

ヒット現象の数理モデルを活用したメディア別・地域別の広告効果の分析

川畑 泰子

九州大学大学院
芸術工学研究科

3DSI2011W@s.kyushu-u.ac.jp

源田 悦夫

九州大学大学院
芸術工学研究科

genda@design.kyushu-u.ac.jp

石井 晃

鳥取大学大学院
工学研究科

ishii@damp.tottori-u.ac.jp

概要 これまでの"ヒット現象の数理モデル"の研究の手法では今までブログ上におけるロコミの数の時系列の変化を用いて、今まで曖昧となっていた映画や地域のイベントの評判に関する研究が行ってきた。しかし、ネット上では他にも人々の動きを分析することが可能なツールは多く存在する。私たちはネット上での人間の振る舞い(文字を入力する、閲覧する、クリックする)が社会でのネットワーク上の動きが現実の社会の動きに非常に類似していると仮定することで現実社会の観測データとして人間同士のコミュニケーションのデジタルデータを使用することができると考えた。ヒット現象の数理モデルを用いて、広告や雑誌、イベントなどロコミが増える様々な外的要因の影響を捉え、理論を現実社会のマネジメントにどのように応用していけるかを考え、国内外の日本独自のコンテンツの周辺に関するコミュニケーションの理解と日本の文化の発展になる見解を導き出したい。

キーワード Twitter, ヒット現象の数理モデル, ローカル TV, Ameba Studio

1 はじめに

"ヒット現象の数理モデル"では今まで SNS におけるロコミの数の時系列の変化を用いて、今まで曖昧となっていたエンターテインメントやイベントの評判が提示されてきた[1-7]。この理論は日本の映画興行だけでなく、音楽配信、音楽コンサート、ローカルイベント、災害など社会の中で大きな出来事が起きた際の評判の予測やコミュニケーションの特性の抽出など分析に適用されてきた。今回適応する数理モデルは、ロコミのネットワークが成立しているソーシャルネットワークを介して、または現実の社会の中に広がるかを予測するために設計された。本数理モデルでは[1],コンテンツを受容する「心」に影響を与える重要な要因は、次の 3 つである。その WOM(本論では対象の Twitter 上におけるキーワード数を指す。)のネットワークだけでなく、広告やその事象に関する出来事を認識し、ある人が友人にそれについて話したり(直接コミュニケーション)、他人から聴いた話を話題にする(間接コミュニケーション)など2つのコミュニケーションと広告や出来事そのものの影響力を検討する。本稿では、ヒット現象の数理モデルでも日本国内で活躍するアーティストの評判の地域別の分析、メディアの広告効果の比較にも適用可能であることを示す。私たちは、SNS のデータ(TOPSY PRO)を用いて分析をした[8]。イベント自体の要素の効果,WOM の効果,噂効果など計算結果の中の曖昧な要素を定量化することによって新たな発見

ができた。

2 数理モデルの基本方程式

本論で適用する数理モデルの基本方程式をここでは記述する。あるアーティストが存在しているとす。そのアーティストのファン層の人口が N 人であるとして、それらの人で1日にそのアーティストの情報に触れる割合を $P_{contents}$ 、さらにそのアーティストに関する情報に触れネット上で書き込みやクリックによるいいね！の行動をする人の割合を T_{action} とし、ファンの一人がそのアーティストのコンテンツに関して1つの興味からわき起こる行動をしたと考えると、1日にそのアーティストが話題となる総数は、

$$P_{contents}T_{action}N \quad (1)$$

である。時間の単位が1日であるとすれば、 Δt の時間でアーティストに関して影響を受けて行動が起きる回数、 ΔI は、

$$\Delta I = P_{contents}T_{action}N\Delta t \quad (2)$$

となる。これから、仮定する状況を微分として扱うことができれば、このアーティストの情報を含む Tweet 数の上昇は単純な微分方程式とできる。

$$\frac{dI}{dt} = P_{contents}T_{action}N \quad (3)$$

となる。ここで注意すべきはアーティストの総話題数の時間変化、つまりアーティストに対するファンの人々の興味の総数を考えている。

次に、アーティスト全体の興味ではなく、一人ひとりのアーティストのファンに視点を変え、アーティストに関する情報を含む Tweet をするといった行動を起こした数ではなくそれぞれの「興味」を考える。

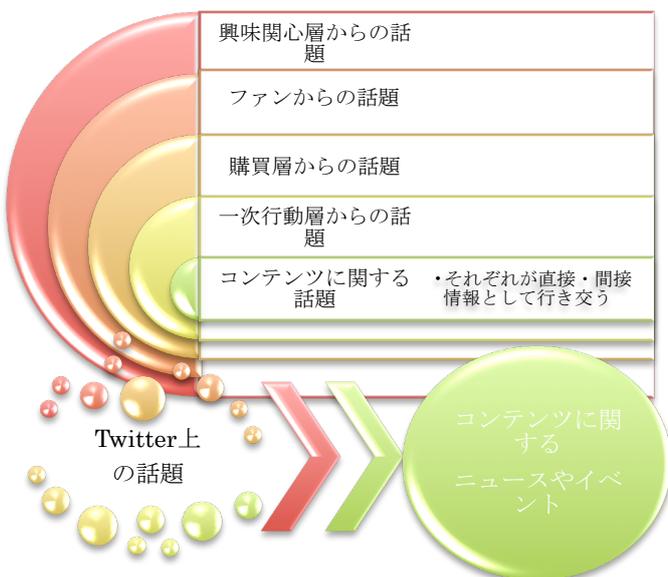
ファンの人口の中の N 人が存在すると考えて、 p 番目の人の興味・関心度を $I_p(t)$ とすると式 (3) は、

$$\frac{dI_p(t)}{dt} = P_{contents} T_{action} \quad (4)$$

となる。「興味」にはそのアーティストに関する広告・宣伝と直接コミュニケーション、間接情報が影響すると考える。この 2 種類の情報の伝播をモデル化する。

本論ではアーティストに関する情報を含む Tweet 数のヒットの形態を二つに分けて考察することでヒット現象における人々の「欲求」の動きを解析していく。アーティストに関する情報を含む話題の一つ目の動きはある音楽・コンサートに対して関心をもっている人と直接的に話題をすることによって情報を得るといような動きである。このような動きの話題の上り方を本研究では「直接情報」とする。ロコミの二つ目の動きはある音楽・コンサートの情報を知る人同士が会話している内容を間接的に見たり聞いたりことにより情報を得るといような動きである。このような形態のロコミを本研究では「間接情報」とする。また、この「間接情報」はTVや街中、Twitter上で見たり聞いたりした広告や人の話題、ある音楽やコンサートの公開や発表の前に配布される広告や噂から新しい情報を得ることも含まれる。

図1 ヒット現象の過程に関わる興味関心を持つ人々の話題の流れ



そこで、ヒット現象は大きく分けて宣伝や広告、直接情報、間接情報の3つの要素を中心として考えた。ここでは2種類の情報の情報の仕組みについてももう少し詳しく触れていきたい。まず、直接情報とは人から人への直接的なコンサートの閲覧や情報の伝達から受ける影響、つまり図2のように、 j との直接情報によって i のアーティストの関心度が受ける影響のことである。

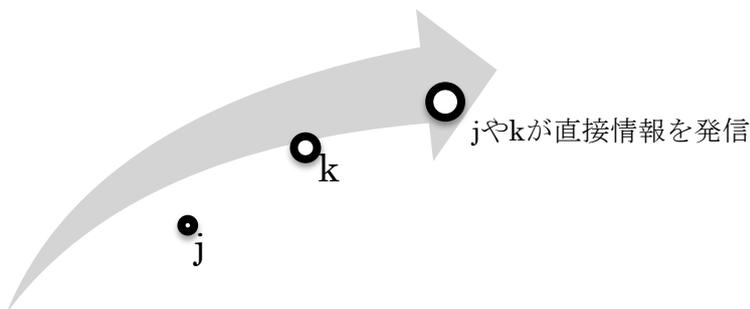


図2 コンサートやコンテンツに触れた二者の情報(直接情報)

直接情報については、そのアーティストに関する情報に直接触れて話題にした人からの情報は、それまでにそのアーティストを話題にした人の人数に比例する。 p 番目の人が t 番目の人との直接情報により、情報を得て更に情報を拡散する確率を D_{pt} と定義すると、情報を得た t 番目の人からの情報により p 番目の人が更に話題にする確率は、

$$\sum_{t \neq p}^N D_{pt} I_t(t) \quad (5)$$

と表される。

一方、間接伝播とは第三者同士の会話を耳にしたり、アーティストに関連する情報などから間接的に受ける影響、つまり図3 のように j と k の会話をたまたま耳にしたときに i のアーティストに対する関心度が受ける影響のことである。

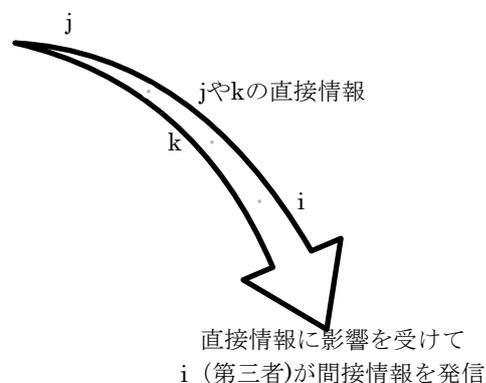


図3 第三者が受けたから影響生まれる情報間接情報

ここで、 i と j 、 k は第三者である。間接情報では、

そのアーティストに関して話題にした人同士の情報は話題にした人で作る対の数に比例する。話題にした人同士の情報交換は、口コミやブログ、掲示板の場合がある。つまりその情報の総数が問題となる。話題にした同士 (t 番目の人と u 番目の人) の情報の影響から p 番目の人が更に話題にする確率は、

$$\sum_t \sum_u P_{ptu} I_t(t) I_u(t) \quad (6)$$

と表される。ここで t, u は p を含まない。係数 P_{ptu} はそのアーティストに対するキーワード数が増える確率であり、話題にした人の内容が良ければ、この係数は大きな値となる。逆に話題にした人の内容が悪いと、この係数は負になる。

あるアーティストに関する興味の度合いが盛り上がった際の個人の興味の度合いの時間変化を表す基本方程式は、(5)、(6) で定義した情報の項と、式(4) で定義した項と広告・宣伝の効果を1つにまとめて外力 $A(t)$ として表した項を足し合わせる。

$$\frac{dI_p(t)}{dt} = A(t) + \sum_{t \neq p}^N D_{pt} I_t(t) + \sum_t \sum_u P_{ptu} I_t(t) I_u(t) \quad (7)$$

と表せる。

ここで外力 $A(t)$ は

$$A(t) = \varepsilon(t)(adv(t) + e^{-a}adv(t-1) + e^{-2a}adv(t-2)) \quad (7.1)$$

$$\varepsilon(t) = Cadv \begin{cases} e^{before|t-t_{open}|} & (\text{情報開示前}) \\ e^{-after|t-t_{open}|} & (\text{情報開示後}) \end{cases} \quad (7.2)$$

となる。

分析する対象が何度もそのアーティストに関する同じ話題を目にすることがなく、話題が一貫せずに文字列が流れていく Twitter 上でのアーティストの興味・関心の度合いを考慮する場合は減衰項を付け足す。

$$\frac{dI_p(t)}{dt} = -aI_p(t) + A(t) + \sum_{t \neq p}^N D_{pt} I_t(t) + \sum_t \sum_u P_{ptu} I_t(t) I_u(t) \quad (8)$$

ただし、掲示板やブログ上のコメントなど話題が一貫して進行する場所においては同じコンテンツに関して話題をだした個人が再度、そのアーティストに関して話題に出す場合はあるため(8)のような減衰項は考慮しない場合もある。

本研究では Twitter 上でのヒット現象を解析するにあたって、書き込み数や閲覧数をそのコンテンツや出来事に対する興味度と考えてフィッティングを行い、その結果からあるアーティストの話題の急上昇の要因や傾向を探り、実際のアーティストの宣伝のための戦略やそのアーティストに興味がある人々の動きに関して分析を行う。そのためには、適切なパラメータ設定やフィッティング精度が必要である。適切なパラメータ設定に関して、フィッティング精度に関しては参考文献[1]を参照されたい。

以上が、本論文で用いるヒット現象の数理モデルの基本となる方程式であり、ファンにおける1人の人の、特定のアーティストに対する興味・関心の時間的な変動を記述する。これをアーティストのファン全体の人々で平均すると(平均の操作の具体的式展開は論文[1])、以下のような式になる。

$$\frac{dI(t)}{dt} = cA(t) + DI(t) + PI^2(t) - aI(t) \quad (9)$$

ここで $I(t)$ は社会の人々が特定のアーティストについて抱く平均的な興味・関心を表し、 c は広告・宣伝の強さ、 D は直接情報の強さ、 P は間接情報の強さ、 a は興味・関心の度合いの減数の速さの係数となっている。

2.1 パラメータの設定

本論では、主に Twitter と Facebook の書き込みをそのコンテンツに関する興味の度合いとみなし分析を行うが、直接情報と間接情報、興味・関心の度合いの減数の速さに関しては小数点第 6 位以降の数値が出ることから今回は考慮を入れず c の広告・宣伝の強さのパラメータのみを分析対象とした。

以下の Table 1 のように設定した。

Table 1 興味の度合いのフィッティングパラメータ

Cadv	評価(広告の効果) (コンサート、イベント後の影響)
------	-------------------------------

広告効果はコンサート、ニュース、TV の報道数が高かった場合の広告効果とする。

3 計算結果

3.1 調査対象

本研究でコンテンツのメディア別の評価と地域別の評価を見る対象として 2014 年 7 月のアーティスト A に関する調査を行った。そこで、アーティストの冠番組の番組のタイトル、関連キーワードを観測した。そこで同じ内容の番組における①ローカル TV 放映時の広告の効果②ネット TV (AmebaStudio) における広告の効果、メディア別の評価 (広告の効果の分析) を同時期に行った[9]。

3.2 TV 番組出演における評価(広告効果)

本分析では、調査期間内 (2014/7-2014/8) の TV 放映時間前後 8 時間の番組タイトル「B」を含む Tweet 数を取得した。Table 2 からわかるように TV 放映時間に話題がピークに来ていることに着目をし、TV 番組自体の広告効果を数理モデルで分析をした。

Table 2
調査期間内の TV 放映時間前後 12 時間の番組タイトル「B」を含む Tweet 数

放送 タイミン グ	番組 タイトル 「B」を 含む Tweet 数 (2014/7 /25 千 葉テレ ビ)	番組 タイトル 「B」を 含む Tweet 数 (2014/7 /27 Ameba スタジ オ)	番組 タイトル 「B」を 含む Tweet 数 (2014/8 /01 千 葉テレ ビ)	番組 タイトル 「B」を 含む Tweet 数 (2014/8 /08 千 葉テレ ビ)	番組 タイトル 「B」を 含む Tweet 数 (2014/8 /15 千 葉テレ ビ)	
18:00 :00	0	4	10	3	5	2
20:00 :00	0	12	32	5	1	7
22:00 :00	0	4	14	2	3	14
0:00 :00	1	24	14	12	20	11
2:00 :00	0	70	5	73	55	76

Table 2 を見る限り、番組タイトルの「B」を含む Tweet 数は放映のタイミングである 0:00 以降に上昇する。つまり、ある一定の数のファンが反応をして、Tweet 数が上がることがわかった。そこで放映時間 (0:00:00~2:00:00) のタイミングを 1 として計算を行った。

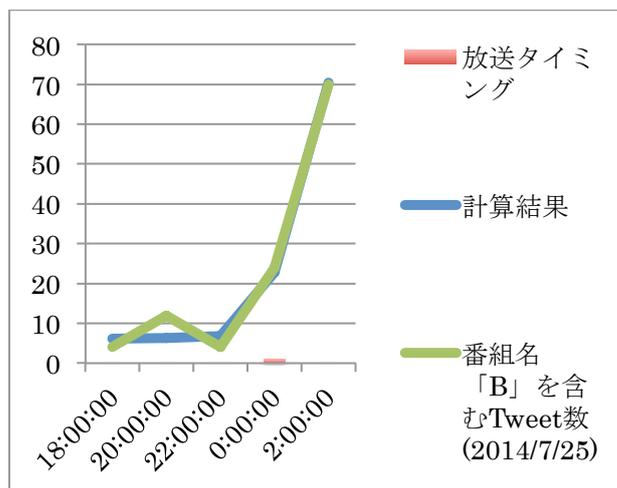


図 4

緑の点線 (番組タイトル「B」を含む Tweet 数 (2014/7/25))
青の曲線 ((番組タイトル「B」の数理モデルの結果 (2014/7/25))
赤の縦棒 (放映時間 (0:00:00~2:00:00) のタイミング (2014/7/25))

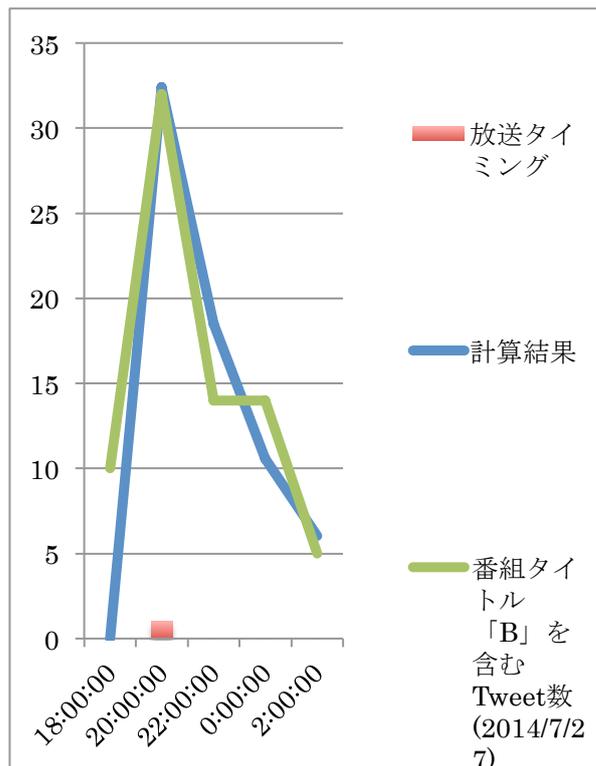


図 5

緑の点線 (番組タイトル「B」を含む Tweet 数 (2014/7/27))
青の曲線 ((番組タイトル「B」の数理モデルの結果 (2014/7/27))
赤の縦棒 (放映時間 (0:00:00~2:00:00) のタイミング (2014/7/27))

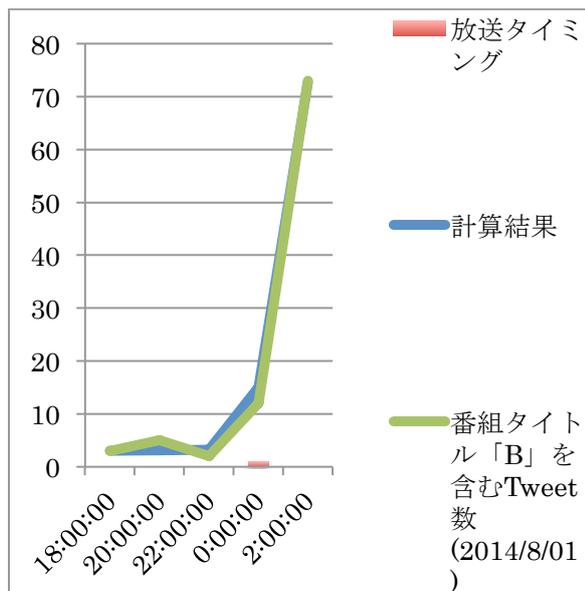


図 6

緑の点線(番組タイトル「B」を含む Tweet 数 (2014/8/01))

青の曲線 ((番組タイトル「B」の数理モデルの結果 (2014/8/01))

赤の縦棒 (放映時間(0:00:00~2:00:00)のタイミング(2014/8/01))

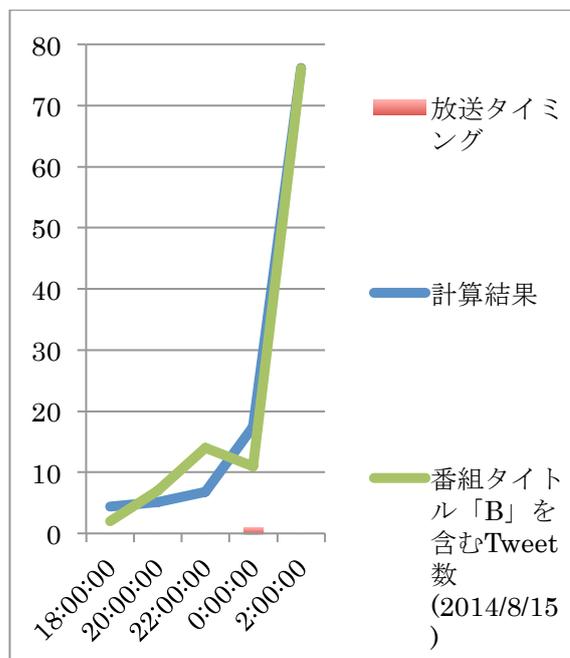


図 8

緑の点線(番組タイトル「B」を含む Tweet 数 (2014/8/15))

青の曲線 ((番組タイトル「B」の数理モデルの結果 (2014/8/15))

赤の縦棒 (放映時間(0:00:00~2:00:00)のタイミング(2014/8/15))

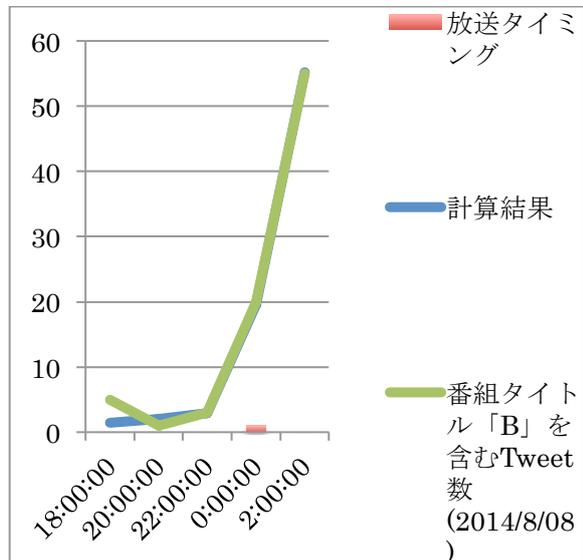


図 7

緑の点線(番組タイトル「B」を含む Tweet 数 (2014/8/08))

青の曲線 ((番組タイトル「B」の数理モデルの結果 (2014/8/08))

赤の縦棒 (放映時間(0:00:00~2:00:00)のタイミング(2014/8/08))

Table 3

調査期間内の評価(広告の効果)パラメータ表

	2014/7/25 (千葉 TV)	2014/7/27 (Ameba Studio)	2014/8/1(千葉 TV)	2014/8/8(千葉 TV)	2014/8/15(千葉 TV)
Cadv	15.49	32.41	11.61	15.21	5.901
	325663	679083	368832	935109	729177

3.3 考察

図 4 から図 8, Table 3 の計算結果を見る限り, TV の放映のタイミングを入力として計算をしても実際の Tweet 数とかなり類似した結果が得られた。しかし, 表 5 から明らかなように 2014/7/27 の Ameba Studio¹で放映した際の広告の効果の割合が一番高く, その他の千葉 TV での放映の際の広告の

¹ <http://studio.ameba.jp/user/index>

Ameba Studio では芸能人による生放送の番組を毎日放送している。コメント, スタンプなどでリアルタイムに芸能人とコミュニケーションがとることができるアメーバの会員でなくても見る事が可能。公開放送(無料)で USTREAM でも放映がされている。

効果には大差がない結果となった。ここからわかることはAmeba Studioは全国ネットで見れることと千葉TV²は千葉近隣地域でしか見れないことがパラメータの違いとしても結果として現れたと考える。つまり、全国的にファンがいることが明らかなことから、TV放映時は全国的に見れた方がアーティスト「A」にとっては1日単位の広告効果の割合は大きいと言える。しかし、逆に言うと全国的に番組とアーティスト自体に需要があることがわかるため、千葉TVで放映したTV番組の需要も全国的にあると言えることが数理モデルの結果からわかった。この結果を活用して、アーティスト自身の全国的な需要と局所的な需要を観測、分析することがヒット現象の数理モデルによって可能であることもわかった。これらの地方と全国の需要の差から、地方のコンテンツや商品の全国的な需要を分析することが出来、コンテンツの販促の提案に繋げることもできることが期待できる。また、今回の事例では、この番組自体が全国的な需要があることがわかったので、番組自体のパッケージ化などが望まれるだろう。

参考文献

- [1] Ishii, H. Arakaki, N. Matsuda, S. Umemura, T. Urushidani, N. Yamagata, and N. Yoshida, "The 'hit' phenomenon: a mathematical model of human dynamics interactions as a stochastic process," *New Journal of Physics*, vol. 14 (2012):063018.
- [2] Yasuko, Kawahata, Etsuo Genda, Chinami Hara, and Akira Ishii. "Promotion Theater Company adopting a mathematical mode of the Hit Phenomenon. ", *Advanced Science and Technology Letters*, Vol. 35, Cloud and Super Computing 2013, (2013):62-65.
- [3] Yasuko, Kawahata, Etsuo Genda, and Akira Ishii. "Analysis of Mathematical Model of Hit Phenomena Stage Actors of Japan. ", *International Journal of Affective Engineering*, Vol. 13, No. 1 (2014): 89-94.
- [4] Yasuko, Kawahata, Etsuo Genda, Chinami Hara, and Akira Ishii. "ヒット現象の数理モデルを応用したFacebookページの評判分析." *Proceedings of ASIAGRAPH 2013 in Kagoshima 招待論文* (2013):62-66.
- [5] Yasuko, Kawahata, Etsuo Genda, and Akira Ishii. "Analysis Chinese Social Media of Weibo using the Mathematical Model of Hit Phenomena. ", *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, Vol. 9, No. 3 (2014):359-366.
- [6] Ishii A, Ota S, Koguchi H and Uchiyama K, the proceedings of the 2013 International Conference on Biometrics and Kansei Engineering(ICBAKE2013) (2013):143-147
- [7] A Ishii, K Furuta, T Oka, H Koguchi and K Uchiyama, "Mathematical Model of Hit Phenomena as a theory for collective motion of human mind in societies, " the *Frontiers of Artificial Intelligence and Applications (FAIA) series* (IOS Press) in press.
- [8] "Topsy", Available. at: <http://topsy.com>
- [9] Kawahata, Yasuko, Etsuo Genda, and Akira Ishii. " Possibility Predict Japanese Artist ' s Reputation in the world using the Mathematical Model of Hit Phenomena. " *Joint 7th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 15th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS & ISIS 2014), 2014 International Conference on. IEEE* (2014):

² <http://www.chiba-tv.com/>

千葉テレビ放送株式会社(ちばテレビほうそう,Chiba Television Broadcasting Corporation)は、千葉県を放送対象地域としてテレビジョン放送をする特定地上基幹放送事業者である。