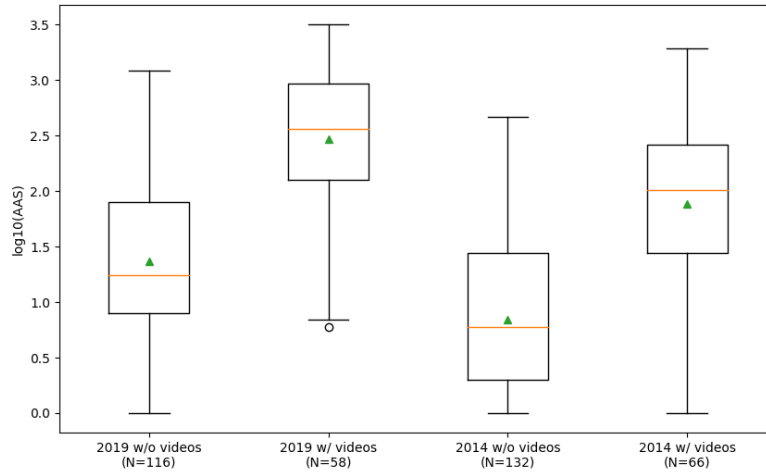


図 4.5: Life & Earth 論文データセットの AAS 分布

表 4.5: Life & Earth 論文データセットの AAS 分布における統計的分析

	Life & Earth 2019		Life & Earth 2014	
	動画無し論文群	動画付き論文群	動画無し論文群	動画付き論文群
Mean	1.36	2.46	0.84	1.88
P(normaltest)	0.494	0.075	0.004	0.041
P(t-test)		0.000		0.000

4.2.2 動画の論文言及目的による被引用数及び AAS 分布の比較

次に 4 つの動画データセットに対して、論文言及動画の分類法で与えられたラベルによって分割し、各動画群に言及される論文群を作成し、各論文群の被引用数及び AAS の分布について定量的な分析及び比較を行う。本実験における Normaltest の有意水準 α は 0.05 に設定している。

(1) 被引用数への影響度について

まずは Math & Computer 2014・2019 データセットに対して行った実験の結果、論文群の被引用数分布を図 4.6 に、分布の平均値と Normaltest の P 値を表 4.6 に示す。表 4.6 を見ると、各年度において、論文解説の目的で言及される論文群が、その他の論文言及目的で言及される諸論文群より、被引用数の平均値が高いことがわかる。2019 年においては、論文解説の論文群と単純参照の論文群における平均値及び中央値はほぼ一致しており、両影響度間に有意な差は認められない。従って、両年度において、論文解説の目的の動画が、被引用数に最も影響を与えていると考えられる。

一方、両年度において補足資料の目的で言及された論文群の被引用数の平均値が、その他の論文群より低いことが確認され、補足資料の目的の動画が被引用数に与える影響が最も小さいと考えられる。但し、本実験では 2014 年において論文紹介目的の動画の標本が存在しないため、同年の論文紹介動画との議論は不可能である。

また、全ての分布において、正規性が認められているが、5 つの論文群については標本数が十分でないため (<20)、検定の信頼性が損なわれている。

次に、上記と同様に、Life & Earth 分野に対しても、Life & Earth 分野の前期間及び後期間の論文・動画データセットに対して行った実験の結果、論文群の被引用数分布を図 4.7 に、分布の平均値と Normaltest の P 値を表 4.7 に示す。表 4.7 を見ると、Math & Computer での実験結果と同様、各年度において、論文解説の目的で言及される論文群が、その他の論文言及目的で言及される諸論文群より、被引用数の平均値が高いことがわかる。従って、両年度において、論文解説の目的の動画が、被引用数に最も影響を与えていると判断される。

一方で、影響力が小さい動画については、2019 年には補足資料の動画に言及された論文群が、2014 年には動画紹介の動画に言及された論文群において、被引用数の平均値が最も低かった。共通点としては、この 2 つの目的で言及された論文群は、両年度において最下位の被引用数の平均値を示していることが見受けられる。故に、補足資料及び論文紹介の目的の動画については、被引用数に与える影響が比較的に小さいと考えられる。

また、Normaltest の最小限の標本数が確保された 4 つの分布に対して正規性が認められているが、2014 年の論文紹介の動画の論文群については、標本数が十分でないため (<20)、信頼性が損なわれていることには注意が必要である。

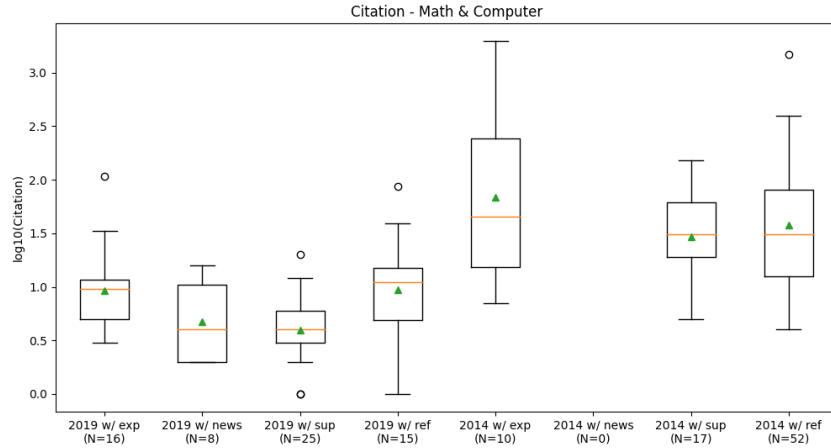


図 4.6: Math & Computer において分割された論文群の被引用数分布

表 4.6: Math & Computer において分割された論文群の被引用数に関する統計的分析

	Math & Computer 2019				Math & Computer 2014			
論文言及目的	Exp	News	Sup	Ref	Exp	News	Sup	Ref
論文数	16	8	25	15	10	-	16	52
平均値	0.97	0.67	0.58	0.98	1.83	-	1.47	1.57
P(normaltest)	0.736*	0.289*	0.650	0.339*	0.646*	-	0.783*	0.115

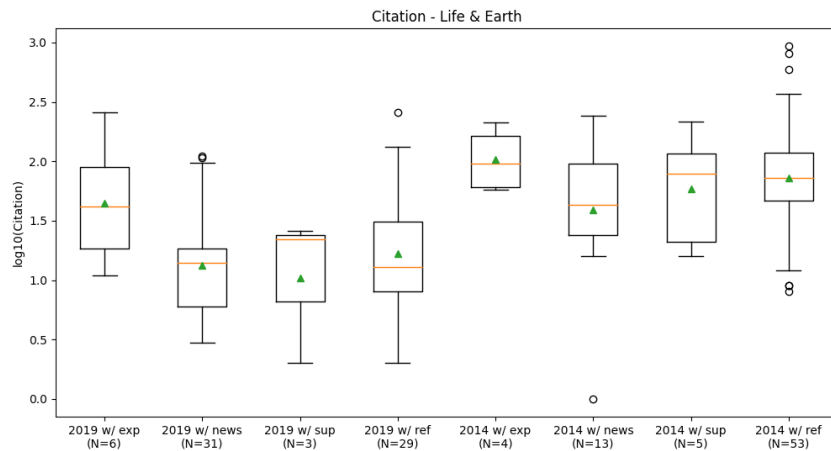


図 4.7: Life & Earth において分割された論文群の被引用数分布

表 4.7: Life & Earth において分割された論文群の被引用数に関する統計的分析

	Life & Earth 2019				Life & Earth 2014			
論文言及目的	Exp	News	Sup	Ref	Exp	News	Sup	Ref
論文数	6	31	3	29	5	13	5	53
平均値	1.65	1.12	1.02	1.23	2.01	1.59	1.77	1.86
P(normaltest)	-	0.340	-	0.663	-	0.859*	-	0.948

(2) AAS への影響度について

被引用数についての分析と同様に、Math & Computer 2014・2019 データセットに対して行った実験の結果について、論文群の AAS 分布を図 4.8 に、分布の平均値と Normaltest の P 値を表 4.8 に示す。表 4.8 を見ると、各年度において、単純参照の目的で言及される論文群が、その他の目的で言及される諸論文群より、AAS の平均値及び中央値が高いことがわかる。従って、両年度において、単純参照の目的の動画が、AAS に最も影響を与えていると考えられる。一方、両年度において補足資料の目的で言及された論文群の被引用数の平均値が、その他の論文群より低いことが確認され、補足資料の目的の動画が AAS に与える影響が最も小さいと考えられる。但し、2014 年においては論文紹介目的の動画の標本が存在しないため、同年の論文紹介動画との議論は難しい。更に、全ての分布において、正規性が認められているが、5 つの論文群については標本数が十分でないため (<20)、検定の信頼性が損なわれている。

次に、上記と同様に、Life & Earth 2014・2019 データセットに対して行った実験の結果について、論文群の AAS 分布を図 4.9 に、分布の平均値と Normaltest の P 値を表 4.9 に示す。図 4.9 と表 4.9 を見ると、まず 2019 年においては、論文解説の目的で言及された論文群における AAS の平均値及び中央値が最も大きく、論文解説の動画が AAS に最も影響を与えていると考えられる。一方 2014 年においては、論文紹介の目的で言及された論文群の AAS 平均値及び中央値が最も大きいことから、論文紹介の動画の影響力が最も大きいと判断される。また、単純言及の目的で言及された論文群については、両年度共に AAS の平均値及び中央値が二番目に大きくなっており、単純参照の動画の AAS への影響は比較的に大きいと評価される。一方、AAS への影響が小さい論文言及目的については、2019 年においては補足資料の目的で言及された論文群が、2014 年においては論文解説の目的で言及された論文群が、最も低い AAS 平均値を示した。特に、補足資料動画の論文群の平均値は 2014 年においても論文解説動画の論文群と僅かな相違しか見せておらず、両年度において影響は比較的に小さいと考えられる。更に、Normaltest に必要な最小限の標本が存在する 4 つの分布について、正規性が認められたが、2014 年の論文紹介動画の論文群については標本数が十分でないため (<20)、検定の信頼性が損なわれている。

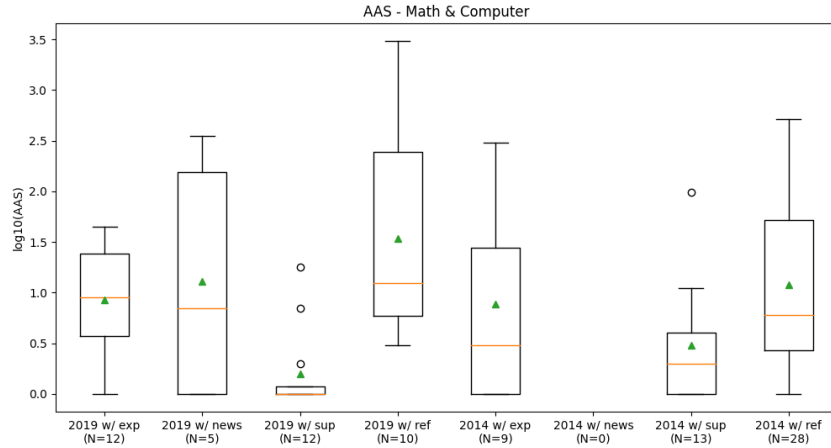


図 4.8: Math & Computer において分割された論文群の AAS 分布

表 4.8: Math & Computer において分割された論文群の AAS に関する統計的分析

	Math & Computer 2019				Math & Computer 2014			
論文言及目的	Exp	News	Sup	Ref	Exp	News	Sup	Ref
論文数	12	5	12	10	9	-	13	28
平均値	0.93	1.12	0.20	1.54	0.89	-	0.48	1.08
P(normaltest)	0.877*	-	0.000*	0.409*	0.426*	-	0.501*	0.157

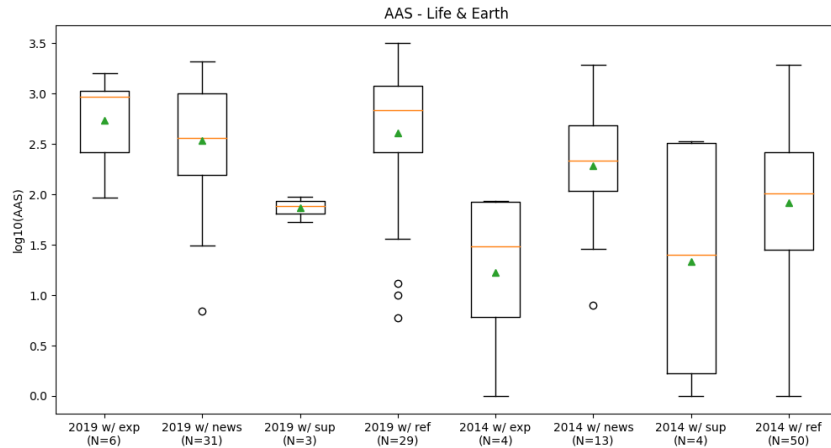


図 4.9: Life & Earth において分割された論文群の AAS 分布

表 4.9: Life & Earth において分割された論文群の AAS に関する統計的分析

	Life & Earth 2019				Life & Earth 2014			
論文言及目的	Exp	News	Sup	Ref	Exp	News	Sup	Ref
論文数	6	31	3	29	4	13	4	50
平均値	2.73	2.54	1.86	2.61	1.23	2.28	1.33	1.92
P(normaltest)	-	0.385	-	0.104	-	0.895*	-	0.282

4.2.3 ユーチューブスコアを用いた出版初期の論文の将来の被引用数の予測

最後に、4つのデータセットを用いて、出版初期の論文のユーチューブスコアによる将来の被引用数の予測可能性の評価を行い、予測が有効と考えられる動画方式を特定する。まず各動画付き論文に対してユーチューブスコアを付与し、後期間における論文のユーチューブスコアと被引用数に対して飽和又は成長を判断する。適合性の検定に用いる KStest について、有意水準 α は 0.05 と設定した。次に、動画の論文言及目的のラベルで分割された動画群に対応する各論文群において、ユーチューブスコアと被引用数間の回帰分析を行い、相関係数を評価することで、出版初期の論文のユーチューブスコアを用いた将来の被引用数の予測可能性を評価し、有意な相関係数が見られる論文群については予測が有効な動画方式として特定する。

(1) ユーチューブスコアと被引用数の飽和検定

まず Math & Computer 2014・2019 の動画付き論文に対して行った適合性検定の結果について、論文群のユーチューブスコア及び被引用数の分布を図 4.10 に、分布の平均値と KStest の P 値を表 4.10 に示す。表 4.10 を見ると、両年度におけるユーチューブスコアの平均値には相当の格差が見られるが、その原因は 2014 年における多数の外れ値によるものと考えられる。実際に、外れ値を除外して行った KStest の P 値は α より大きく、両年度のユーチューブスコアの適合性が認められている。一方、被引用数については両年度における分布の相違が視認され、KStest による適合性は認められない。以上の結果から、Math & Computer 2019 年の論文について、ユーチューブスコアは飽和しており、被引用数は成長していると判断される。

次に、上記と同様に、Life & Earth 2014・2019 の動画付き論文に対して行った適合性検定の結果について、論文群のユーチューブスコア及び被引用数の分布を図 4.11 に、分布の平均値と KStest の P 値を表 4.11 に示す。図 4.11 と表 4.11 を見ると、両年度におけるユーチューブスコアの分布が類似していることがわかり、KStest の P 値は α より大きく、両年度のユーチューブスコアの適合性が認められている。一方、被引用数については Math & Computer での実験と同様に、両年度における分布の相違が大きく、KStest による適合性は認められない。以上の結果から、Life & Earth 2019 年の論文について、ユーチューブスコアは飽和しており、被引用数は成長していると判断される。

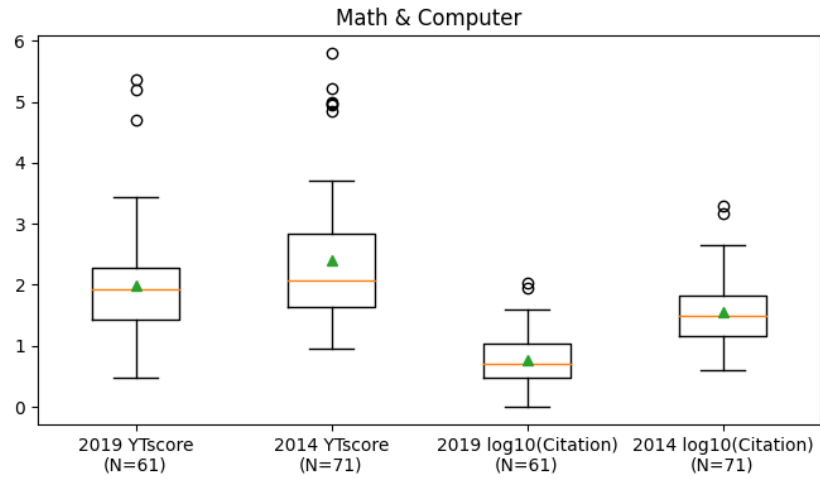


図 4.10: Math & Computer におけるのユーチューブスコアと被引用数の分布

表 4.10: Math & Computer におけるユーチューブスコアと被引用数の平均値及び KStest

	YTscore		被引用数	
	2019	2014	2019	2014
平均値	1.99	2.40	0.78	1.56
P(KStest)	0.149		0.000	

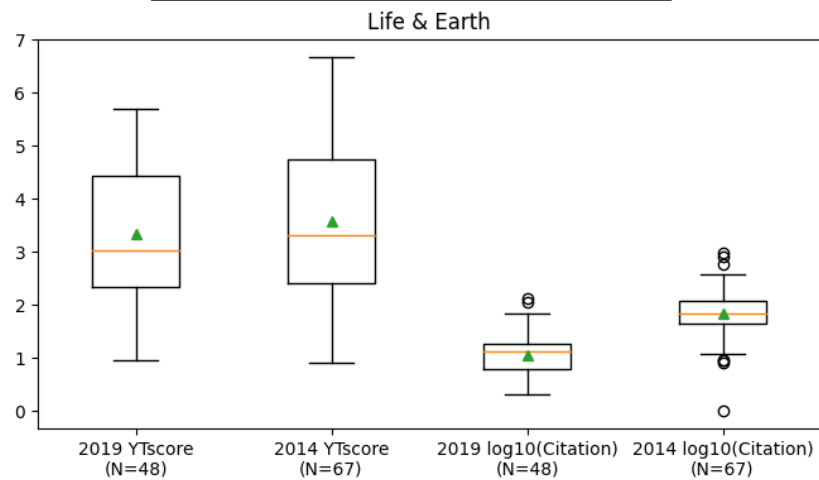


図 4.11: Life & Earth におけるユーチューブスコアと被引用数の分布

表 4.11: Life & Earth におけるユーチューブスコアと被引用数の平均値及び KStest

	YTscore		被引用数	
	2019	2014	2019	2014
平均値	3.33	3.57	1.06	1.84
P(KStest)	0.684		0.000	

(2) 動画方式で分割された論文群におけるユーチューブスコアと被引用数の回帰分析

次に、Math & Computer 2014 データセットについて、各論文のユーチューブスコアと被引用数をプロットした散布図を図 4.12 に、動画の論文言及目的で分割した各論文群で行った回帰分析の結果を表 4.12 に示す。表 4.12 を見ると、最も高い相関を示す論文群は、論文解説の目的の動画を保有する論文群であり、0.54 と有意な正の相関係数を示している。しかし、標本論文数が 6 本 (全体の 8.5%) と少なく、回帰線からのばらつきが大きいことが図 4.12 から見て取れることから、信頼度を欠いていると考えられる。一方で、次の高い相関を示す補足資料の動画の論文群では 0.37 の有意な相関係数を示す上に、16 本 (全体の 22.5%) の標本論文数を確保している。更に、論文解説の場合と比較して、回帰線からのばらつきが全体的に抑えられていることが図 4.12 から視認される。以上の結果から、数理・コンピュータ科学分野において、被引用数の予測が有効と考えられる動画方式は、補足資料の目的の動画であると判断される。

続いて、Life & Earth 2014 データセットについて、各論文のユーチューブスコアと被引用数をプロットした散布図を図 4.13 に、動画の論文言及目的で分割した各論文群で行った回帰分析の結果を表 4.13 に示す。表 ?? を見ると、最も高い相関を示す論文群は、補足資料の目的の動画を保有する論文群であり、0.51 と有意な正の相関係数を示している。しかし、標本論文数が 3 本 (全体の 4.5%) と非常に少なく、回帰分析の信頼度を欠いていると考えられる。一方で、次の高い相関を示す単純参照の動画を有する論文群では 0.15 の弱い相関を示しており、回帰線からのばらつきが大きいことが図 4.12 よりわかることから、ユーチューブスコアが十分な精度の予測指標でないと判断される。以上の結果より、生命・惑星科学分野において、本実験では被引用数の予測が有効と考えられる動画方式が抽出できていないと考えられる。

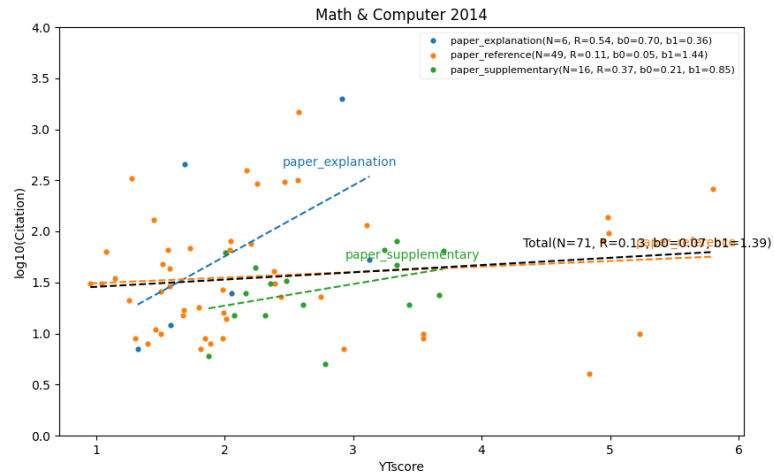


図 4.12: Math & Computer 2014 のユーチューブスコアと被引用数の散布図

表 4.12: Math & Computer 2014 のユーチューブスコアと被引用数の回帰分析

論文言及目的	標本論文数 (%)	相関係数	傾き	Y 切片
論文紹介	-	-	-	-
論文解説	6(8.5)	0.54	0.70	0.36
単純参照	49(69.0)	0.11	0.05	1.44
補足資料	16(22.5)	0.37	0.21	0.85
合計	71(100)	0.13	0.07	1.39

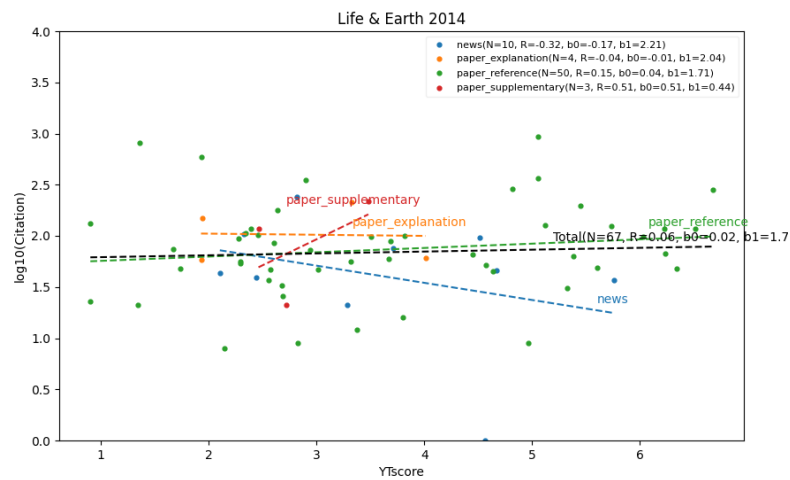


図 4.13: Life & Earth 2014 のユーチューブスコアと被引用数の散布図

表 4.13: Life & Earth 2014 のユーチューブスコアと被引用数の回帰分析

論文言及目的	標本論文数 (%)	相関係数	傾き	Y 切片
論文紹介	10(14.9)	-0.32	-0.17	2.21
論文解説	4(6.0)	-0.04	-0.01	2.04
単純参照	50(74.6)	0.15	0.04	1.71
補足資料	3(4.5)	0.51	0.51	0.44
合計	71(100)	0.13	0.07	1.39

第5章 考察

本章では、実験結果に基づき、ユーチューブ上の論文言及動画を通じた科学コミュニケーションへの取り組みの活性度について述べ、論文言及動画が被引用数及び AAS に与える影響についての研究分野による特徴と、本手法で提案したユーチューブスコアを用いて将来の被引用数を予測するにあたっての注意点について考察を行う。

5.1 ユーチューブ上の論文言及動画への取り組みの活性度における考察

本実験において、数理・コンピュータ科学と生命・惑星科学の二つの研究分野における広範囲なトピックの論文データセットと、同論文を言及するユーチューブ動画データセットを取得した。ユーチューブ上の論文言及動画は萌芽的な科学コミュニケーション手法であり、本実験で取得したような大量の学術文献データを用いて論文言及動画への取り組みを分析した研究は報告されていない。そこで、当論文・動画データセットに対して統計的分析を行い、ユーチューブ上の論文言及動画を通じた科学コミュニケーションへの取り組みの活性度について考察を行う。

5.1.1 論文言及動画制作への取り組み

本実験で取り扱った二つの研究分野について、前期間と後期間における論文言及動画の公開への取り組みを評価し、その活性度を比較する。4つの動画データセットに対して、動画公開日が言及論文の出版から1年以内である動画（以下、早期動画）に分析対象を絞り、早期動画数と早期動画を保有する論文の数及び全体に対する割合から、ユーチューブ上の論文言及動画の公開に関する取り組みの活性度を評価する。早期動画の選定基準については、言及論文の出版日を出版月の初日とみなし、動画の公開日と論文の出版日の時差が日数で365を越えない場合に、同動画を早期動画と判断する。

表5.1に、早期動画及び早期動画付き論文に関する統計表を示す。まず、各論文データセットについて、早期動画付き論文の数と全体データセットにおける割合を表している。次に、各論文データセットで論文取得のために収集されたソースセットについて、早期動画付き論文を保有するソースの数と全体ソースセットに対する割合が記されている。最後に、各データセットにおいて Scopus が各ソースに付与している小分野 (Scopus sub-subject) について、早期動画付き論文が存在する小分野の数と全体小分野に対する割合を示している。表5.1を

表 5.1: 出版から 1 年以内に公開された動画及び言及論文に関する統計表

	Math & Computer		Life & Earth	
	2014	2019	2014	2019
早期動画数	79	63	32	261
早期動画付き論文数/全体論文数	67/9336	50/14330	21/7717	124/7735
(%)	(0.72)	(0.35)	(0.27)	(1.60)
早期動画付き論文保有ソース数/全体ソース数	25/133	26/133	12/52	24/53
(%)	(18.8)	(19.5)	(23.1)	(45.3)
早期動画付き論文保有小分野数/全体小分野数	18/43	20/46	9/25	19/32
(%)	(41.9)	(43.5)	(36.0)	(59.4)

見ると、まず Math & Computer データセットにおいて、早期動画数は 2014 年の論文に対して 79 本、2019 年の論文に対して 63 本が公開されており、2019 年が 2014 年の約 7~8 割と少なくなっている。しかし、論文言及ユーチューブ動画がまだ主流の科学コミュニケーション手法として定着していない点を考慮すると、同分野における論文言及動画の制作の活性度については、両年度間に大きな変化が見られないと考えられる。また、早期動画付き論文を保有するソース及び小分野の割合に関して、両年度で酷似していることから、数理・コンピュータ科学における論文言及ユーチューブ動画の制作の活性度は、2014 年と 2019 とで相似していると評価できる。

一方で Life & Earth データセットにおいては、2014 年の論文では 32 本の早期動画が公開されていることに対して、2019 年の論文では 261 本の早期動画が公開されており、動画数に関して 2019 年は 2014 年の約 8.2 倍に及んでいる。また、2019 年の論文は 2014 年の論文に対して、早期動画付き論文数において約 6 倍、早期動画付き論文を保有するソース及び小分野数に関して約 2 倍を示している。以上の結果を踏まえると、生命・惑星科学分野における論文言及ユーチューブ動画の公開への取り組みについて、2019 年は 2014 年と比較して爆発的に増大していると考えられる。

生命・惑星科学分野において、このような特徴的な現象が現れた原因を特定するために、論文言及動画を視聴して確認した結果、主たる原因の一つに、2019 年に行われたブラックホール観測の成功があることがわかった。同イベントに関する 6 つの報告書 (DOI: 10.3847/2041-8213/ab0ec7, 10.3847/2041-8213/ab0c96, 10.3847/2041-8213/ab0c57, 10.3847/2041-8213/ab0e85, 10.3847/2041-8213/ab0f43, 10.3847/2041-8213/ab1141) に注目が寄せられ、同論文を言及する動画が 124 本の早期動画の中で 31 本 (25%) を占めている。各動画は上記の 6 つの論文の中で 2 つ以上の論文を同時に言及しており、主に論文内容を要約するか、ニュースとして軽く言及することを目的とする科学コミュニケーション動画であった。この分析により、科学における重大なイベントの発生が、ユーチューブ上の科学コミュニケーションの活発度に強い影響を与える事例が確認されたと考えられる。

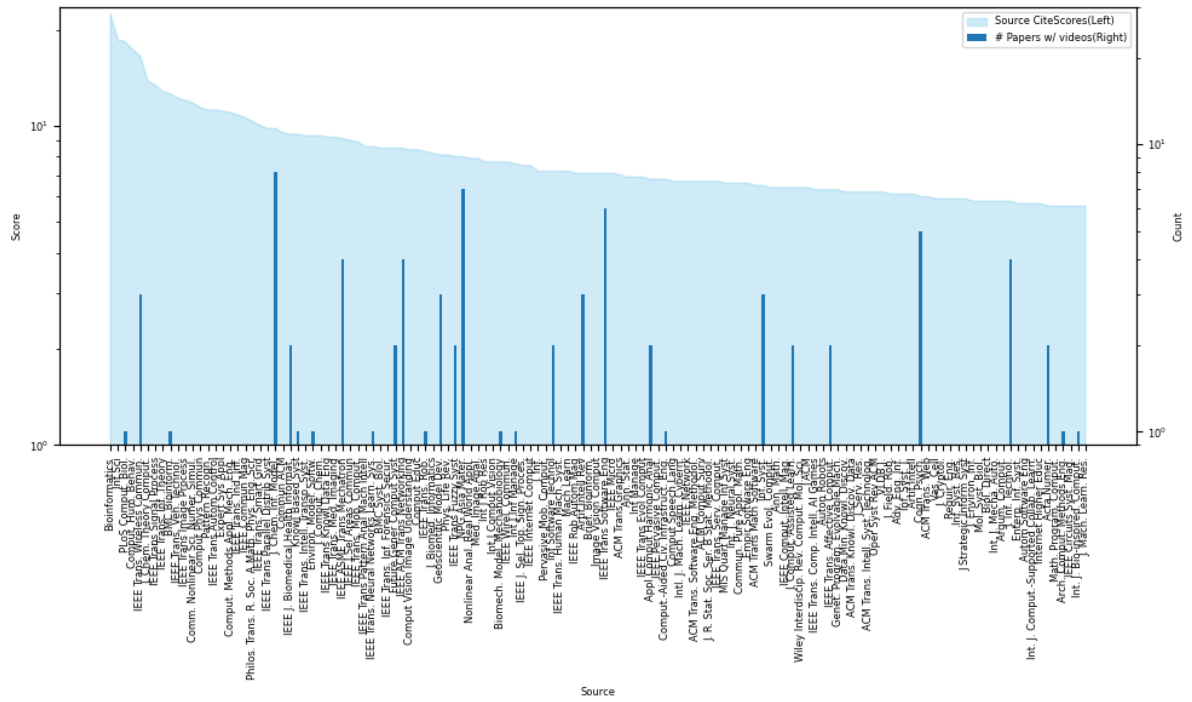
5.1.2 論文ソースの引用率に対する動画の偏在性

動画を用いた科学コミュニケーションにおいて、どのような論文に対して論文言及動画が制作される傾向があるかについては、先行研究からの知見が十分でない。本項では、両分野における論文言及動画が、論文の質に対して偏在する傾向が存在するかについて考察を行う。図 5.1 は、両分野の前期間における論文・動画データセットについて、各ソースが出版した論文を言及する動画数を、ソースの CiteScore の降順に並べたものである。ここで、CiteScore 上位 50 % のソース群と下位 50 % のソース群における動画付き論文数及び動画付き論文を保有するソース数を表 5.2 に示す。表 5.2 を見ると、動画付き論文数及び動画付き論文を保有するソース数は、両分野において CiteScore 上位ソース群が下位ソース群を上回っている。特に両ソース群間の格差に関しては、Math & Computer 2014 が Life & Earth 2014 より大きい傾向が確認される。以上の結果から、論文言及動画がソースの引用率に対して偏在する傾向があると考えられ、特定分野における著名な学術雑誌及び学協会誌の中においても、動画を通じた科学コミュニケーションは更に上位のソースに集中して行われていることを示唆する。また、このような引用率に対する動画の偏在性について、研究分野による傾向の強さが異なる事例が確認された。

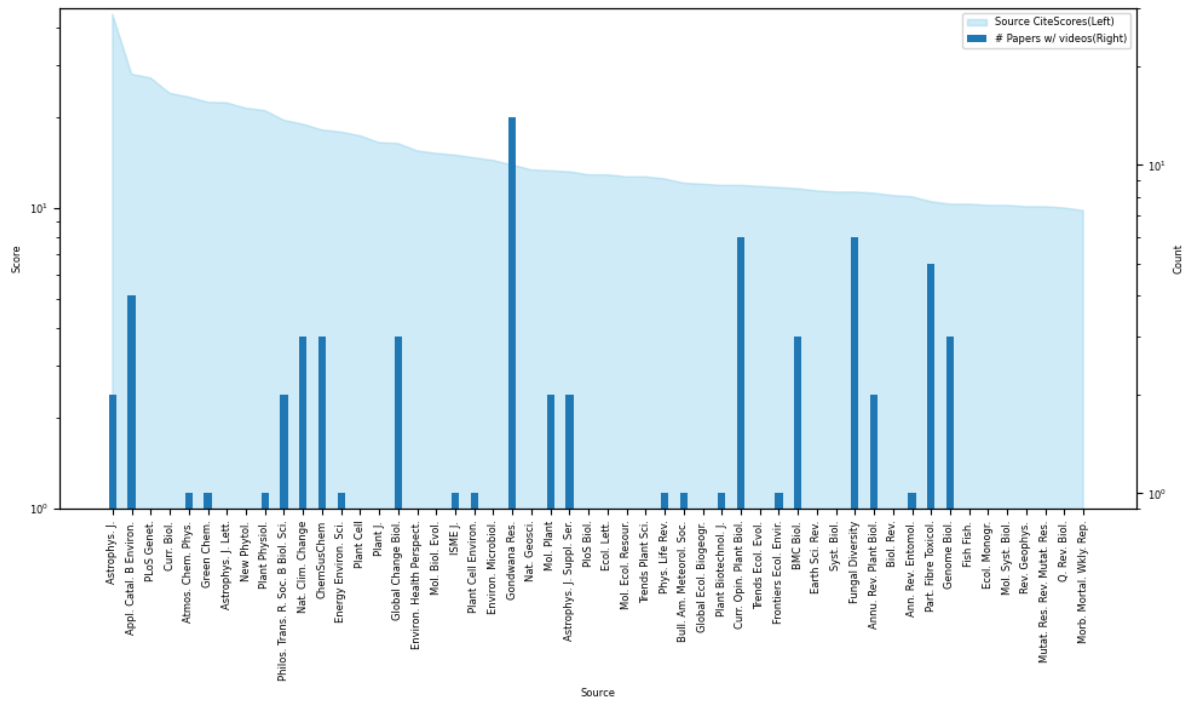
表 5.2: CiteScore で分割したソース群における動画保有ソース数と動画付き論文数

データセット	ソース CiteScore	動画付き論文数	動画保有ソース数
Math & Computer 2014	上位 50 %	48	19
	下位 50 %	29	11
Life & Earth 2014	上位 50 %	41	15
	下位 50 %	30	11

図 5.1: ソース CiteScore と動画付き論文数のプロット



a: Math & Computer 2014



b: Life & Earth 2014

5.2 研究分野による論文言及動画の影響の相違における考察

本項では，論文言及動画が論文の被引用数及び AAS に与える影響に関して，研究分野によってどのように異なるかについて考察を行う．実験で取り扱った二つの研究分野及び二つの出版期間に対して，動画付き論文群の被引用数及び AAS の平均値は動画無し論文群より高いことが観測された．そこで，本手法で取り扱う被引用数及び AAS は対数化された値であることに着目し，式 5.1 のように，特定の出版時期及び研究分野 A における論文データセットに対して，動画付き論文群と動画無し論文群の平均値 μ の差 $\Delta\mu$ を計算する．両論文群の平均値の差は，動画無し論文群に対する動画付き論文群の実値の幾何平均の比が対数化された値となることに留意する．

$$\Delta\mu(A) = \mu_{\text{動画付き}}(A) - \mu_{\text{動画無し}}(A) \quad (5.1)$$

次に，研究分野 A, B における平均値の差 $\Delta\mu$ に関して式 5.2 で得られる指標 $r(A, B)$ を，同じ出版期間の論文に与える動画の影響に関して，分野 B における動画の影響度の分野 A に対する倍率を表す指標とする．式 5.2 について解釈すると， $r(A, B)$ は，動画付き論文群と動画無し論文群の論文指標の実値における幾何平均の比について，分野 A に対する分野 B の比であることに注意する．

$$r(A, B) = 10^{(\Delta\mu(B) - \Delta\mu(A))} \quad (5.2)$$

表 5.3: 各論文データセットの論文指標における $\Delta\mu$ と r 値

論文指標	出版期間	$\Delta\mu$		$r(\text{COMP}, \text{LIFE})$
		COMP	LIFE	
被引用数	2014	0.16	0.40	1.74
	2019	0.26	0.31	1.12
AAS	2014	0.40	1.10	5.01
	2019	0.53	1.04	3.24

上述した指標 r について，各論文データセットにおいて算出された値を表 5.3 に示す．まず被引用数に関しては，各論文データセットに対して動画付き論文群と動画無し論文群の平均値の差 $\Delta\mu$ を観察すると，Math & Computer（以下 *COMP*）より Life & Earth（以下 *LIFE*）で格差が大きいことが確認される．特に 2014 年上期における論文に関しては，Math & Computer に対する Life & Earth における論文言及動画の影響度 $r(\text{COMP}, \text{LIFE})$ は 1.74 に達しており，言及動画の論文被引用数への影響度に関して，両研究分野間の相違が確認される．続いて AAS に関しても被引用数と同様に，Math & Computer より Life & Earth で格差が大きいことがわかる．動画の影響度の比 $r(\text{COMP}, \text{LIFE})$ に関しては，Life

& Earth 分野は Math & Computer 分野に対して、2014 年上期の論文においては 5.01, 2019 年上期の論文においては 3.24 を記録している。

以上の結果より、言及動画の論文 AAS への影響度に関して、両研究分野間の相違が確認され、特に被引用数の場合よりも相違が大きいと考えられる。動画が被引用数及び AAS に与える影響度が研究分野によって異なることを明らかにした以上の分析結果は、科学コミュニケーションへの全般的な取り組みが学術分野によって相異なることを指摘した既存研究 [46, 47] の主張と適合していると判断される。

5.3 ユーチューブスコアを用いた被引用数の予測における考察

本提案手法では、出版初期の論文の言及動画のビュー数で計算されるユーチューブスコアを用いて、まず後期間の論文データセットのユーチューブスコアが飽和していることを検定し、その結果の下、前期間におけるユーチューブスコアと被引用数の相関から、後期間の論文の将来における被引用数を予測する手法を提案した。本項では、実際に行った実験結果と、それに基づいて本手法を用いるにあたっての注意点について考察を行う。

5.3.1 論文指標の成長と飽和について

実際に行った実験において、二つの分野における前期間と後期間の論文データセットに対する検定により、両分野の最上位ソースで出版された論文について、出版から約 1~1.5 年経過した時点でユーチューブスコアは飽和し、被引用数は成長していることを検証している。このような現象は、論文の出版から早期においてオルトメトリクスの上昇率が引用率より高く、被引用数の飽和はオルトメトリクスに遅れる傾向を報告した既存研究 [30, 38] の発見と適合しており、ユーチューブが科学コミュニケーションプラットフォームとしての諸 SNS と類似した性質を持つという本提案手法における仮定が支持される。

但し、論文指標の分布の飽和検定に関して、経年変化モデルの仮定には注意が必要である。比較する二つの分布は厳然として異なる論文群のデータであり、適合していない二つの分布によって成長と判定された後期間の分布が、実際には飽和している場合に、検定が失敗する恐れがある。本実験で用いられたデータセットの出版からの経過時間は、前期間と後期間にそれぞれ約 6.5, 1.5 年を設けており、後期間の論文群の被引用数が飽和するまでには一般的に更なる時間を要すると判断され、検定結果が飽和の場合には再考することが合理的と考えられる。一方で、ユーチューブスコアに関しては、学術動画のビュー数の飽和時期に関する先行研究の知見は不足している。論文言及動画が依然として萌芽的な科学コミュニケーション手法であることを勘案すると、ビュー数の飽和時期は一般的な人気動画と比較して早期に現れると推測することは合理的であり、本実験においても両分野の後期間の論文群のユーチューブスコアは飽和していると判断されたが、本手法を用いるにあたり、上述した失敗の可能性には十分注意が必要である。

5.3.2 ユーチューブスコアを用いた被引用数の予測について

本提案手法を用いて、出版初期の論文のユーチューブスコアによる被引用数の予測するにあたり、注意点と改善が期待されるところについて述べる。まず、本手法による被引用数に対する予測精度は、分野によって大きく異なると考えられる。Math & Computer 2014 データセットで行った回帰分析の結果に基づくと、ユーチューブスコアと被引用数は論文解説、補足資料の言及動画の論文で有意な相関を示し、有効な予測指標と認められたことに対して、Life & Earth 2014 においては認められず、一貫した結果が得られていない。但し、Life & Earth 2014 における論文解説・補足資料の動画に対する論文の標本数がそれぞれ4本、3本に過ぎず、有意な回帰分析が行われていない点を考慮すると、より大きい論文・動画データセットを用いた実験の結果に基づいて、両分野間の比較を行う必要があると判断される。

また、本手法で用いられる動画方式の分類法に関して、本実験で採用した論文言及目的の分類法には限界が見受けられる。本研究では論文言及目的に関して4つの分類を提案しているが、各分類については更なる細分化の可能性が本実験を通じて経験的に示唆され、分類の精度が十分得られていないと考えられる。特に単純参照と分類された論文は、Math & Computer 2014 及び Life & Earth 2014 の動画付き論文の中でそれぞれ69%、75%と最大の割合を占めているが、同分類の論文群に対する回帰分析からは有意な相関が観測できていない。このような手法の限界の突破口として、動画方式に関して論文言及目的の他に、論文言及動画の特性を考慮した新たな分類法を考案し、既存の論文言及動画の分類法と掛け合わせてより詳細なセグメンテーションを図ることで、予測が有効な動画方式を抽出することが期待できる。新たな動画方式の分類法の例としては、ツイッターにおける科学コミュニケーションに関する研究で提案されたツイッターアカウントのカテゴリについての分類法[48]を参考し、本手法の論文言及動画を公開するユーチューブチャンネルのタイプについての分類法が考えられる。但し、本研究の論文言及動画のチャンネルの中には、専業ユーチューバーや研究者コミュニティー (e.g. Kaggle) 等、ツイッターアカウントの分類法では分類が難しいタイプに留意し、新しいカテゴリの項目を提案する必要があると判断される。

最後に、ユーチューブ上での人気度を表す指標として、本手法で提案したユーチューブスコアについては、いくつかの工夫点が考えられる。まず、異なるの論文言及目的を持つ複数の動画を保有する論文は予測モデルで取り扱うことが不可能である点で限界が見受けられる。本実験で用いられた Math & Computer 2014 及び Life & Earth 2014 の動画付き論文の中で予測モデルから外された論文の数は、それぞれ6本(7.8%)、4本(5.6%)と比較的に少数であったが、将来において論文言及ユーチューブ動画への取り組みがより活発化するならば、この割合は拡大すると予想される。従って、本手法の今後の使用に向け、異なる言及目的の動画が混在する論文を考慮した新たな手法の設計が必要と考えられる。例えば、式5.3のように各ラベル j に対して重み c_j を設け、ラベル j が与えられた動画 i に対して重み付けされたビュー数の和で求められる指標が提案できる。

$$\log_{10} \sum_j c_j \left\{ \sum_i (\text{viewcount})_{ij} \right\} \quad (5.3)$$

式 5.3 の指標を用いることで、回帰分析の対象を、従来のラベルによって分割された論文群から、指標が与えられた論文データセット全体に拡張し、任意のポリシーに最もフィットするような重みを計算することで、ラベルに関してロバストなモデル化が期待できる。

一方で、論文の被引用に影響を与える主体は学術関係者であることから、動画の人気度を用いた被引用数予測の精度の向上に向け、学術コミュニティ内での論文言及動画の人気度の抽出が肝要と考えられる。研究内容の説明や研究のデモンストレーションにおいて、動画が文章より効果的な側面があることを考慮すると [7]、学術関係者が視聴する学術動画の主な論文言及目的には、研究内容に関する説明や補足があると考えられ、同目的の動画が学術コミュニティからの人気度を反映している可能性が考えられる。従って、動画の人気度に着目した被引用数の予測にあたり、動画の論文言及目的による指標の補正は、合理的な指標設計と判断される。

第6章 結論

6.1 本研究の結論

本研究の目的は、ユーチューブ上の論文言及動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに与える影響の有効性を検証し、効果的な動画コミュニケーション戦略を提案することで、研究リソースの配分及び研究戦略の構築の効率化に貢献することであった。この目的に対する本研究の結論について述べる。

本研究では、学術文献データ及び学術文献を言及するユーチューブ動画データを収集し、動画付き動画群と同等な質を担保する動画無し論文群の比較を通じて、論文言及動画の被引用数及び AAS に対する影響の有効性を検証し、動画の論文言及目的による影響度の相違を明らかにする一方、出版初期における論文の言及動画の人気度を用いて論文の将来の被引用数を予測する手法を提案した。

二つの研究分野及び二つの出版時期からなる 4 つのデータセットを用いた実験からは、論文言及動画が論文の被引用数及び AAS に対する影響の有効性が検証された上に、両指標の上昇に向けて貢献することが認められた。分野による動画の影響度の相違に関して、出版時期に関わらず、数理・コンピューター科学分野より生命・惑星科学分野において強い傾向が観測され、二つの分野における動画の影響度の比を表す指標を用いて定量的に評価することができた。

動画の論文言及目的による論文の被引用数に与える影響の相違に関しては、両分野共に論文解説の目的の動画の影響度が大きい一方、補足資料の目的の動画の影響度が小さいと判断され、両分野に対して一貫した結果が示された。AAS に関しては、数理・コンピューター科学分野では単純参照の動画が最も大きい影響を与え、補足資料の目的の動画が最も影響が小さいと推定された。一方で生命・惑星科学分野においては、影響が大きい動画方式について、2014 年と 2019 年においてそれぞれ論文紹介の動画と論文解説の動画と判断され、影響が小さい動画方式については、それぞれ論文解説の動画と補足資料の動画と推定され、研究分野及び出版期間によって、動画方式の AAS への影響度が相異なることが確認された。

本研究で提案した論文のユーチューブ上での人気度を表すユーチューブスコア及び被引用数の分布に対する経年変化モデルを用い、出版から約 1.5 年経過した論文群のユーチューブスコア分布が飽和することが検定され、論文言及ユーチューブ動画のビュー数は論文の被引用数より速い成長を遂げることが確認できた。ユーチューブスコアによる被引用数の予測にあたって、数理・コンピューター科学分野では論文解説及び補足資料動画の論文群で有意な相関が示され、同動画方式のユーチューブスコアを用いて出版初期の論文の将来の被引用数の予測可能性が示唆された一方、生命・惑星科学分野においては有意な相関を示す動画方式が

確認されず、本手法の適用が有効でないと判断された。

動画制作への取り組みの活性度については、動画は出版から1年以内の論文において1%内外のみに対して制作されており、論文言及動画はマイナーな科学コミュニケーション手法であると判断された。分野による特徴として、数理・コンピュータ科学分野においては2014年と2019年とで大きな変化が見られないことに対し、生命・惑星科学分野において、2019年は2014年と比較して大幅に増大していると評価され、科学における重大なイベントの発生がユーチューブ上での科学コミュニケーションの活性度に強い影響を与える事例が確認できた。更に、動画を保有する論文が引用率の高い論文ソースに集中する傾向が明らかになり、ユーチューブ上での科学コミュニケーションが出版ソースの著名度に対して偏在することが示された。

以上から本研究は、ユーチューブ上の論文言及動画が論文の被引用数及びオルトメトリクスに有効な影響を与えることを検証し、各指標に対して効果的な動画方式を特定すると共に、特定の条件下における出版初期の論文に対して動画の人気度を用いた将来の被引用数の予測が有効な動画方式が推定することができた。

実際に本提案手法を用いることは、研究組織における資金、時間、人材等の限られた研究リソースを、研究成果の広報、並びに研究戦略の構築の活動に投入するにあたって有用であると考えられる。学界を越え、社会に対する研究のインパクトの重要性が増す昨今において、研究の有用性を社会の様々な知識利用者 (Knowledge user) に伝える必要がある研究関係者にとって、本手法は研究分野及びトピックにおいてオンライン学術動画が研究に与える影響を検証し、効果的な動画方式を計量的に把握することを可能にする。これは動画の制作及びデザインに関係する意思決定において定量的な根拠を提供し、研究プロセスの効率化及びコストの節減が期待できる。また、本手法を用いて出版初期の論文の将来の被引用数の予測を試みることで、論文の学術的インパクトを早期に見計らうことが可能になり、研究者及び研究機関の評価の計量を加速化できる一方、研究ポートフォリオの構築の最適化に役立てることが期待される。

6.2 今後の展望

今後の展望としては、本提案手法を特定の研究トピックに関連した論文に適用し、トピックに対する学術動画の有効性を検証することが考えられる。本実験では、大分野に所属する論文を選定し、広範囲な研究トピックの論文データセットに対する動画の有効性を検証したが、特定のトピックに関連した論文セットに絞って実験を行うことで、研究関係者にとってより現実的かつ信頼できる結果の取得が可能になることが期待される。

一方で、手法の改良の観点からは、動画付き論文と動画無し論文に関するより効果的な均質化手法の考案や、ラベル間でより有意な影響度の相違が観測できるような新たな動画方式の定義、動画方式による論文への影響度を考慮したユーチューブスコアの再設計といったことが考えられる。

最後に、本提案手法では主に論文のグループ化を通じた統計的仮説検定手法が使用され、

論文言及動画の論文に対するマクロ的な効果のみを論じている限界がある．ユーチューブを取り巻く環境及びそのネットワークにおけるユーザー間のダイナミクスと行動理論に基づいて，オンライン学術動画と論文間のよりミクロ的な相互作用にアプローチし，両者間の因果関係を究明に向けた更なる研究が期待される．

謝辞

本研究を進めるにあたって，多くの方々にご助力を頂きました．ここに感謝の意を述べさせていただきます．

参考文献

- [1] Thelwall Mike, Kousha Kayvan, Weller Katrin, and Puschmann Cornelius. Chapter 9 assessing the impact of online academic videos. In Widén Gunilla and Holmberg Kim, editors, *Social Information Research*, Vol. 5, chapter 9, pp. 195–213. Emerald Group Publishing Limited, 2012.
- [2] Galetti Mauro and Costa-Pereira Raul. Scientists need social media influencers. *Science*, Vol. 357, No. 6354, pp. 880–881, 2017.
- [3] Weller Katrin. Social media and altmetrics: An overview of current alternative approaches to measuring scholarly impact. In *Incentives and Performance*, pp. 261–276. Springer International Publishing, 2015.
- [4] Crotty David. Altmetrics: Finding meaningful needles in the data haystack. *Serials Review*, Vol. 40, No. 3, pp. 141–146, 2014.
- [5] Costas R. and Wouters P. Users, narcissism and control - tracking the impact of scholarly publications in the 21st century. SURF, 2012.
- [6] Borgman Christine L. and Furner Jonathan. Scholarly communication and bibliometrics. *Annual Review of Information Science and Technology*, Vol. 36, No. 1, pp. 2–72, 2002.
- [7] Pasquali Matias. Video in science. protocol videos: the implications for research and society. *EMBO reports*, Vol. 8, No. 8, pp. 712–716, 2007.
- [8] Alexa Internet. "the top 500 sites on the web". <https://www.alexa.com/topsites>. Accessed: 14 January 2021.
- [9] Burgess Jean and Green Joshua. *YouTube: Online Video and Participatory Culture*. Cambridge: Polity Press, 2010.
- [10] Juhasz Alexandra. Learning the five lessons of youtube: After trying to teach there, i don't believe the hype. *Cinema Journal*, Vol. 48, No. 2, pp. 145–150, 2009.
- [11] Yoganarasimhan Hema. Impact of social network structure on content propagation: A study using youtube data. *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 10, pp. 111–150, 2011.

- [12] Crane Riley and Sornette Didier. Robust dynamic classes revealed by measuring the response function of a social system. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 105, No. 41, pp. 15649–15653, 2008.
- [13] Figueiredo Flavio, Almeida Jussara M., Benevenuto Fabrício, and Gummadi Krishna P. Does content determine information popularity in social media? a case study of youtube videos’ content and their popularity. *CHI ’14*, p. 979–982. Association for Computing Machinery, 2014.
- [14] Welbourne Dustin J. and Grant Will J. Science communication on youtube: Factors that affect channel and video popularity. *Public Understanding of Science*, Vol. 25, No. 6, pp. 706–718, 2016.
- [15] Keelan J, Pavri-Garcia V, Tomlinson G, and Wilson K. Youtube as a source of information on immunization: A content analysis. *JAMA*, Vol. 298, No. 21, p. 2482–2484, 2007.
- [16] Sood Akshay, Sarangi Sasmit, Pandey Ambarish, and Murugiah Karthik. Youtube as a source of information on kidney stone disease. *Urology*, Vol. 77, No. 3, pp. 558–562, 2011.
- [17] Ache Kevin and Wallace Lorraine. Human papillomavirus vaccination coverage on youtube. *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 35, pp. 389–92, 11 2008.
- [18] Azer Samy. Can ”youtube” help students in learning surface anatomy? *Surgical and Radiologic Anatomy*, Vol. 34, pp. 465–8, 2012.
- [19] Murugiah Karthik, Vallakati Ajay, Rajput Kanishka, Sood Akshay, and Narasa R. Challa. Youtube as a source of information on cardiopulmonary resuscitation. *Resuscitation*, Vol. 82, No. 3, pp. 332–334, 2011.
- [20] Pandey Ambarish, Patni Nivedita, Singh Mansher, Sood Akshay, and Singh Gayatri. Youtube as a source of information on the h1n1 influenza pandemic. *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 38, No. 3, pp. e1–e3, 2010.
- [21] Kim Jin. The institutionalization of youtube: From user-generated content to professionally generated content. *Media, Culture & Society*, Vol. 34, No. 1, pp. 53–67, 2012.
- [22] Lorenc W., Armstrong C., Aubrecht C., Gitlevich G., Hampton Q., Heaney M., Hernandez A., Lucovich D., and Tellefsen L. *2013 YouTube Study*. Columbia College, 2013.
- [23] Lo Alto S., Esser Michael J., and Gordon Kevin E. Youtube: A gauge of public perception and awareness surrounding epilepsy. *Epilepsy Behavior*, Vol. 17, No. 4, pp. 541 – 545, 2010.

- [24] Sugimoto Cassidy R., Sam Work, Vincent Larivière, and Haustein Stefanie. Scholarly use of social media and altmetrics: A review of the literature. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol. 68, No. 9, pp. 2037–2062, 2017.
- [25] Sugimoto Cassidy R. and Thelwall Mike. Scholars on soap boxes: Science communication and dissemination in ted videos. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, Vol. 64, No. 4, pp. 663–674, 2013.
- [26] Sugimoto Cassidy R., Thelwall Mike, Larivière Vincent, Andrew Tsou, Mongeon Philippe, and Macaluso Benoit. Scientists popularizing science: Characteristics and impact of ted talk presenters. *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 4, pp. 1–8, 2013.
- [27] Spicer Scott. Exploring video abstracts in science journals: An overview and case study. *Journal of Librarianship and Scholarly Communication*, Vol. 2, No. 2, 2014.
- [28] Rees Tom, Lê Sandra, Prevost Leigh, and Sheelah Smith. Video abstracts: Do the metrics stack up? figshare, 2015. Creative Commons Attribution 4.0 International.
- [29] Zong Qianjin, Xie Yafen, Tuo Rongchan, Huang Jingshi, and Yang Yang. The impact of video abstract on citation counts: evidence from a retrospective cohort study of new journal of physics. *Scientometrics*, Vol. 119, p. 1715–1727, 2019.
- [30] Eysenbach Gunther. Can tweets predict citations? metrics of social impact based on twitter and correlation with traditional metrics of scientific impact. *J Med Internet Res*, Vol. 13, No. 4, p. e123, 2011.
- [31] Finch Tom, O’Hanlon Nina, and Dudley Steve P. Tweeting birds: online mentions predict future citations in ornithology. *Royal Society Open Science*, Vol. 4, No. 11, p. 171371, 2017.
- [32] Thelwall Mike. Are mendeley reader counts useful impact indicators in all fields? *Scientometrics*, Vol. 113, p. 1721–1731, 2017.
- [33] Thelwall Mike. Early mendeley readers correlate with later citation counts. *Scientometrics*, Vol. 115, No. 3, pp. 1231–1240, 2018.
- [34] Fenner Martin. *Altmetrics and Other Novel Measures for Scientific Impact*, pp. 179–189. Springer International Publishing, 2014.
- [35] Haustein Stefanie, Costas Rodrigo, and Larivière Vincent. Characterizing social media metrics of scholarly papers: The effect of document properties and collaboration patterns. *PLOS ONE*, Vol. 10, No. 3, pp. 1–21, 2015.

- [36] Lamb Clayton T., Gilbert Sophie L., and Ford Adam T. Tweet success? scientific communication correlates with increased citations in ecology and conservation. *PeerJ*, Vol. 6, p. e4564, 2018.
- [37] Thelwall Mike and Nevill Tamara. Could scientists use altmetric.com scores to predict longer term citation counts? *Journal of Informetrics*, Vol. 12, No. 1, pp. 237–248, 2018.
- [38] Murray Gregg, Hellen Rebecca, Ralph James, and Ni Raghallaigh Siona. Comparison of traditional citation metrics and altmetrics among dermatology journals: Content and correlational analysis study. *JMIR Dermatol*, Vol. 3, No. 1, p. e15643, 2020.
- [39] D’Agostino Ralph and Pearson E. S. Tests for departure from normality. empirical results for the distributions of b_2 and $\sqrt{b_1}$. *Biometrika*, Vol. 60, No. 3, pp. 613–622, 1973.
- [40] D’Agostino Ralph B. Transformation to normality of the null distribution of g_1 . *Biometrika*, Vol. 57, No. 3, pp. 679–681, 1970.
- [41] Anscombe F. J. and Glynn William J. Distribution of the kurtosis statistic b_2 for normal samples. *Biometrika*, Vol. 70, No. 1, pp. 227–234, 1983.
- [42] Richier Cédric, Altman Eitan, Elazouzi Rachid, Altman Tania, Linares Georges, and Portilla Yonathan. Modelling view-count dynamics in youtube, 2014.
- [43] Kolmogorov A. L. Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. *G. Ist. Ital. Attuari*, Vol. 4, pp. 83–91, 1933.
- [44] Smirnov N. Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions. *Ann. Math. Statist.*, Vol. 19, No. 2, pp. 279–281, 1948.
- [45] Ludo Waltman, Clara Calero-Medina, Joost Kosten, Ed C.M. Noyons, Robert J.W. Tijssen, Nees Jan van Eck, Thed N. van Leeuwen, Anthony F.J. van Raan, Martijn S. Visser, and Paul Wouters. The leiden ranking 2011/2012: Data collection, indicators, and interpretation. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, Vol. 63, No. 12, pp. 2419–2432, 2012.
- [46] Holmberg Kim and Thelwall Mike. Disciplinary differences in twitter scholarly communication. *Scientometrics*, Vol. 101, No. 2, pp. 1027–1042, 2014.
- [47] David R. Johnson, Elaine Howard Ecklund, and Anne E. Lincoln. Narratives of science outreach in elite contexts of academic science. *Science Communication*, Vol. 36, No. 1, pp. 81–105, 2014.

- [48] Didegah Fereshteh, Mejlgaard Niels, and Sørensen Mads P. Investigating the quality of interactions and public engagement around scientific papers on twitter. *Journal of Informetrics*, Vol. 12, No. 3, pp. 960–971, 2018.