

IT サービスに対する意思決定プロセス ー 接触確認アプリ COCOA に対するメディアの影響 ー

神橋基博†

概要: 新型コロナウイルス感染症の拡大、およびそれに伴う外出の自粛は日本経済に深刻な影響を及ぼしている。感染拡大を防止するためには感染者への接触を減らす必要があり、厚生労働省は接触確認アプリ COCOA を公開している。COCOA の利用者が増えることで、感染拡大を防ぐ効果が期待されるものの、2020 年 10 月時点でのダウンロード数は十分ではない。利用者の行動に関するモデルとして、AIDA/AIDMA モデルが知られており、近年では AISAS モデルが提唱されている。本研究では AISAS モデルに基づき、実データを用いて COCOA のダウンロードを促す要因を検討する。分析結果より、COCOA のダウンロードを促すためには、不具合や障害といったネガティブな内容を含めた積極的な情報発信が有効である。

キーワード: 新型コロナウイルス感染症, COCOA, 信頼

Decision-making process for IT services - Media impact on COCOA -

MOTOHIRO KAMBASHI†

Abstract: COVID-19 and the self-restraint from going out are having a serious impact on the Japanese economy. In order to prevent the spread of infection, it is necessary to reduce contact with infected people. The Ministry of Health, Labor and Welfare has released the contact confirmation application COCOA. Although it is expected that the increase in COCOA users will prevent the spread of infection, the number of downloads as of October 2020 is not sufficient. The AIDA / AIDMA model is known as a model for user behavior, and the AISAS model has been proposed in recent years. In this paper, based on the AISAS model, the factors that promote the download of COCOA are examined by open data. From the analysis results, in order to encourage the download of COCOA, it is effective to actively disseminate information including negative contents such as defects and obstacles.

Keywords: COVID-19, COCOA, IT サービス

1. はじめに

世界的な新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の拡大は、日本の経済および社会に大きな影響を及ぼしている。

内閣府による 2020 年 4~6 月期の速報値[1]では、実質 GDP の成長率は前四半期に対比-7.8%となっており、日本経済に深刻な影響が出ていることが示されている。

図 1 に示す通り、2020 年 10 月時点において、日次の PCR 検査による陽性者数はいったん減少している。しかしながら、6-7 月と比較すると陽性者数は増加しており、かつ、欧米において感染拡大が報道されている状況を踏まえると、今後、日本においても更なる感染拡大が発生する可能性は否定できない。また、日本においてはワクチン実用化に、まだ時間を要する[a]ことを踏まえると、外出自粛も含めた感染防止対策が必要な状況が継続しているといえる。

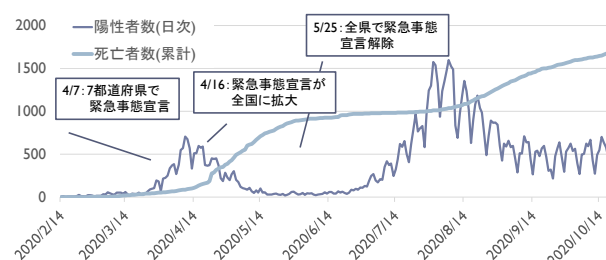


図 1 日本における感染状況(2020 年 10 月 22 日時点)
(厚生労働省[2]より筆者が作成)

感染防止対策の一環として、厚生労働省は、2020 年 6 月 19 日に新型コロナウイルス接触確認アプリ (COCOA[b]) をリリースした。COCOA は、スマートフォンの近接通信機能を利用して、利用者同士の接触を記録するソフトウェアである。新型コロナウイルス感染症の陽性者と接触した

† 情報セキュリティ大学院大学 情報セキュリティ研究科
Graduate School of Information Security, Institute of Information Security

a 厚生労働省「新型コロナウイルス感染症のワクチンについて」
(https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/vaccine_00184.html
2020.10.27 アクセス)によると、日本におけるワクチンの臨床試験は 2020 年末から開始される計画となっている。
b COVID-19 Contact Confirming Application

可能性が分かることで、検査の受診を早く受けることが可能となる。大前他(2020)のシミュレーションによると、感染者数を半減させるためには

- ・人口の 80%が利用し、接触者は外出を 20%控える。
- ・人口の 60%が利用し、接触者は外出を 40%控える。
- ・人口の 40%が利用し、接触者は外出を 60%控える。

ことが目安になるとしている。[3]

しかしながら、図 2 に示す通り COCOA のダウンロード数は増加しているものの、2020 年 10 月 28 日 17:00 時点で約 1,897 万件[c]であり、人口の 40%にも程遠い状況である。

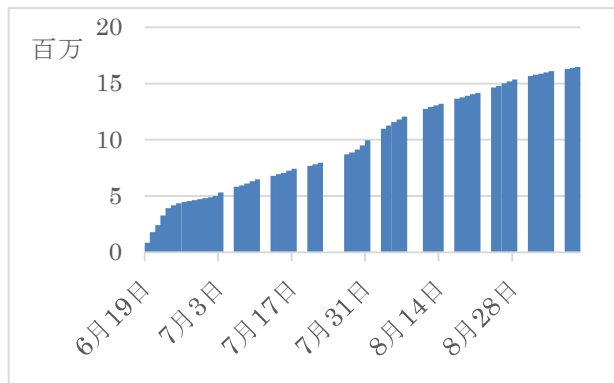


図 2 COCOA のダウンロード数推移

感染者の拡大を防ぐため COCOA の利用者を増やすためには何が必要だろうか。

本稿では、COCOA の普及拡大を目指し、利用者の意思決定モデルに基づき、ダウンロード数に影響を与える要因の分析を試みる。

まず、利用者の意思決定に関するモデルを整理し、公開データを用いて、COCOA のダウンロード数に影響を及ぼす影響を分析する。その上で、ダウンロード数の増加に有効な施策を提言する。

2. 利用者の意思決定モデル

利用者が COCOA を利用するかを決定する際には、ダウンロードを実行する前に何らかの情報を得て意思決定を行っていると考えられる。

このような利用者の意思決定をモデル化した理論として有名なものに AIDA、AIDMA、AISAS がある。

AIDA は 1898 年に米国の広告研究者セント・エルモ・ルイスによって提唱された理論であり、消費者が購買に至るまでに、製品を認識 (Attention) し、製品に興味 (Interest) を持ち、製品を欲し (Desire)、購入する (Action) というプロセスを経るとしているものである。

この AIDA に対して、1924 年に米国のマーケティング サミュエル・ローランド・ホールが製品を記憶 (Memory) する、というプロセスを追加したものが AIDMA である。

その後、2004 年に電通によって提唱されたモデルが AISAS[4]である。AISAS は、図 3 に示す通り、AIDA/AIDMA における企業の一方向的な情報発信に替えて、検索 (Search)、と共有 (Share) という消費者の能動的な行動を加え、企業と消費者とのインタラクティブな関係を表現した。さらに、消費者の行動は Action で終わらず、その結果を Share することで新たなループを生み出すところまでを含む。

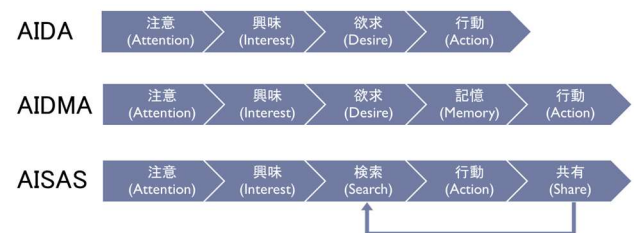


図 3 利用者の行動モデル

本稿では分析結果の考察に際して、これらのモデルを用いて、その位置付けを検討する。

3. 分析データと分析手法

3.1 分析データ

本節では分析に用いるデータについて検討する。

COCOA のダウンロード数、およびダウンロード数に影響を与えると思われる要因の内、公開データとして入手可能なものは以下の通りである。

3.1.1 COCOA のダウンロード数

スマートフォンで利用するアプリケーションは、そのオペレーティングシステムが Android OS であれば、Google 社が提供する Google Play からのみダウンロードすることが可能である。また、iOS であれば Apple 社が提供する App Store からのみダウンロードすることが可能である。Google Play および App Store には表示した時点におけるダウンロードされた概数が表示されるが、過去にさかのぼって取得することはできない。そのため、本稿では報道を基に筆者がまとめたものを使用する。また、週末など報道からデータが得られなかった期間は、線形を想定し補完を行った。

3.1.2 COCOA の評価

Google Play および App Store ではダウンロード数に加えて、アプリケーションに対する利用者からのレビューが掲

c 厚生労働省「新型コロナウイルス接触確認アプリ (COCOA) COVID-19 Contact-Confirming Application」
(https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/cocoa_00138.html)
2020.10.28 アクセス)

載される。レビューは、5 段階の評価と文章によるコメントによって構成される。Google Play では、図 4 のように、レビューの総件数と評価の分布が表示されるとともに、その下部にはすべてのコメントがその評価とともに表示される。本稿では、COCOA の評価として 2020 年 9 月 28 日に Google Play から取得したすべてのレビューを用いた。

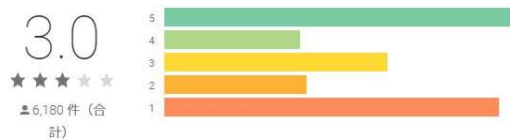


図 4 Google Play における COCOA の評価

3.1.3 SNS における口コミ

アプリケーションに対する評価は Google Play や App Store に掲載されるレビューだけではない。Twitter や Facebook 等の SNS(Social Networking Service)での口コミによっても伝達される。

SNS での口コミは、非定型のテキストデータであり、アプリケーションによって形式が異なることから直接分析することが困難である。そのため、本稿では「Yahoo リアルタイム検索」を使用した。当該サービスは SNS(Twitter、Facebook、Instagram)の投稿内容を収集しており、特定のキーワードについて、最大 30 日分の発言数と発言に含まれる「感情」をグラフ化して表示する。本稿では、2020 年 9 月 4 日にキーワードとして「接触確認」および「コロナ」を指定して得られた結果を使用した。

3.1.4 新聞記事

マスメディアについて、テレビの視聴率に関するデータは公開されていないため、主要全国紙(朝日、読売、毎日、日経)の記事を用いた。新聞社は重要な報道については多くの記事で報道するとともに、1 件の記事の文字数も増えると考えられる。そのため、本稿では、記事のタイトルから COVID-19 への関連性を判断し、日次で記事数および記事の文字数を収集した。

3.1.5 検索

利用者が情報を得るためにはマスコミや口コミだけでなく、インターネットを用いて情報を収集することも考えられる。Google Trends は Google 検索サービスで検索に用いられた検索キーワードを収集しており、指定した期間における検索回数を相対値でグラフ化するサービスである。

ただし、検索キーワードに「COCOA」または「コロナ」を用いると、COVID-19 と関係ない結果まで含まれてしまうため、本稿では 2020 年 9 月 12 日に検索キーワードとして「COCOA+接触」および「コロナウイルス」を使用して得

られた結果を使用した。

3.1.6 厚生労働省による Tweet

厚生労働省は自省の Web サイトに COVID-19 および COCOA に関する情報を掲載し、情報が更新された際には Twitter の公式アカウント@MHLWitter を用いて発信する。

@MHLWitter は 2020 年 10 月 28 日時点で 840,338 人のフォロワーを有しており、相応の影響を持っていると考えられる。フォロワーは Tweet を見て有益だと思えば、Favorite マークをつける。または、Retweet を行い自らのフォロワーに拡散する。本稿では、厚生労働省の公式アカウントが発信した Tweet を 2020 年 9 月 28 日に取得し、内容から COVID-19 または COCOA に関する Tweet を抽出した。分析に際しては、日次で Tweet 数、Tweet への Favorite の合計、Tweet への Retweet への合計を収集した。

3.2 分析方法

前節で得たダウンロード数と COCOA の評価について、週毎にプロットすると図 5 のようになる。

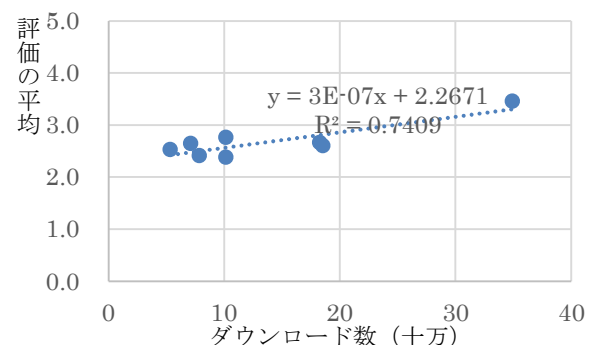


図 5 COCOA におけるダウンロード数と評価の平均 (週次)

回帰方程式の係数が正、決定係数 R^2 は 0.7409 であることから、評価ダウンロード数と評価の平均には強い正の相関がみられる。

しかし、図 5 はダウンロード数と評価に対する因果関係を明らかにしたとはいえない。以下の 3 つの関係が考えられるためである。

- ① 評価が増加するほど、ダウンロード数が増加する。
利用者はレビューをみて COCOA をダウンロードすることを決定する。
- ② ダウンロード数が増加すると、評価が増加する。
利用者は COCOA をダウンロードし、使った感想をレビューとして記載する。
- ③ 評価とダウンロード数は異なる要因によって引き起こされた結果である。

この3つの関係は利用者によって異なると考えれば相反するものではないが、①と②のどちらが有効かを検証するためには、時間を考慮する必要がある。

すなわち、①が有効ならば、レビュー数が増加した後にダウンロード数が増加し、②が有効であるならば、ダウンロード数が増加した後にレビュー数が増加する。

この検証を行うために交差相関[d]を用いる。なお、交差相関を用いても①、②と③を比較することはできない。

したがって、以降の分析では、①、②を回帰モデル、③を因子モデルと呼び、各データについてダウンロード数との交差相関が最も高くなるラグを決定し、重回帰分析および因子分析を用いてそれぞれの要因による影響を検討する。

4. 分析結果

4.1 交差相関によるラグの検討

4.1.1 COCOA の評価

Google Play から得られる評価のデータには、評価の総数、平均、5段階それぞれの件数がある。

まず、図5と同様にダウンロード数とのプロットから決定係数 R^2 を求めることで、図6が得られる。

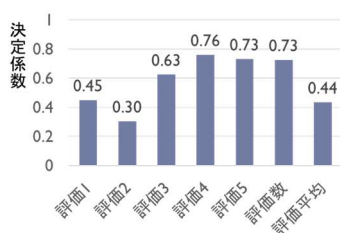


図6 Google Play における評価とダウンロード数の決定係数

図6において、評価4を付けたレビュー数との決定係数が最も高いことから、評価4とダウンロード数との交差相関を求めることで図7が得られる。

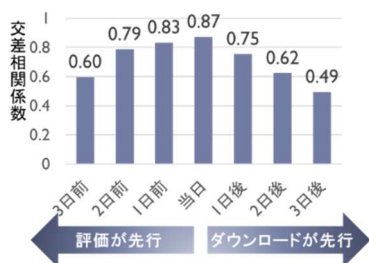


図7 評価4における交差相関

図7より当日の交差相関が最も高いものの、前後を比べると評価が先行するほうが高い傾向を示す。

4.1.2 SNS における口コミ

「Yahoo リアルタイム検索」から得られるデータにはSNSにおける発言数、好感情、悪感情がある。

キーワード「接触確認」および「コロナ」についてダウンロード数との決定係数 R^2 は図8の通り。なお、「接触確認」については好感情が観測できなかったため、分析から除外した。

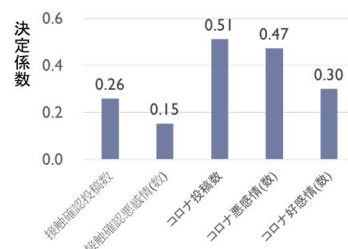


図8 SNS の口コミとダウンロード数の決定係数

図8において、「コロナ」に関する投稿数の決定係数 R^2 が最も高いことから、ダウンロード数との交差相関を求めることで図9が得られる。

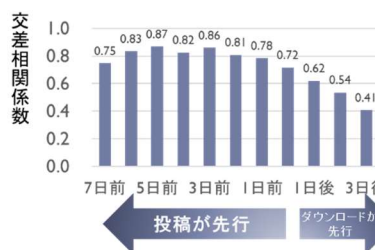


図9 「コロナ」投稿数における交差相関

図9より、ダウンロードの5日前に最も交差相関が高くなる。

4.1.3 新聞記事

新聞記事については、日次の記事数および記事の総文字数とダウンロード数をプロットした。なお、記事が無い日もあるため、前後1日の移動平均も加え、それぞれのダウンロード数との決定係数 R^2 は図10の通りとなる。

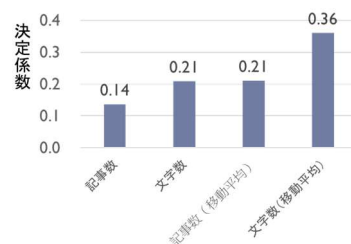


図10 新聞記事とダウンロード数の決定係数

d 交差相関とは2組の時系列データにおいて、データを1期、2期とずらしたときに求める個々の相関である。このデータのずれをラグと呼ぶ。

図 10 において、文字数の移動平均との決定係数が最も高いことから、交差相関を求めることで図 11 が得られる。

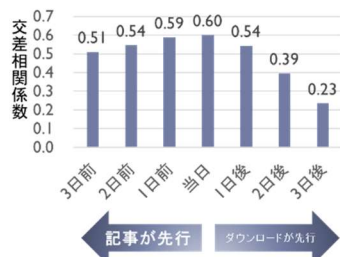


図 11 新聞記事文字数における交差相関

図 11 より当日の交差相関が最も高いものの、前後を比べると記事が先行するほうが高い傾向を示す。

4.1.4 検索

検索キーワード「COCOA+接触」および「コロナウイルス」に関して Google Trends から取得した相対値について、ダウンロード数との決定係数 R^2 は図 12 の通りとなる。

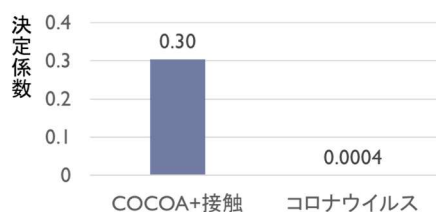


図 12 検索回数とダウンロード数の決定係数

図 12 において、「COCOA+接触」に関する決定係数 R^2 が最も高いことから、ダウンロード数との交差相関を求めることで図 13 が得られる。

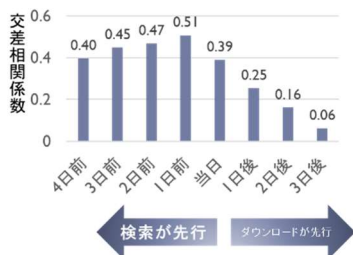


図 13 検索回数における交差相関

4.1.5 厚生労働省による Twitter

@MHLWitter による Tweet について、日次で件数、Favorite 数、Retweet 数とダウンロード数をプロットした。なお、公式アカウントによる発信が無い日もあるため、前後 1 日の移動平均も加え、それぞれのダウンロード数との決定係数 R^2 は図 14 の通りとなる。

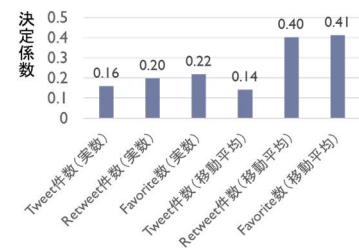


図 14 厚生労働省公式アカウントとダウンロード数の決定係数

図 14 において、Favorite 数の移動平均が最も高いことから、交差相関を求めることで図 14 が得られる。当日および 3 日目の交差相関が最も高い。



図 15 Favorite 数との交差相関

4.2 回帰モデル、因子モデルの検討

4.2.1 回帰モデルの検討

3.2 節における 3 つの関係の内、①、②の回帰モデルについて、重回帰分析を行うことで、その有効性を検証する。

各データを取得した期間が異なることから、最も短い「Yahoo リアルタイム検索」に合わせ、2020 年 8 月 1 日～8 月 28 日までを対象とし、ダウンロード数を目的変量とする重回帰分析を行った結果が図 16 となる。

	係数	標準誤差	t 値	p 値
(Intercept)	1.783e-16	6.134e-02	0.000	1.000000
SNS	5.432e-01	1.244e-01	4.367	0.000246
GoogleTrends	4.766e-01	1.091e-01	4.369	0.000245
Newspaper	2.113e-01	7.975e-02	2.650	0.014642
TweetFav	6.777e-03	7.775e-02	0.087	0.931331
GooglePlay	9.334e-02	9.049e-02	1.031	0.313539

図 16 公開データを用いた重回帰分析

p 値より、SNS による口コミ(SNS)、検索(GoogleTrends)は 99.9%の有意性、新聞記事(Newspaper)は 95%の有意性を示しており、決定係数は 0.9142、調整済決定係数は 0.8947 となることから、このモデルの有効性は高いと言える。

4.2.2 因子モデルの検討

3.2 節における 3 つの関係の内、③の因子モデルについて、因子分析を行うことでその有効性を検証する。

4.2.1 と同じデータを用いて相関行列の固有値をプロットすると図 17 が得られる。

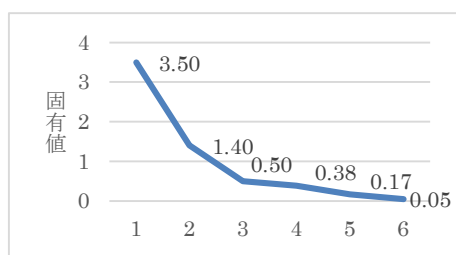


図 17 公開データの固有値

第2固有値までが1を超えており、第3以降の傾きから、2因子を想定し、分析の結果は図18の通りとなる。

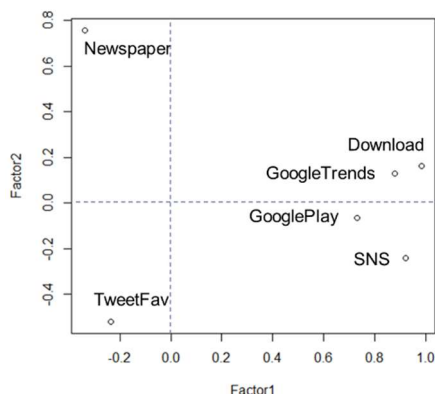


図 18 公開データの因子分析

図18より、第1因子は「口コミでの評価」、第2因子は「公的な関心」と位置づけられる。なお、第2因子までの累積寄与率は0.707、p値は0.284となり、あまり有意性の高いモデルとは言えない。

4.3 考察

4.3.1 ダウンロード数に対するラグ

4.1節における交差相関より、本節における分析から、公開データとダウンロード数のラグは表1の通りとなる。

表 1 公開データとダウンロード数のラグ

ラグ	公開データ
5日前	SNSにおける口コミ件数
3日前	厚生労働省公式アカウントのFavorite
前日	検索件数
当日	新聞記事(文字数)、Google Playにおける評価

厚生労働省公式アカウントの情報発信(Attention)が利用者の検索(Search)、ダウンロード(Action)に先行する点はAISASとの整合性が高いと言える。一方、SNSによる口コミはAISASではShareに該当し、これが最も先行する点についてはAIDA/AIDMA/AISAのいずれにおいても説明できない。

5. まとめ

5.1 結論

本稿では、新型コロナウイルス接触確認アプリCOCOAに関する公開データを用いてダウンロード数の要因を分析した。回帰モデルおよびラグを考慮するとSNSでの口コミが最も影響が大きいと言える。因子モデルの結果は示唆に富むものの、有意性は高くなくことから、共分散構造分析(SEM)等を用いたモデルの評価が必要となる。今回は、データ量に制約があったためモデルの評価はできなかったが、今後の課題として取り組みたい。

5.2 COCOA普及に向けた提言

本稿における分析結果より、COCOAのダウンロード数増加に向けたいくつかの示唆が得られる。

Google Playでの評価において、高評価および評価数の決定係数が高く、平均や低評価の決定係数が低いことから、ダウンロード数を増やすためには、ネガティブな情報を含む情報発信により認知してもらうことが必要と言える。

一方、その手段として、新聞記事はラグの面でも回帰モデルの面でも効果は高くない。逆に、ラグを考慮すると、SNSにおける口コミと公式アカウントへのFavoriteがダウンロードに先行し、口コミを直接操作することは困難なため、Favoriteを得られやすい情報発信を公式アカウントが心がけることが重要と言える。

5.3 今後の課題

本稿では、公開データを用いて分析を行ったため、テレビ視聴率等を考慮に入れることができなかった。また、Google Playでダウンロードした利用者のプロフィールや、厚生労働省Webサイトへのアクセス件数等、非公開データを用いれば、より詳細な分析が可能になる。利用可能なデータが多いのは厚生労働省であり、本稿における分析・提言が施策の一助となることを期待したい。

参考文献

- [1] 内閣府. 2020年4~6月期四半期別GDP速報 (1次速報値). https://www.esri.cao.go.jp/jp/sna/data/data_list/sokuhou/gaiyou/pdf/main_1.pdf, (2020.8.18 アクセス)
- [2] 厚生労働省. オープンデータ. <https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/open-data.html> (2020.8.7 アクセス)
- [3] 大前佑斗, 豊谷純, 原一之, 權寧博, 高橋弘毅. マルチエージェントシミュレーションによるCOVID-19接触確認アプリCOCOAの感染者数削減効果の検証. <https://www.ieice.org/ken/paper/20200902G1zv/> (2020.8.13 アクセス)
- [4] 矢島 貴直. “Dual AISAS”で考える、もっと売するための戦略. <https://dentsu-ho.com/articles/3100>, (2020.9.14 アクセス)