

日本における COVID-19 環境下での情動伝染とその数学モデル

大西 輝明

(2021 年 8 月 12 日)

ニュースメディアが作る情報環境中のネガティブ、またはポジティブな雰囲気の人々に伝染し、人々の感情をダイナミックに変容させるとするモデルを構築し、COVID-19（新型コロナウイルス感染症）情報環境が日本人におよぼしてきた影響度（情動伝染度）の経時変化状況を検討した。当報文では例えば COVID-19 事象時のような、恐ろしさや不安感、危機感に満ちた社会環境下での Google や Twitter などの SNS へのアクセスは、そうした社会環境から情動伝染（emotional contagion）を受けて人々に同様な感覚が誘起され、そのようなネガティブな感情を補償するための情報の確認や詳細な情報を希求することによって生じることを前提としている。定式化では、情報環境から伝染する感情のソースタームは(1) 情報への慣れの程度、(2) その時点で提供される新たな情報量、および (3) 情報のインパクト（意外性/新規性）の 3 因子で決まるとし、一方、感情の強さは指数関数的に時間減衰するとしている。モデルは現実の SNS の傾向をよく模擬することができ、COVID-19 の情報環境が日本人の感情へ及ぼす影響度の時間変動も算出できた。こうして算出した情動伝染度は時間的に不均一な強さで変移し、情報環境の危機感や緊迫度に対応して変動してきたことや、長期的には時間とともに減衰する傾向がみられることなどが明らかとなった。人々の感情が周囲の環境からの刺激によって発現するものであるとする感情の定式化は、感情が関与する物理/工学モデルの精密化に寄与するものであることを指摘した。

KW: COVID-19、新型コロナウイルス感染症、数理モデル、感情、情動伝染、SNS、情報のインパクト、情報環境場、ニュースメディア、日本人

Emotional contagion under the information environmental of COVID-19 in Japan
and its mathematical model

Teruaki OHNISHI

Institute of Science and Technology for Society, Urayasu, Chiba, Japan

(August 12, 2021)

Abstract: Dynamically varying public emotion, which is infected by the negative or positive environment of information made by the traditional news media, was modeled and the extent of time-varying contagion of emotion that takes place under the environment of COVID-19 in Japan was studied. In this paper the similar emotion as the environment was assumed to grow in the public by emotional contagion. Moreover the access to the SNS as Google and Twitter under such uneasy and worried condition as the COVID-19 was imagined to occur for the public to confirm unreliable information and to long for more reliable information with uneasy feeling, so that the extent of the access is proportional to the extent of the emotional contagion at that time. In the formulation three main factors for the source term of the induced emotion were introduced as 1) the extent of the habituation of information, 2) the amount of newly supplied information at the point of time, and 3) the obtrusiveness of the information, whereas the emotion was assumed to be weakened exponentially with time. The model was found to well reproduce the real time-trends of SNS, and by using the model, the time varying influence of the environment of COVID-19 on the emotion of Japanese was calculated. The extent of emotional contagion thus deduced was found to have varied non-uniformly with time, following the critical and nervous atmosphere of society, from the beginning of 2020. A long-range time trend was also found such that its extent has decreased with time. The introduction of the public emotion, which is changed by the stimulation from the surrounding environment, was pointed out to be important for making the mathematical model participating the emotion more reliable.

KW: COVID-19, mathematical model, emotion, emotional contagion, SNS, obtrusiveness, information environment, news media, Japanese

1. はじめに

新聞やテレビなどの旧来の媒体はむしろのこと、すべての情報メディアは我々の周囲に情報環境場を作る。人々はこうした場に浸されて生存するので (Ohnishi and Shimano, 2018 ; Ohnishi, 2019)、場が有するネガティブまたはポジティブな雰囲気は人々に感知され、一時的にはあれ、人々に同様な感覚をもたらすことは否めない。即ち、特定の事柄に対する人々の感情は情報環境の質やその強さに否応なく依存して決まることになるので、人々の集団感情やそれに基づく行動や世界観の時間変動は、情動伝染 (emotional contagion) という機構を介して情報環境の変動と結びついていることになる (Epstein et al., 2008; Kramer, Guillory and Hancock, 2014; Ferrara and Yang, 2015)。情動伝染は人々相互間での感情の伝播と定義されるが (Hatfield, Cacioppo and Rapson, 1994)、ここでは敷衍して環境から人への感情の伝播や誘起も含めるものとする。情報環境が人々の感覚を刺激し、環境と同一の感情を誘起させるとする情動伝染のよく知られた例として音楽がある (Aiello and Sloboda, 1994; Juslin and Sloboda, 2001)。心理学領域では種々の感情の伝染に関する定量的アプローチも試みられている (Doherty, 1997; Bispo and Paiva, 2009)。近年ではデジタルメディアを介して人々に提示するメッセージが人々に特定方向の感情をもたらす、または一般に、SNS 内利用者間での感情の伝播に着目する digital emotional contagion (Goldenberg and Gross, 2020) も広く注目されており、こうした側面での考究も多い (Zhao et al., 2014; Fan, Xu and Zhao, 2018; Sasaki et al., 2021)。

一方、社会物理領域においても人々の行動や思考が個々人の感情の程度に依存して決まるとして積極的に感情を変数として導入し、モデル化する方法論も広く採用されている。恐れ、怒り、嫌悪、悲しみ、心配、幸せなど、特定の感情の程度を導入することが重要となるこうした分野は、そこでの心理的駆け引きも重要となる投資や金融の経済物理 (econophysics) (Jiang and Fan, 2018)、人々のパニック状態の伝播が重要な要因となる災害時のパニックダイナミクス (そこでは感情の伝播は病原菌やウイルスの伝染と同じメカニズムで発生するとするものが多い) (Tsai et al., 2013; Cao et al., 2017; Ta et al., 2017; Ni, Zhou and Chen, 2020)、特定の感情とともに拡散する噂のダイナミクス (Hill et al., 2010; Zeng and Zhu, 2019,) などである。こうしたモデルでは感情は他の変数の関数として取り扱うか、または例えば $[0, 1]$ の範囲で規格化したパラメータとして取り扱っているものが多い。

以上の物理的モデルや種々の考究は、情報提供メディアからの雰囲気が人々の実際の側面の末端にまで拡散するといった情報の流れの中では下流側に相当する部分であり、このような流れの中での上流側に位置する、雰囲気 (感情) が環境から人々に伝わる過程でのコミュニケーション論的、メディア論的な側面の議論ではない。

こうした上流側での情報伝達過程で重要となる要因のひとつは情報の新鮮さ、話題性の存否であろう。コミュニケーション論的にはこれは、その情報が議題設定 (agenda setting)

機能を持つものかどうか（社会的な話題性があるか否か）ということに帰する（Watt, Mazza and Snyder, 1993; Doyle, Szymanski and Korniss, 2017; Zheng et al., 2018; Yi, Zhang and Gan, 2019）。長期に渡って報道されてきた特定事項の議題設定機能は、新たな事項(novel issue)のそれに比して弱い。長期報道の場合は人々がその特定事項に対して多くを記憶しており、それに係る新たな情報であっても新鮮味に欠けるためである。これはその事項に対する人々の「慣れ」の故であり、人々の注意力が長期報道下で低下するのは一種の順応のためであるとされている。こうした慣れのため、古い話題で人々に態度変容を起こさせるには、新たな話題の場合に比してより多くの情報量（報道量）が必要となるのである。

Salwen(1988)によれば、あらたな話題についての議題設定効果は時間的に8～12週後に最大となり、その後、12～25週以降は減衰するとされている。この効果の時間的遅れはいわゆる“attitudinal inertia”とよばれるものである。一方、当該効果の評価には情報を提示(exposure)した際、情報が人々に与えるインパクトの程度も含むが、これらについては定量的な程度が詳細に検討されたことはない。ただし過去には、この提示量は新聞記事数やTV放映時間(分)などでカウントされてきており、議題設定効果の大きさについては(見出しのサイズなどで決まる)記事のみかけの派手さ(prominence)を重みとする報道量の統計値が重要であるとの指摘もなされている(Watt, Mazza and Snyder, 1993)が、これらについても定量的な研究はなされていない。Watt, Mazza and Snyder (1993)は、人々と情報環境との係わりの議論で、①情報の記憶、②情報に対する慣れ、③人々の反応の遅れ(attitudinal inertia)、および④特定情報への選択的な注目、の四因子が情報環境を認知するには重要になるとしている。

情報メディアからある種の感情が人々を介して社会の末端まで拡散し、また人々の価値観にまで影響をおよぼす場合(Wheaton, Prikhidko and Messner, 2020; Steinert, 2020)、その流れを図1のように模式的に表現することができよう。音楽などによる感情の共鳴は当図の過程4)、感情を含んだ噂の伝播や人々の社会的諸活動に係る感情の影響の考慮は5.1)、5.2)の過程に対応する。当報文はこうした感情の伝播プロセスの上流側のうち3)から4)の過程について考察する。従来、この部分での考察やモデル構築に係る研究は現象論的な議論が多く、数量的取扱は必ずしも多くはない。当報文では情報環境から人々への情動伝染、すなわち3)→4)過程のモデルの構築を日本でのCOVID-19(新型コロナウイルス感染症)のデータを用いて行い、そうすることで物理領域では実体のない感情という変数の具体的取扱を例示し、変数としての導入可能性を検討する。

第2章は日本でのCOVID-19に係る情報環境の統計情報を示す。第3章では2020年初めから1年半にわたる時間範囲での社会雰囲気や社会感情の動きをまとめる。第4章では簡単な数学モデルとその計算例を示し、第5章で当該モデルを用いて人々がCOVID-19の情報環境にどれほど情動伝染されてきたかの指標、「情動伝染指標」を算出する。第6章は結論である。

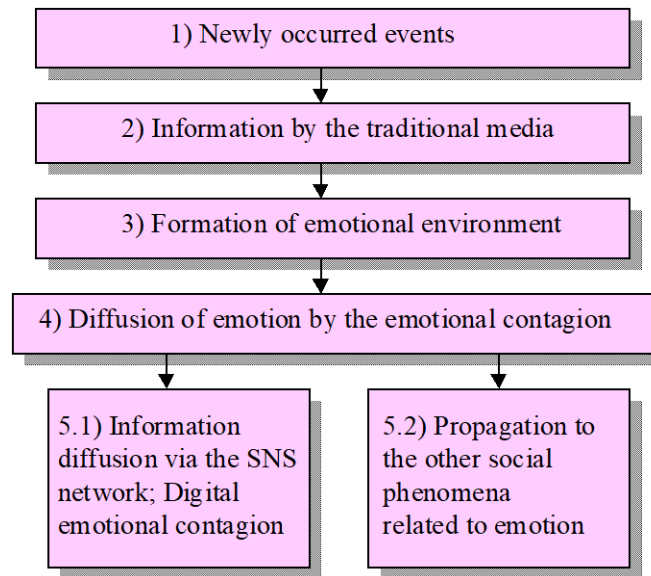


Fig.1 (図1) Schematic diagram for the relation between the public and emotion

2. 日本における COVID-19 情報環境と SNS での人々の反応

当報文では 2020 年 1 月 1 日を $t=1$ 、 $\Delta t=1$ [日]とする時間の単位をとるものとし、2021 年 6 月 30 日 ($t=547$) までの情報を議論する。2020 年において、平均的な日本人が週一回以上アクセスしてニュース（報道情報）を得ているメディアは、1. テレビ（日本人全体の 74.5%が利用）、2. Web サイト（54.7%）、3. 新聞（46.1%）、4. SNS（36.8%）などとなっている（NTT ドコモモバイル社会研究所, 2020）。これらのうち独自の取材をして報道するテレビと新聞の情報を一次情報、これら以外の日本のメディアは二次情報を報道してきたとしよう。以下では 2020 年 1 月以降、COVID-19 に係る一次情報が時間的にどのように報道されてきたかを定量的に検討する。まず初めに、日本における COVID-19 の一日あたりの感染者数 $d(t)$ の経時変化、および一週間移動平均値 $D(t)$ を図 2 に示す（NHK, 2021a）。ただし移動平均値は以下の式で算出する。

$$D(t) \equiv N \sum_{t'=0}^6 f_{t'} \cdot d(t-t') \quad (1)$$

ここで N は規格化定数、 $f_{t'}$ は重みであり、当報文では簡単のため、 $f_{t'}=1/7$ とする。

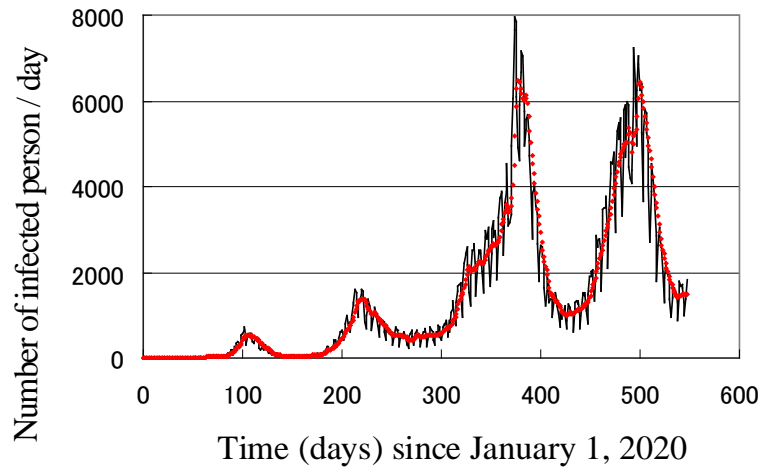


Fig.2 (図 2) Time variation of the number of infected people per one day by COVID-19 in Japan in black solid lines, and its moving average during the past one week in red dots

さらに、図 3 (a)は日本では唯一の全国規模のテレビ局 NHK による、一日あたりの COVID-19 関連放送数の経時変動である (NHK,2021b)。この数値は「コロナ」を含む言葉をキーワードとする一日あたりのテレビ放送数であり、 $t \sim 120$ にやや鋭い極大値を持ち、その後、 $t \sim 350$ にブロードな第 2 の極大値を持つ。他のテレビ局の情報量取得は困難であるが、その放送数の経時変化は当図と相似であるものと簡単のために仮定しよう。

一方、全国規模で流通する日本の 3 大新聞は、1. 読売新聞 (2020 年の発行部数 8.27 万部/日) (ヨミダス歴史館, 2021)、2. 朝日新聞 (5.65 万部/日) (聞蔵, 2021)、3. 毎日新聞 (2.50 万部/日) (毎索, 2021)である。図 3(b)は発行部数を重みとして平均した「コロナ」記事数の時間挙動をしめす。ここで記事数とは、キーワードとして「コロナ」をふくむ記事の一日あたりの数である。全体的な挙動は図 3(a)と類似であるが、一週間およびほぼ一ヶ月を周期とする鋭い極小値の重ね合わせとなっている。こうした極小値は新聞発行休刊日の周期に対応するものである。図 3(c)にテレビ (その重みを $74.5/(74.5+46.1)=0.62$) および新聞 (その重みを $46.1/(74.5+46.1)=0.38$) を平均した COVID-19 一次情報量 $i_{env}(t)$ の経時変化を、その一週間移動平均値 $I_{env}(t)$ とともに示した。図 3(a)~(c) の報道量分布の時間挙動は、図 2 の感染者数分布のそれとは趣を異にしている。

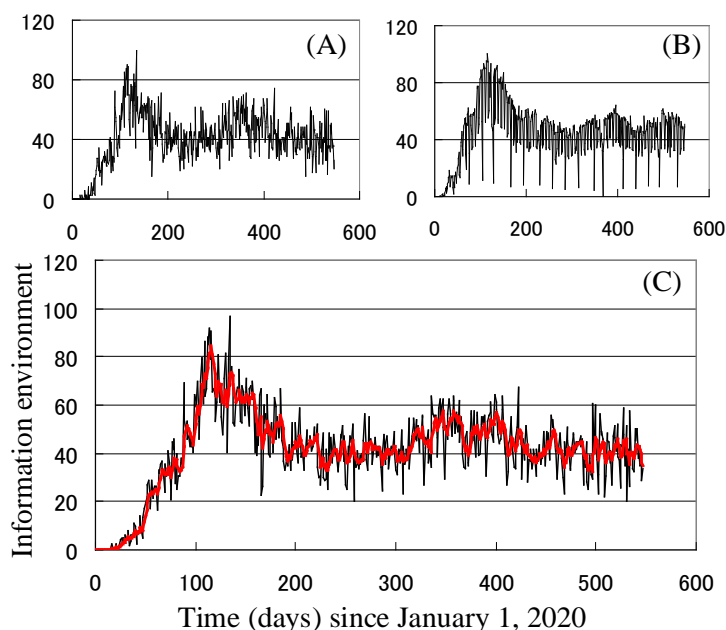


Fig.3 (図3) Time variation of the amount of information released by the media regarding “corona”. (A) Amount of information by the television, (B) average amount of information by newspapers, and (C) average amount of information by the traditional media of the television and newspapers. Normalization was made so that the maximum amount in each (A) and (B) is 100. The red lines in (C) are the moving average during the past one week

日常生活では人々は一次情報を察知し、その重大性や新規性に情緒的に感応してその反応行動を起こすことになる。COVID-19に関する一次情報はすべてネガティブなものであり、人々に不安、嫌悪、恐怖、不快などの感情を誘起するものであった。すなわち、人々は情報環境から情動伝染を介してこうした感情を派生したことになる。当報文ではこうした日本人の反応のうち SNS 上での応答状況を見てみる。

図4 (赤折れ線) は単語「コロナ」を含む全ハッシュタグ中での **Twitter** 数の経時変動を示す(朝日新聞, 2021a)。さらに同図 (黒折れ線) は **Google** 検索で、同様に単語「コロナ」を含む語を人々が検索した件数の経時変動を示す(両折れ線ともに $t=99$ (4月8日)を100に規格化)(Google Trends, 2021)。大方の日本人の場合、**Twitter** は人々相互間での情報の確認や交換、検索は不足情報の補償補遺などが目的であるが、両者の時間挙動はよく類似しており、人々は **Twitter** 行動と検索行動とを同時に、並行して実施してきたことがうかがえる。こうした SNS 上での人々の応答は情報環境に刺激され、誘起されたものであるとしても、図3(C)と図4とはあきらかに異なる時間挙動を示している。

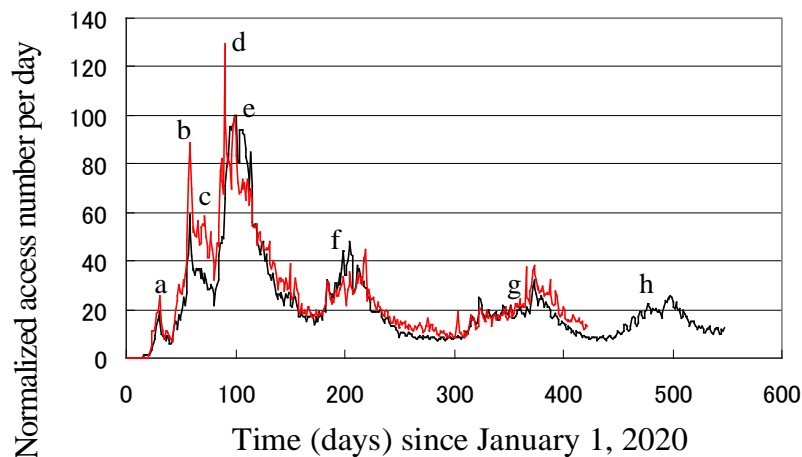


Fig.4 (図4) Time variation of the public reaction on the SNS where normalization was made as 100 at $t=99$. Red solid lines: Twitter, and black solid lines: Google search. Refer to the text for the peaks a~h

図4に示した2種のアクセス数の経時変化は大局的には類似の時間挙動を示すといえようが、微小な部分では異なる。こうした微小な相違の原因のひとつに、Twitter利用者と情報検索者との年齢層の違いがあげられよう。おおまかな議論として、現在日本で情報検索を行う人々はほぼスマートフォン利用者であるとすれば、2020年では、10歳代の90.4%の利用者割合から60歳代の83.3%、70歳代の71.9%の範囲にわたっている（NTTドコ、2020）。しかしTwitter利用者は78.2%(10歳代)から12.8%(70歳代)と、圧倒的に低年齢層に偏る（NTTドコモモバイル社会研究所、2020）。また、10~20歳代女性の過半数はTwitterを毎日利用するが、30歳代以上では30%以下となるとする実測値もある（NTTドコモモバイル社会研究所、2020）。情動伝染やその反応が年齢や性別にも依存性を持つとすれば、Twitter数とGoogle検索数の詳細部分がやや異なる様相を呈するのは当然のこととなろう。また一方、インターネット上の検索数はある程度、集団としての人々の意識や社会の現状を反映しているとする指摘もある（Ginsberg et al., 2009; Lazer et al., 2014; Nghiem et al., 2016; Qin and Peng, 2016）。こうしたことを考慮しつつ、以下ではGoogle検索数をSNSでの代表的な人々の反応指標として取り扱うことにする。

3. 社会背景と人々の感情の経時変化

2020年1月15日までの旧来のニュースメディアによるCOVID-19報道はわずかである。日本ではこの時期、通常のインフルエンザが流行し、多くの患者の発生をみている。1月16日($t=16$)、新聞、テレビともに国内初のCOVID-19感染者の発生を大きく報じたが、

COVID-19に関する情報やその対応策の情報提供はほとんどなく、厚労省も対応におわれたと各新聞は報じた。1月17日($t=17$)以降、日本のニュースメディアは中国を起源とするらしい感染症の拡大傾向を報道し、それへの対処法が存在しないことや中国国内での死者の増大などの詳細、中国国内では人々の移動制限や旅行禁止などの措置が講じられたこと、さらに中国以外でも死者発生があったことなどを連日に渡って大規模に報じた。この時期には人々の間で未知のウイルスに対する恐怖が急速に高まった (Tori, 2020a)。このため自己防衛の側面から、一部の人々は中国人排除や中国商品に対する偏見を含んだ意見や、中国旅行者の大量入国などのデマ情報を SNS で流し、また一部のテレビではそれらを扇情的に報道し、多くの人々がそれにあおられて同調したため、SNS の通信は急増した (図 4 ピーク a) (たとえば 毎日新聞, 2020a, 2020b など)。こうした傾向は 2 月に入っても続いたため、ニュースメディアは人々に理性的行動を呼びかけたが、2 月中旬の時点で新型コロナウイルスを懸念する人の割合は 82% に上っている (毎日新聞, 2020c)。1 月下旬からこの時期にかけて、COVID-19 に対する人々の嫌悪感は極めて大きい (Tori, 2020a)。また 2 月中旬、全国の小中高校は臨時休校となっている。マスクや除菌ジェルなどの生活、衛生用品の原料は中国からの輸入品であり、そうした商品の品不足情報やそれを否定する別の情報なども錯綜し、2 月下旬、ふたたび SNS ではパニック状態となった (ピーク b) (日経新聞, 2020)。各地での罹患者や死者の発生なども人々の恐怖感を高めたので、3 月中旬、政府は全国の小中高学校に対して春休みを早め、また新学期の調整を行うことを要請したが、これは社会的な混乱を引き起こし、人々の通信が減衰することはなかった (領域 c)。3 月末、有名タレントの一人が当感染症罹患により急逝した。この報は人々に強い驚きをもたらし、同時に COVID-19 に対する不安感と恐怖感を急増させた (ピーク d) (Tori, 2020b)。政府は 4 月 7 日($t=98$)、7 都府県に緊急事態宣言を発令し、人の接触を最低 7 割、極力 8 割削減することを人々に要請した。こうした宣言は人々には初めての経験であることもあって、この時点で人々は大いに混乱し、SNS での通信量は検索数とともに急増した。4 月 22 日($t=113$)、他の女性有名タレントも感染死したが、これについても SNS には (ピーク d の減衰部分と重畳したこともあって顕著ではないが) ピーク e が出現している。この後、日本では社会的には同調圧力などが問題となったが、そうしたトピックスも SNS 応答に特別なピークを作るものとはなっていない。

2020 年 7 月、国内感染者数は連日、過去最高を記録し続け、当該ウイルスの第 2 次の蔓延事態が現出した。第一次の蔓延事態時に比してやや危機感は薄れたと言えども、依然として人々は恐ろしさや強い不安感を有している (毎日新聞, 2020d; 読売新聞, 2020)。これらは 7~8 月のブロードなピーク (ピーク f: $t=180\sim 230$) に対応する。この時期、新聞、テレビなどのメディアは連日、コロナウイルスの国内外での感染報道を続けたので、人々の危機感が薄れることはなかった。一方、感染防止策や罹患者に対する具体的な対応策はこの時期、ほとんど無力ともいえる状態にあったので、これも人々の恐怖感が持続される要因となった。

11月以降2021年1月にかけて($t=350\sim 400$)のSNSのアクセス数の増大(ピーク g)は三たび、増大する感染者数の連日の報道とあらたな緊急事態宣言(1月8日: $t=374$)に応答するものであり、この後4月25日($t=481$)、4都府県に三度目の緊急事態宣言、5月12日($t=498$)は同宣言を6都府県、16日($t=502$)に9都府県、23日($t=509$)には10都道府県に拡大した。この時期、「コロナ疲れ」のため人々の危機感や緊張感は薄れた(朝日新聞, 2021a, 2021b)が、SNSでの応答は以前に比してやや弱いものの、依然としてピーク h を形成した。

こうした人々の反応の緊迫度は、(後出の)図7(a)に示した「街の人出」(NHK, 2021c)でも推察することができる。当図は6時から18時までの渋谷スクランブル交差点付近における一時間あたりの平均人出の経時変化を示したものである。人出数の減少は人々の危機感や緊張感、およびコロナウイルスに対する恐怖感や嫌悪感の増大に(逆はこの逆の傾向に)対応するものとみれば、2020年4月以降($t=92\sim$)、急速にこうした感情は社会に拡散した。しかし10~11月($t=275\sim 335$)ではやや緩み、2021年になって($t=367\sim$)再びそれらは増大、減衰($t=485\sim$)を繰り返して6月末に至っている。こうした緩急の傾向は行政の緊急事態宣言やまん延防止対策措置の発出に対応するものである。

4. 情動伝染モデル

はじめに、図4に示したGoogle検索数の経時変動は、COVID-19に対する人々の不安感や恐怖などのネガティブな感情(の総体)の経時変化を表すものであることを前提としよう。ここでは人々のそうした感情の動きを図3で示した情報環境の動きと関連づけることで、環境から人々への情動伝染の存在を示そうとするものである。

4.1 数学モデル

一般にわが国においては、情報環境中のニュースが強い「新規性/意外性/重要性」を有しており、人々がTwitterの相互通信やGoogle検索を行おうとする場合、その動機のひとつはそうした環境中の情報量の不足や信頼性のなさをそれによって補い、補償しようとするところにある。この場合、特定事項に係るTwitter交信数やGoogle検索数(こうした統計量を x とする)が情報環境場 (y とする)と密接に関連している場合(例えば環境に単純に刺激されて通信や検索が行われる場合)、 x と y の時間挙動は類似の、または時間的に相関する挙動を呈することになる。しかしCOVID-19の場合、図3と図4にみるように、両者には一見、何らの相関もみられず、 x と y との間に介在するいくつかの過程の存在をうかがわせる。ここでは以下の事柄を前提としよう。

(1) 情報環境中に浸された個人がその環境に刺激されTwitterやGoogleへアクセスしようとする場合の動機は情報量の不足や不確実な情報の確認のためであり、そうした事情

のない平静な環境下では統計量 x に対するソースタームはゼロで、有限となることはない。
すなわち

$$\frac{dx}{dt} = -c_1 \frac{x}{\tau} + (\text{source term}) \quad (2)$$

である。 c_1 は定数、 τ は x の変動のタイムスケールである。ソースタームが存在しない場合、 x の時間変動は簡単のため、指数関数的である (Watt, Mazza and Snyder, 1993) とする。

(2) 人々の感情 ξ ($\in [0, 1]$) はこうした変数 x に比例するとする。

$$\frac{d\xi}{dt} \propto \frac{dx}{dt} \quad (3)$$

ただし、 $\xi=1$ (または 0) は当該事項に対して人々の感情が最高に高まる (または無関心の) 場合に相当するものとする。 $\xi \neq 0$ の場合、情報環境がもたらす暗黙の、または明示的な (危機感、恐怖感、不安感、不信感などの) 雰囲気は人々に伝染し、それが Twitter や Google を介した行動につながる。上(2)式中の ξ は既述のとおり、COVID-19 に対する総体的な感情であり、特定の感情に対応するものとはしない。人々間での Twitter による情報の交換や感情の吐露を介してさらに感情は拡散し、また均質化して、多くの人々の間で共通の感情が構築されることになる。

(3) 従来のメディア論によれば、考慮する時点でその事柄に関する情報環境が新規 (新しく新鮮、珍しい) であるほど、感情をたかめる「驚きの程度(驚愕度)」は大きい(Watt, Mazza and Snyder, 1993)。すなわち、式(2)のソースタームは情報の新規性に比例することになる。

一方、情報の新規性はその時点までにどれ程、当該情報が環境情報であり続けてきたか、すなわち人々に記憶され、社会に蓄積された情報量の多寡にも依存する(Watt, Mazza and Snyder, 1993)。これは人々に記憶された情報量が多いほど人々は情報量の充足を感じ、新たな情報に対する驚愕度が小さくなるためである。この過程は同一情報に対する慣れであり、見方を変えれば特定の情報に対する学習効果であるとも考えられる。したがって、時刻 t での新たな情報に対する新規度 $\varepsilon(t)$ は学習曲線、すなわち Sigmoid 関数、あるいはこれを近似した以下の指数関数で与えられるとする。

$$\varepsilon(t) \approx \exp(-\gamma Z(t)) \quad (4)$$

ただし γ は定数、 $Z(t)$ は時刻 t までに人々に記憶される当該事項の情報量となり

$$Z(t) = c_2 \int_0^t I_{env}(t') \cdot \omega(t', t) dt' \quad (5)$$

となる。ただし c_2 は定数、 $I_{env}(t)$ は情報環境場の強さ (ここではメディアがリリースする情報の量に比例するとする)、 $\omega(t', t)$ は時刻 t' から t に至るまでに人々に記憶されて残る情報量のフラクションを表す。

(4) 特定の事項に関する人々の記憶残存量 $\omega(t', t)$ 、いわゆる忘却関数については従来、

時間に関してべき乗型で減衰、または時間に関して指数関数的に減衰、のいずれかが採用されている。ここではパラメータ数削減のため、以下の簡単な指数関数形を採用する (Ohnishi and Shimano, 2018)。

$$\omega(t', t) = g \cdot \exp\left(-\frac{(t-t')}{t_0}\right) + (1-g) \quad (6)$$

ただし g および t_0 は定数であり、 g は最終的に忘却する分率である。

(5) 情報環境の中に驚くべき事柄があったために人々は Twitter や Google に反応したと考えれば、ソースタームはその時点で人々が感知する情報環境場の強さ $I_{env}(t)$ に比例するとともに、その情報中での驚きの程度(驚愕度)、 $\Delta(t)$ にも比例することになる。ここで驚愕度 $\Delta(t)$ はその強弱(大小)によって情動伝染の程度が決まることから(すなわち、その情報に強く驚く場合は強い情動伝染効果を持つとして)、以後は「情動伝染度」と呼ぶことにする。情報の新規度の因子も考慮すれば、ソースタームは

$$source\ term \propto \varepsilon(t) \cdot I_{env}(t) \cdot \Delta(t) \quad (7)$$

となる。ただし $\Delta(t) \geq 0$ とする。

以上の過程を含めた情動伝染機構のスキームを図5に示す。式(2)~(7)から $\xi(0)=0$ の場合、感情 $\xi(t)$ として以下の解を得る。

$$\xi(t) = C \int_0^t \varepsilon(t-t') \cdot I_{env}(t-t') \cdot \Delta(t-t') \cdot \exp(-t'/\tau) dt' \quad (8)$$

ただし C は定数である。

また式(2)および(3)の左辺を差分化し、「情動伝染度」 $\Delta(t)$ について解けば

$$\Delta(t) = \text{MAX} \left[\frac{1}{2C' \cdot I_{env}(t) \cdot \varepsilon(t)} \left\{ x(t+1) - x(t-1) + \frac{2}{\tau} x(t) \right\}, 0 \right] \quad (9)$$

となる。ただし C' は定数、 $x(t)$ は人々の感情 $\xi(t)$ の代替値(当モデルの場合は SNS へのアクセス数)、 $\text{MAX}[a, b]$ は a または b の最大値である。

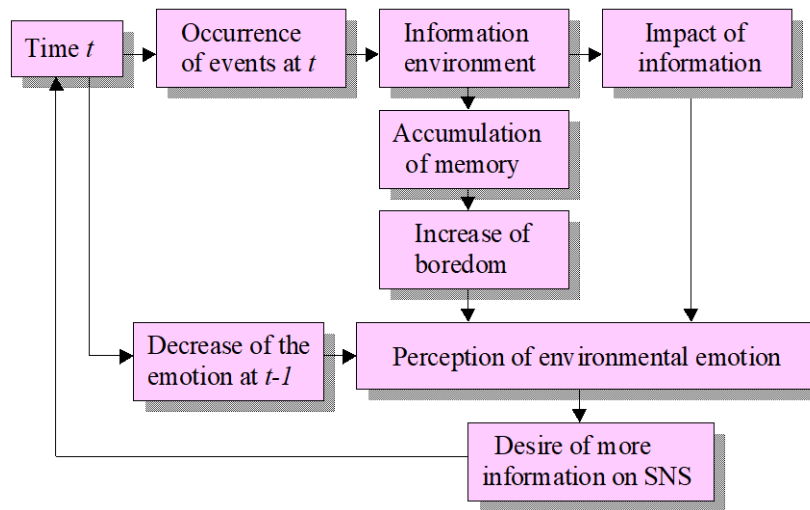


Fig.5 (図5) Schematic diagram for the model of emotional contagion

4.2 定数値の決定と計算例

ここでは図3(C)の情報環境場を与えて、図4の(人々の情動的な行動に比例するとする) Google 検索数を算出することを試みる。

図4によれば SNS へのアクセス数は $t = 30, 58, 98, 100, 205, 324, 373, 478, 499$ などで (ピークの高さにはかかわらず) 反応のピークを持つので、これらの時点の近傍で人々の感情が特に刺激された(即ち、情報環境場から情動伝染を受けた) 結果、Twitter や Google 行動が増大したことを意味していると解釈しよう。すなわち、これらの時点とその近傍時点 $t \equiv t_0 = 29, 30, 47, 58, 86, 87, 90, 98, 193, 202, 321, 327, 372, 475, 483, 497$ では感情変化に対するソースタームが有限となるとして当モデル計算例では $\Delta(t) = \delta(t - t_0) = 1.0$ とおき、それら以外の時点では $\Delta(t) = 0$ とする。ただし $\delta(t)$ はデルタ関数である。情動伝染の強さは仮にすべて 1.0 としているが、こうした仮定が妥当であるとの保障はない。式(8)にはいくつかの未定定数が含まれるが、これらはモデル計算値 $\Xi(t)$ と図4で示した実際値 $\xi(t)$ とを比較して

$$\chi^2 \equiv \sum_{t=1}^{t_{max}} \{\Xi(t) - \xi(t)\}^2 \quad (10)$$

なる値が最小となるように設定するものとする。ここで t_{max} は実測値の最大時刻 $t = 547$ である。

こうして算出したモデル計算値 $\Xi(t)$ を図6に示す。この場合の定数値は時間単位を日、 $g=1$ として、 $C=4.49$, $\tau=45.0$, $\gamma=4.5 \times 10^{-3}$, $t_0=16.1$ である。当図は図4の $\xi(t)$ の概形をよく近似しているとは言え、詳細部分は明らかに異なる。当図6は上述のとおり各時

刻 t_0 では単純に、その時点で提供される情報環境場の強さに比例した情動伝染があった（すなわち $\delta(t_0)=1$ ）とするものであり、こうした仮定は無論妥当性を欠くためである。以省では Google 検索数の経時変化の様相は伝染された感情のそれに比例するものであるとして、情動伝染度の経時変化の様相を検討する。

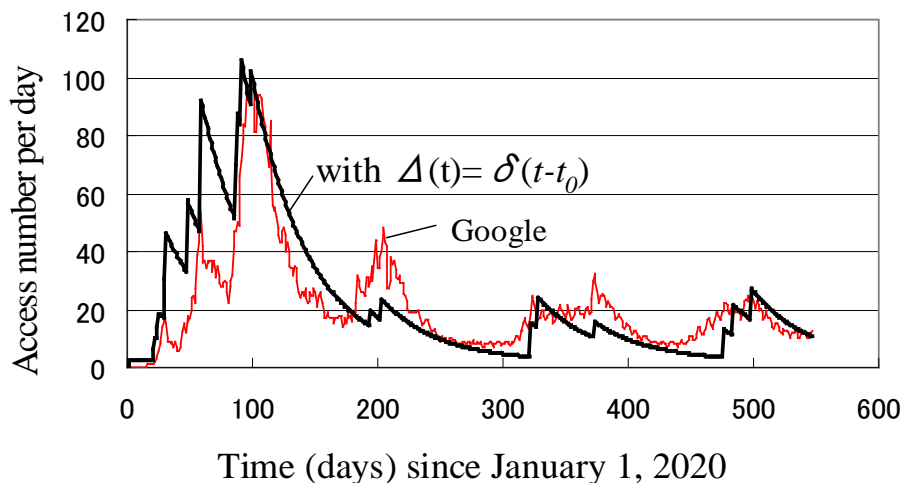


Fig.6 (図 6) Comparison of the model (black solid lines) and Google search (red solid lines; given in Fig.4). An assumption was made in the model calculation as $\Delta(t)=\delta(t-t_0)$. Refer to the text for the constant t_0

5. 日本人は COVID-19 情報からどれほど情動伝染してきたか

前章で算出した定数値および $C'=C$ を用いて式 (9) により全時点における情動伝染度の程度 $\Delta(t)$ を算出した結果を図 7(A)に示す。こうした $\Delta(t)$ と既出の定数値を用い、式 (8) により算出した $\xi(t)$ は (ここでは示さないが) 図 4 と無論、よく一致し、人々はその時々々の情報環境から図 7(A)に示した情動伝染度、すなわち情報に対する「驚き」を感受して SNS への反応を取ったことがわかった。

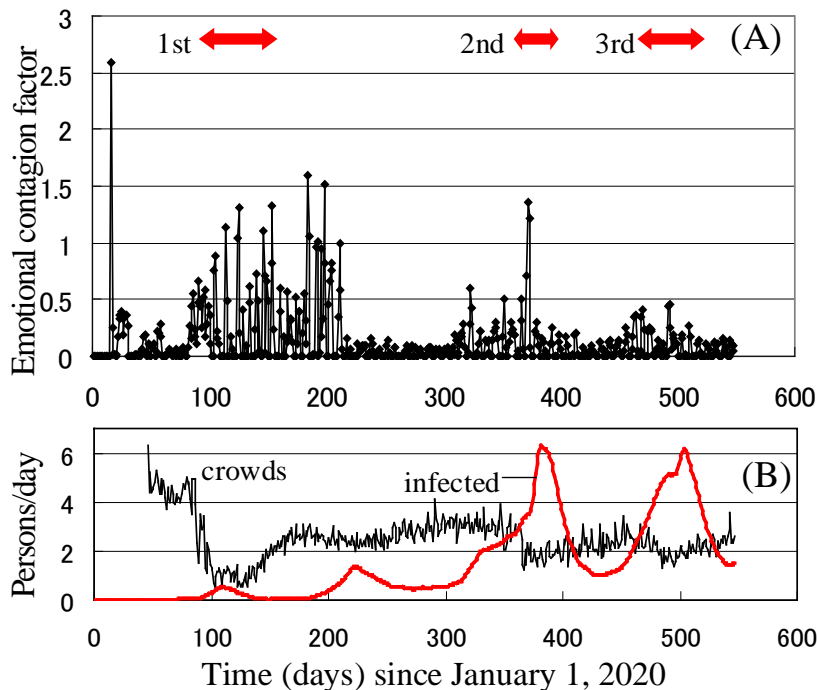


Fig.7 (図7) (A) Time variation of the extent of the emotional contagion; the emotional contagion factor $\Delta(t)$ derived by our model. The red arrows with 1st, 2nd and 3rd indicate the periods for the 1st, 2nd and 3rd declarations of the state of emergency in Tokyo, respectively. (B) Time variation of the number of crowds in a street of Shibuya, Tokyo after $t=46$, and the number of infected people per one day (shown in Fig.2). The ordinate is in an arbitrary unit

図7(A)からはCOVID-19に関する情動伝染は時間に関してランダムまたは一定ではなく、ある時期ごとにほぼ一定した Δ 値が一団となって表出していることがわかる。すなわち $\Delta=1$ 近傍は $t=115\sim 155, 182\sim 215, 373\sim 375$ に、 $\Delta=0.5$ 近傍の Δ 値は $t=25\sim 32, 85\sim 120, 320\sim 372, 445\sim 500$ の時点で、さらに $\Delta=0$ 近傍の値は $t=33\sim 43, 65\sim 80, 215\sim 319, 376\sim 444, 501\sim$ の各々の時点で集中して表出している。これらのうち Δ 値が局所的に大きくなった時点($t=98\sim 146$ および $374\sim 404$ など)は、COVID-19の罹患者数急増のためメディアは連日、その切迫した状況や医療の機能不全さを報じた時期であり、また政府による(第1次、第2次)緊急事態宣言の時期とも一致する。とくに第一次緊急事態宣言は日本人にとって初めての経験であることもあって、長期にわたってひとびとの情動に強い影響を与えたことがわかる。図7(B)に示した「街の人出」(NHK, 2021c)の低減の様相はこうした宣言の時期とも呼応しており、それは一日あたりの新規感染者数とも関連していることもあって、それらはまた Δ 値の様相ともある種の相関を示している。

図7(A)では $t=16$ に唯一の「異常値」 $\Delta=2.59$ が出現している。2020年1月16日($t=16$)に新聞、テレビともに国内初の COVID-19 感染者の発生を大きく報じたが、COVID-19に関する情報やその対応策の情報提供はほとんどなく、厚労省も対応におわれた(1月16日各新聞)。これが同日、「コロナ」に関する Twitter 交信や Google 検索の突発的な発生をもたらし、それが情動伝染値増大の原因となったものである。

図4でみるとおり、 $t=30, 58, 90$ では SNS の交信数や検索数が極大値をもつ。しかし図7(A)によれば、それらの時点(または直前)では人々が特に驚いた(異常に大きい Δ 値をとった)ということはない。これはそうした極大ピークの出現が当該モデルの説明範囲内の出来事であることを意味している。これらの時点は「コロナ」事象の初期に対応し、 t が小さいためにコロナ情報の新規性は高く(すなわち「コロナ」が議題設定項目となる可能性が高く、そのため当報文のモデルでは因子 ε が大きく)、また情報への「慣れ」が小さく、ために人々の驚きも大きかった($\Delta=0.5\sim 1$)。すなわちこれらの時点ではコロナ事象が「新鮮な」議題設定項目であり得たため、式(2)のソースタームは大きい値となった。このため、この時期の情報環境場が人々に大きい情動伝染を与えることになったのである。

さらに図7(A)によれば、2020年初めからの長期的傾向は情報環境場の継続的な強さにもかかわらず、こうした情動感染の強さが時間とともに次第に減衰する傾向にあるらしいことにも注意したい。これはコミュニケーション論的には当然の傾向(即ち、同一情報への慣れ)であり、実際、「コロナ疲れ」や「自粛疲れ」を訴え、コロナ事項に関心の外に出そうとする人々の割合は2021年以降、増加傾向にある(朝日新聞夕刊、2021a, 2021b)。

6. おわりに

当報文では恐ろしさや不安感、危機感に満ちたネガティブな社会環境下での Google や Twitter へのアクセス数の経時変化は、人々のネガティブな感情の経時変化を反映したものであるとしている。これは情報環境場から人々の感覚へ感情が伝染するとするものであり、こうした前提にたつてモデルの構築を試み、日本における COVID-19 のケースを例としてモデル検証した。当モデルでは Google や Twitter へのアクセス数が急速に立ち上がる場合は人々が新たな情報を希求し、また情報の確認を求める態度が顕在化したものであり、それはその時点でのネガティブな情報環境中に人々に不安や恐怖、危機感などをもたらし「驚き」の要素が含まれていたためであるとしている。

当モデルから算出した COVID-19 情報に対する(2021年6月末までの)情動伝染の経時変化によれば、情報環境場から人々への伝染の程度は時間的には不均質で、その増減には波があること、情動感染の高い時期は感染者数が急増し、メディアによって連日、その危機的状況が叫ばれた時期であること、こうした時期には人々に一層の不安をもたらす緊急

事態宣言などの全国的施策がとられた時期であったことなどがわかった。

当報文内容を一般化して敷衍すれば、通常は計量できない人々の感情などはある状況下での SNS へのアクセス数などで代替でき、数量化し得ること、そうした感情を変数としてモデルに直接、導入することで、従来はパラメータとして取り扱ってきた感情を信頼性の高い変数として処理できることなどである。ひとびとの感情が何らかの（ネガティブ/ポジティブな）事象や情報環境場からの情動伝染によって誘起されることをモデル化することで、感情が関与する物理・工学事象をより現実化したモデルで理解することができよう。

参考文献

- 朝日新聞 2021a, 「SNS 支え合う感染者」、2021 年 3 月 7 日
- 朝日新聞夕刊(東京)2021a, 「ネオンの街 疲れてしまって/『一年前の宣言は緊張感あったけど』/『どうせ我慢しても無駄だと思って』」, 2021 年 4 月 20 日
- 朝日新聞夕刊(東京)2021b, 「3 度目の緊急事態『疲れた』『慣れた』/あなたの緊迫度は?」, 2021 年 5 月 20 日
- 聞蔵 2021, <http://database.asahi.com/library2/main/top.php> (2021 年 7 月 10 日アクセス)
- 日本経済新聞 2020, 「真犯人は『デマ退治』/否定でも噂ひとり歩き」, 2020 年 4 月 6 日
- 毎索 2021, <https://dbs.g-search.or.jp/WMAI/PCU> (2021 年 7 月 9 日アクセス)
- 毎日新聞 2020b, 「火論：パニックという感染」, 2020 年 2 月 4 日
- 毎日新聞 2020a, 「社説：新型肺炎の国内対策 不安に答える情報発信を」, 2020 年 1 月 30 日
- 毎日新聞 2020c, 「共同通信世論調査 新型肺炎「懸念」82%」, 2020 年 2 月 17 日
- 毎日新聞 2020d, 「本社世論調査 感染不安『感じる』81%」, 2020 年 7 月 19 日
- 読売新聞 2020, 「対コロナ『首相の発信不足』/『帰省自粛』を 76%、『重症化不安』73%」, 2020 年 8 月 10 日
- ヨミダス歴史館 2021, <https://database.yomiuri.co.jp/rekishikan/> (2021 年 7 月 8 日アクセス)
- NHK 2021a, <https://www3.nhk.or.jp/new/special/coronavirus/data-all> (2021 年 7 月 8 日アクセス)
- NHK 2021b, <https://www.nhk.or.jp/archives/document/> (2021 年 7 月 15 日アクセス)
- NHK 2021c, <https://www3.nhk.or.jp/news/special/coronavirus/outflow-data> (2021 年 7 月 8 日アクセス)
- NTT ドコモモバイル社会研究所(編) 2020, 「モバイル利用トレンド 2020-2021 モバイル社会白書」(中央経済社)
- Tori 2020a, 「新型コロナとツイート感情～3 連休で本当に皆油断していたかどうか調べてみた」, <https://note.com/torix/n/nf2c50ccb3e51> (2021 年 7 月 12 日アクセス)

- Tori 2020b, 「『ただ一人の死が数億人を覚醒させることがあると思うか?』～志村けんの死が人々の感情に与えた影響」, <https://note.com/torix/n/n55eb66150f41> (2021年7月12日アクセス)
- Aiello R. and Sloboda J.A.(ed), 1994, *Musical perceptions* (Oxford Univ. Press).
- Bispo J. and Paiva A. 2009, A model for emotional contagion based on the emotional contagion scale, *Conference paper of the 3rd International Conference on ACII 2009*, <https://ieeexplore.ieee.org/document/5349396> (July 1, 2021 retrieved).
- Cao M., Zhang G., Wang M., Lu D., and Liu H. 2017, A method of emotion contagion for crowd evacuation, *Physica, A* 483: 250-258
- Doherty, R.W. 1997, The emotional contagion scale: a measure of individual differences, *J. Nonverbal Behavior*, 21: 131-154.
- Doyle C., Szymanski, B.K., and Korniss, G. 2017, Effects of communication burstiness on consensus formation and tipping points in social dynamics, *Phys.Rev.*, E95:062303.
- Epstein J.M., Parker J., Cummings D., and Hammond, R.A. 2008, Coupled contagion dynamics of fear and disease: mathematical and computational explorations, *PLoS ONE*, 3: e3955.
- Fan R., Xu K., and Zhao J. 2018, An agent-based model for emotion contagion and competition in online social media, *Physica, A* 495: 245-259.
- Ferrara E. and Yang Z. 2015, Measuring emotional contagion in social media, *PLoS ONE*, 10(11): e0142390.
- Ginsberg J., Mohebbi M.H., Patel R., Brammer L., Smolinski, M.S., and Brilliant L. 2009, Detecting influenza epidemics using search engine query data, *Nature*, 457: 1012-1014.
- Goldenberg A., and Gross J.J. 2020, Digital emotion contagion, *Trends in Cognitive Sciences*, 24: 316-328.
- Google Trends 2021, <http://www.google.com/trends> (July 10, 2021 retrieved).
- Hatfield E., Cacioppo J.T., and Rapson R.L. 1994, *Emotional Contagion* (Cambridge Univ.Press, New York).
- Hill A.L., Rand D.G., Nowak M.A., and Christakis N.A. 2010, Emotions as infectious diseases in a large social network: the SISa model, *Proc. Roy Soc.*, B 277: 3827-3835.
- Jiang S. and Fan H. 2018, Credit risk contagion coupling with sentiment contagion, *Physica, A* 512: 186-202.
- Juslin D.N., and Sloboda J.A. (ed.) 2001, *Music and emotion: theory and research*, (Oxford Univ. Press).
- Kramer A.D.I., Guillory J.E., and Hancock J.T., 2014, Experimental evidence of

- massive-scale emotional contagion through social media, *PNAS*, 111: 8788-8790.
- Lazer D., Kennedy R., King G., and Vespignani A. 2014, The parable of Google flu: traps in big data analysis, *Science*, 343: 1203-1205.
- Nghiem L.T.P., Papworth S., Lim F.K.S. and Carrasco L.R. 2016, Analysis of the capacity of Google Trends to measure interest in conservation topics and the role of online news, *PLoS ONE*, 11(3): e0152802.
- Ni X., Zhou H., and Chen W. 2020, Addition of an emotionally stable node in the SOSa-SPSa model for group emotional contagion of panic in public health emergency: implication for epidemic emergency responses, *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 17: 5044.
- Ohnishi T. 2019, Can interactive dual field of information explain the prevalent phenomena, *American J. Physics and Application*, 7(#6):144-155.
- Ohnishi T. and Shimano K. 2018, Public interest immersed in the field of information environment: How has Japanese interest in energy and environmental problems varied?, *Reports in Advances of Physical Sciences*, 2(#1): 1850005.
- Qin J. and Peng T-Q. 2016, Googling environmental issues: Web search queries as a measurement of public attention on environmental issues, *Internet Research*, 26 : 57-73.
- Salwen, M.B. 1988, Effect of accumulation of coverage on issue salience in agenda-setting, *Journalism Quarterly* 65 :100-106.
- Sasaki W., Nishiyama Y., Okoshi T., and Nakazawa J. 2021, Investigating the occurrence of selfie-based emotional contagion over social network, *Social Network Analysis and Mining*, 11:8.
- Steinert S., 2020, Corona and value change. The role of social media and emotional contagion, *Ethics and Information Technology*, <https://doi.org/10.1007/s10676-020-0945-z> (July 1, 2021 retrieved).
- Ta X-H., Gaudou B., Longin D., and Ho T.V. 2017, Emotional contagion model for group evacuation simulation, *Informatica*, 41: 169-182.
- Tsai J., Bowring E., Marsella S., and Tambe M. 2013, Empirical evaluation of computational fear contagion models in crowd dispersions, *Auton. Agent Multi-Agent Syst.*, 27: 200-217.
- Watt J.H., Mazza M., and Snyder, L. 1993, Agenda-setting effects of television news coverage and the effects decay curve, *Communication Res.*, 20: 408-435.
- Wheaton M.G., Prikhidko A., and Messner G.R., 2020, Is fear of COVID-19 contagious? The effects of emotion contagion and social media use on anxiety in response to the Corona virus pandemic, *Front. Psychol.*, 11: 567379.

- Yi, Y., Zhang Z., and Gan C. 2019, The outbreak threshold of information diffusion over social-physical networks, *Physica A* 526 :121128.
- Zeng R. and Zhu D. 2019, A model and simulation of the emotional contagion of netizens in the process of rumor refutation, *Scientific Reports*, 9 :14164.
- Zhao L., Wang J., Huang R., Cui H., Qiu X., and Wang X. 2014, Sentiment contagion in complex networks, *Physica, A* 394: 17-23.
- Zheng Z., Yang H., Fu Y., Fu D., Podobnik, B., and Stanley, H.E. 2018, Factors influencing message dissemination through social media, *Phys. Rev.*, E97, 062306.