

リスク認知の推移モデル —注目指数の提案—

第9班：安在 亮人、佐藤 仁士、波田 幸宏
アドバイザー教員：遠藤 靖典

1 はじめに

我々の周りには事故・災害等に直結する様々なリスクが不断に存在している。これらのリスクすべてに絶えず注意を払うことはリスクの軽減に必要であるが、コスト面からも人的資産の面からも現実的とは言えず、その時の状況に応じた対応が求められる。しかし、それが理にかなった対応ばかりとは言えず、たとえ重要度においては他よりはるかに上のリスクであるにもかかわらず、ある日唐突に見向きもされなくなったり、その逆の現象が生じることも少なくない。これを本研究ではリスク認知の推移と呼ぶことにしよう。このリスク認知の推移には、「時間の経過によりリスクを過小評価する」人々のリスク認知の基本的傾向のほかに、外部からの情報、すなわちメディア報道が大きく影響していると考えerことは自然であろう。

例えば、中国毒入り餃子事件、首都機能移転問題、狂牛病事件、日本人拉致問題などを挙げることができる。これらのどれもが、一時的には全国的に注目を集めたが、ある時期を境に急に人々の関心が去っていった。上述の事例以外にも、TBSのテレビ番組での納豆事件、アスベスト問題、カワイレダイコン風評被害、TBS不二家ねつ造報道問題など、メディアの過剰ともいえる報道によって、人々が実際よりも高いリスクを感じるような事例も少なくない。これらのことから、メディアの報道と私たちのリスク認知の関係性は非常に大きいと考えられる。

そこで本研究では、リスク認知の推移について、リスク認知とメディアの報道量、時間推移などを総合的に考慮することにより、人々のリスクに対する関心の程度を注目指数という測度を導入することによって評価し、人々がリスクに注目するメカニズムのモデル化を行うことを目的とする。

まず、注目指数の定義を行い、同時に、様々な事例に対する人々のリスクに対する注目の状況を調査する。そして、これらによって得られたデータを参考に、注目指数のモデルを提案す

る。さらに、実際のデータとのフィッティングを通じて、提案モデルの妥当性を検証し、リスク認知の推移の解明を試みる。

2 注目指数

2.1 定義

本章では、注目指数について述べる。今回の研究では、注目指数とは、あるリスクが存在したとき、世の中がそのリスクに対してどのくらい注目をしているかの関心の強さを表す測度とする。注目指数が大きいほど、そのリスクは人々からの注目を集めていることとなり、小さいほど注目されていないということになる。注目指数のパラメータは、リスクの一般的な大きさ、リスクが発生してから時間、そのリスクに対する人々の捉え方（能動的/受動的、ポジティブ/ネガティブ）を用い、また、リスクを増大させたり低減させる外力の影響も考慮に入れて定式化を行う。この注目指数を時系列で示すことによって、注目指数の時間推移を調べることができる。また、各リスクに対する結果を比較することによって、リスク認知の推移モデルを提案することが可能となる。

2.2 理論的準備

注目指数を定式化する際に必要なパラメータとして、リスクに対する人々の捉え方がある。それによって、あるリスクが実際よりも高く感じられたり、逆の現象が起こることがある。このことを説明した理論として、フレーミング効果がある。一般に、人々はある争点を理解する際に、何らかの枠組み（フレーム）のなかでそれを行うが、用語、表現などを異なったものによって、人々の選択に影響が出ることがある。このことを、フレーミング効果という[1, 2]。フレーミングには、ポジティブフレーミング、ネガティブフレーミングがあり、良い

表現を使うことによるフレーミングをポジティブフレーミング、悪い表現を使うことによるフレーミングをネガティブフレーミングという。フレーミングを説明する理論としてプロスペクト理論があり、その理論では意思決定者は個々の価値関数というものを持ち、それによって行動を選択するとされている。価値関数では、人々は大きなリスクに対してはそれを少なくし、小さなリスクに対してはそれを許容する傾向にあるとされている。また、リスクに対して人々が受動的か能動的かによってもリスク認知は変わり、一般に受動的な場合、リスクはより大きく感じられ、能動的な場合、より小さく感じられる。これらの理論体系を注目指数のモデルに反映させることによって、より現実に近い測度を構築することができると考えられる。

3 調査

ある事件が発生したとき、そのリスクの大きさのみならず、事件に関する人々の興味の高さや、その時間的推移を総合的に判断することによって、注目指数の初期値、単位時間における変化などを見積もることができる。そのためには、興味の高さや時間的推移に対するある程度詳細な調査が必要となってくる。そこで、これらの調査のために、ソーシャルネットワーキングサイト mixi における日記キーワードランキング [3]、TBS テレビの番組「ブロードキャスター」内の「お父さんのためのワイドショー講座」、Yahoo! ブログ検索 [4] を用いて、人々の注目の度合い・メディアの注目の大きさや推移について調査した。mixi における日記キーワードランキングは、全体公開の新作日記のキーワードを、mixi 社独自の算出ポイントによりランキング付けしたものである。例として、2008 年 6 月 8 日に発生した、秋葉原無差別殺傷事件に対するポイントの推移のグラフを図 1 に示す。この調査の利点としては、不特定多数の人々の意見が反映されていることが挙げられるが、ネット媒体のため、世代のバイアスがかかっているという問題点も考えられる。「お父さんのためのワイドショー講座」では、民法各局の一週間の報道時間をランキング形式で発表している。今回は、それらのニュースを、犯罪、政治、食品、災害、その他の 5 つのリスクに分類してグ

ラフを作成した。作成したグラフを図 2 に示す。また、Yahoo! ブログ検索は、キーワードを入力することによって、インターネット上のさまざまなブログや記事を検索し、そのキーワードの注目度の推移などをチェックすることができるものである。例として、「地震」をキーワードにして出力された結果を図 3 に示す。

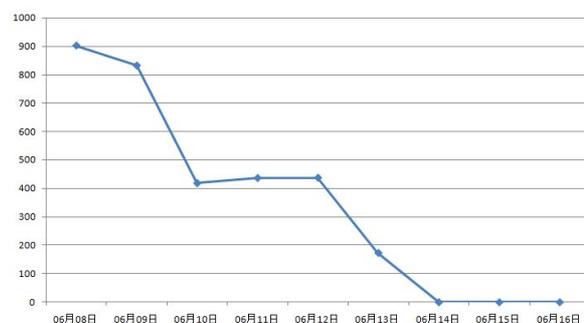


図 1: mixi 日記キーワードランキング (秋葉原無差別殺傷事件)

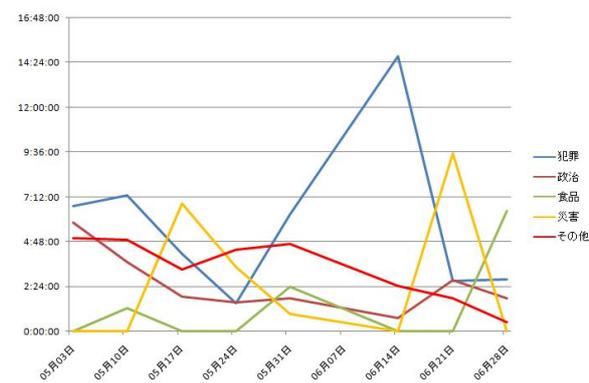


図 2: お父さんのためのワイドショー講座

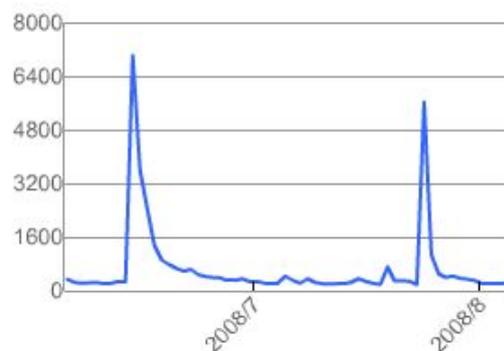


図 3: Yahoo! ブログ検索 (地震)

さらに、人々のリスクに対する認知が時間とともにどのような変化をしていくのかを調べる

ため、中国四川大地震、船場吉兆使い回し事件、秋葉原無差別殺傷事件、中国毒入り餃子事件について簡単なアンケートを行った。アンケートの結果を図4に示す。

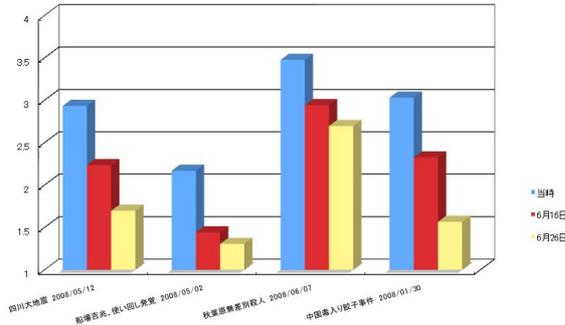


図4: アンケート結果

これらの調査の結果から、あるリスクに対する一般的な人々のリスク認知の変化を把握でき、注目指数のモデル化において重要な手がかりとすることができる。

4 モデル化

微分方程式を用いることによって注目指数のモデル化を行う。モデル化は、外部の情報に影響されない場合と、影響される場合の、2つの場合を考える。ここで言う外部の情報とは、ある事件があったとき、二次災害や、その事件を煽るような報道、または、事件への対策など、人々の注目指数を変化させるような情報のことである。

4.1 外部の情報に影響されない場合

まず、時刻 t における注目指数を f とし、 $t=0$ のとき、 $f=A$ であると仮定する。これまでの定義や調査の結果などから、微小時間 $\frac{df}{dt}$ において、注目指数の時間変化は、そのときの f に比例して減少すると考えられるので、このことから次の微分方程式を導くことができる。

$$\frac{df}{dt} = -\gamma f. \quad (1)$$

ここで γ はそれぞれフレーミングの尺度 α および能動/受動の尺度 β から決まる値で、 $0 \leq \gamma \leq$

1とする。この微分方程式を解くと、

$$f(t) = \begin{cases} Ae^{-\gamma t}, & (t \geq 0) \\ 0. & (t < 0) \end{cases} \quad (2)$$

となり、これが外部の情報に影響されない場合の注目指数となる。

4.2 外部の情報に影響される場合

ある外部の情報が与えられたとき、注目指数はその影響を受け新たな状態となり、その状態から、更び変化していくと考えられる。時刻 t_1 で外部の情報が与えられたとき、外部の情報に影響される場合の注目指数を以下で定義する。

$$f(t) = \begin{cases} A_1 e^{-\gamma t}, & (0 \leq t < t_1) \\ A_2 (A_1 e^{-\gamma t_1}, h_1) e^{-\gamma t}, & (t \geq t_1) \\ 0. & (t < 0) \end{cases} \quad (3)$$

但し、 A_1 は定数、 $A_2: \mathbb{R}^+ \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$ は増加関数、 h_1 は時刻 t_1 における報道量である。

5 データとの比較

前章で導いた注目指数のモデルの妥当性を検証するために、実データとのフィッティングを行う。人間の注目度を定量的に測定したデータが存在しないため、データの検証には、Yahoo!ブログ検索のデータを用いた。このデータを用いることにした理由は、ブログにおいては、不特定多数の人々がそれぞれが興味を持った事象に対して意見を述べているため、人間の注目度を定量的に測定したデータに近いものが得られると考えられるからである。ここでは、いくつかの事例について提案モデルのフィッティングを行った。例として、秋葉原無差別殺傷事件、JR福知山線脱線事故について取り上げる。まず、各事件が起きてからの長期的な期間におけるブログ数および、ブログ数を指数近似した曲線をグラフに示す。グラフは片対数グラフで、縦軸は事件に関するキーワードを含むブログ数、横軸は事件発生からの経過日数を表している。グラフの変化を見て、大きく変化が起きている部分があれば、そこを外部の情報が与えられた部分と仮定し、グラフを細かく区切りさらに近

似を行う。その上で、得られた近似曲線の精度や事例を調査し、本研究で提案するモデルの妥当性を検証する。

5.1 秋葉原無差別殺傷事件

秋葉原無差別殺傷事件とは、2008年6月8日に東京・秋葉原で発生した無差別通り魔事件のことである。この事件で7名が死亡、10名が負傷した。事件発生から60日間のブログ数、近似曲線を図5に示す。

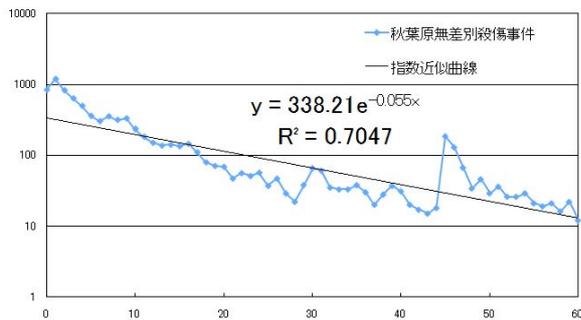


図 5: 秋葉原無差別殺傷事件（事件発生から 60 日間）

図5のグラフにおいて、30日前後と45日前後で、グラフに変化が見られる。そこで、事件発生後30日前後、45日前後に外部の情報が与えられたかを確認するために、より詳しい事例を調査した。その結果、事件発生から30日後の7月8日には、事件後一か月経過という報道や、犯人が犯行動機を供述したという報道があったことがわかった。また、44日後の7月22日には、東京・八王子で同様の通り魔事件が発生していたことがわかった。このことから、事件発生後30日前後、45日前後にグラフが変化している要因として、これらの外部情報の影響があったものと考えられる。以上より、図5のグラフにおける上述の変化を、外部の情報による影響であると考え、図5のグラフを、事件発生後30日間、30～45日間、45～60日間の、三つの区間に分割し、さらにそれらについて近似曲線を求める。分割したグラフを図6、7、8に示す。

次に、グラフの妥当性について検証する。グラフの精度の検証には、 R^2 値を利用する。 R^2 値とは、データと回帰直線との一致の割合を示すものであり、この値は0以上1以下で、1に近いほど精度の高い近似が行えていると言える。各グラフの R^2 値について注目すると、まず、図

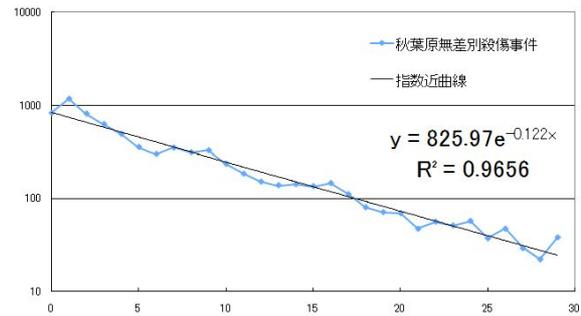


図 6: 秋葉原無差別殺傷事件（事件発生後 30 日間）

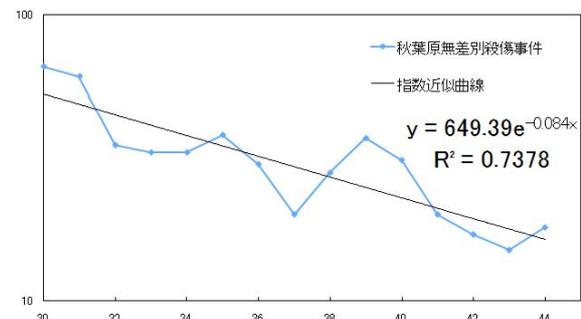


図 7: 秋葉原無差別殺傷事件（事件発生後 30～45 日間）

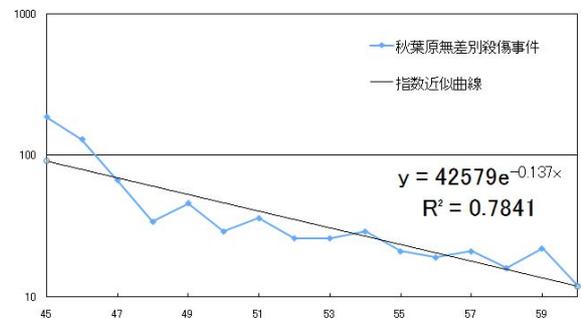


図 8: 秋葉原無差別殺傷事件（事件発生後 45～60 日間）

5のグラフでは $R^2 = 0.7047$ である。この結果から、秋葉原無差別殺傷事件に関するデータは、指数関数でうまく近似できていると言え、提案したモデル式の妥当性を証明することができる。さらに、分割したグラフ、図6、7、8ではそれぞれ、 $R^2 = 0.9656, 0.7378, 0.7841$ となっており、より精度の高い近似が行えていることがわかる。また、事件発生後30日間、30~45日間、45~60日間のグラフの近似曲線の式が変化していることから、外部の情報が与えられるたびに注目指数の式は新たな式となり、再び変化していくという、外部の情報に影響される場合の注目指数の式の妥当性も説明できる。

5.2 JR 福知山線脱線事故

JR 福知山線脱線事故とは、2005年4月25日に、JR 西日本福知山線の塚口～尼崎駅間で発生した、107名の死者を出した列車脱線横転事故である。事件発生から50日間のブログ数、近似曲線を図9に示す。

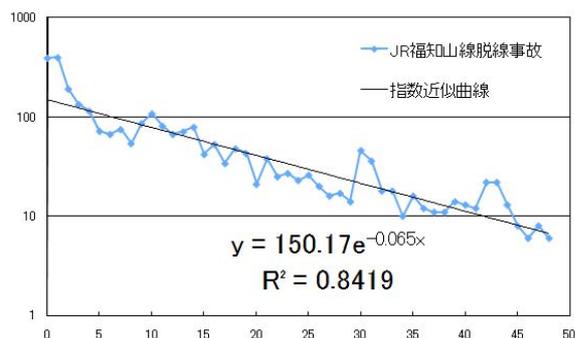


図9: JR 福知山線脱線事故 (事故発生から50日間)

図9のグラフを見たとき、事件発生直後の10日間とその後の20日間で、グラフの傾きに変化が見られる、その後さらに傾きの変化が見られる。そこで、事件発生後10日前後、30日前後に外部の情報が与えられたかを確認するために、より詳しい事例を調査した。事件発生から8日後の5月3日には、脱線事故と同様の事件を起こそうとして、大阪府の男が線路へ置き石をするという事件が発生しており、29日後の5月24日には、またもや同様の置き石事件が発生していた。これらの事件の発生が、外部の情報として、グラフの変化に影響を与えていると考えられる。以上の考察により、図9のグラフ

における上述の変化を、外部の情報による影響であると考え、図9のグラフを、事件発生直後の10日間、10~30日間の、二つの区間に分割し、それらの近似曲線を求めた。分割したグラフは図10、11である。

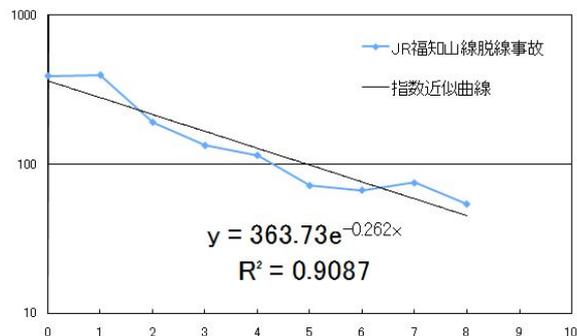


図10: JR 福知山線脱線事故 (事故発生直後)

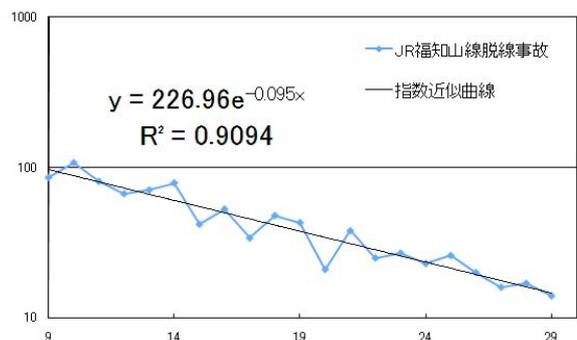


図11: JR 福知山線脱線事故 (事故発生後10~30日間)

秋葉原無差別殺傷事件についてと同様に、グラフの妥当性について検証する。各グラフの R^2 値を見ると、図9のグラフでは $R^2 = 0.8419$ である。この結果から、JR 福知山線脱線事故に関するデータも、指数関数でうまく近似できていると言え、提案したモデル式の妥当性を証明することができる。さらに、分割したグラフ、図10、11もそれぞれ、 $R^2 = 0.9087, 0.9094$ となっており、より精度の高い近似が行えており、モデル式の妥当性を説明することができる。

5.3 その他の事例

秋葉原無差別殺傷事件、JR 福知山線脱線事故のほかにも、宮城・岩手内陸地震、中国毒入り餃子事件、暫定税率問題について考察を行った。グラフをそれぞれ図12、13、14に示す。

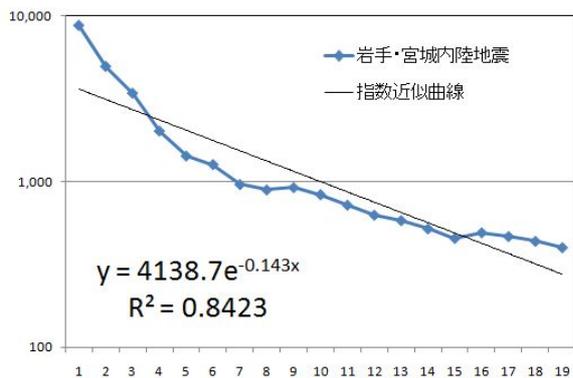


図 12: 岩手・宮城内陸地震

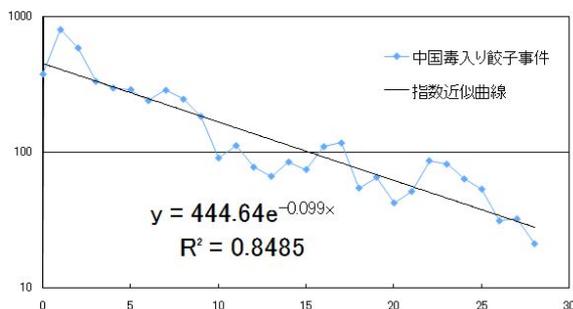


図 13: 中国毒入り餃子事件

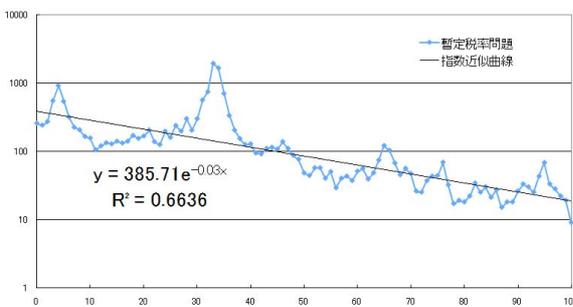


図 14: 暫定税率問題

これらのグラフにおいても、 R^2 値は高い数値を示したため、モデル式の妥当性が示せたと言える。また、外部の情報加わる時点で区間を分割した場合も同様に、 R^2 値は高い値を示した。

6 考察

前章での、今回提案したモデル式とデータとの比較から、人々のリスク認知の推移についての考察を行う。まず、前章でのデータとの比較の結果から、いずれの事例の場合でも R^2 値が高い数値を示していることから、本研究で提案したモデル式は十分妥当なものであると言えるだろう。また、グラフを分割した場合の結果から、注目指数は外部の情報によって少なからず影響を受け、そのとき、リスク認知の推移が起こる。推移が起こったとき、その外部の情報を新たなリスクと捉えることによって、再び提案したモデル式でフィッティングすることが可能となる。

次に、近似曲線の指数についての考察を行う。表 1 に各事例の近似曲線の指数値を示す。

表 1: 近似曲線の指数値

事件名	指数値
岩手・宮城内陸地震	0.398
暫定税率問題	0.279
JR 福知山線脱線事故	0.262
中国毒入り餃子事件	0.167
秋葉原無差別殺傷事件	0.122

今回調査した事例において、岩手・宮城内陸地震、暫定税率問題、JR 福知山線脱線事故は、自分では予期せず発生する出来事、または、予期していても避けることのできない事例であることから、受動的リスクと分類することができる。また、中国毒入り餃子事件、秋葉原無差別殺傷事件は、特定のものを食べた場合や、特定の場所へ行った場合のリスクであることから、能動的リスクと分類することができる。これらの分類と表 1 の結果を見ると、受動的リスクの指数値が、能動的リスクと比較して高くなっていることがわかる。このことから、指数値、能動/受動リスク、プロスペクト理論の価値関数は関連があると考えられる。理由として、受動的

リスクは大きく感じられること、価値関数により人々は大きなリスクに対してはそれを少なくする傾向にあることから、人々は受動的なリスクに対する認知を、早く減少しようとするなどが挙げられる。このことが、本研究の結果において、受動的リスクの指数値が大きくなっていることに影響していると考察できる。さらに、能動的リスクと受動的リスクの間における、指数値についての閾値の存在も考えられる。本研究では、指数の部分 γ とし、フレーミングの尺度と能動/受動の尺度との関数としたが、具体的な γ については、本研究ではうまく考察することができなかった。しかし、ブログなどのデータだけでなく、事件の報道のされかたなども詳しく調べることによって、何らかの相関が見られると考えられる。

7 まとめと今後の課題

今回の研究では、まず、人々がリスクに対してどのように関心を持っているかを定量的に測る注目指数について定義し、同時に、世の中にある様々なリスクを調査し、アンケートなどの結果も用いることによって、それらのリスクに対する人々のリスク認知の程度や大きさを考察した。さらに、それらの考察を基に、注目指数のモデルを提案し、実際のデータとのフィッティングを行い、その妥当性について考察した。注目指数のモデル化を通じて、リスク認知の推移の解明を試みた。

今後の課題としては、今回行ったモデルとは別の式でのモデル化を検討している。mixiの日記キーワードランキングなどの調査の結果から、短期的な時系列で人々の注目度を考えた場合、シグモイド関数などのS字曲線と適合するのではないかと考えられる。シグモイド関数とは、 $F(x) = 1/(1+e^{-x})$ で表され、1つの変曲点と、 $y = 0$ と $y = 1$ を漸近線に持つ単調増加連続関数である。シグモイド関数を図15に示す。一般的には、シグモイド関数のようなS字曲線を描くグラフは、動物の発達や生息数、塩水の濃度を舌で感じる強さ、薬などの投薬効果などの個体群増加や、ある閾値以上で起きる反応などに見られる。今後、本研究で提案したモデルとシグモイド関数を用いた場合との比較を検討していきたい。

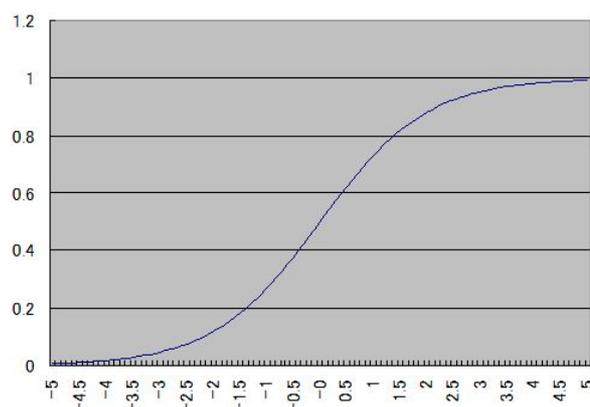


図 15: シグモイド関数

謝辞

本研究を進めるにあたり多くの方々のお世話になりました。特に指導教官である筑波大学大学院 システム情報工学研究科 リスク工学専攻 遠藤靖典准教授にはご多忙の中ご指導いただきました。厚くお礼申し上げます。並びに、アンケートにご協力いただきました皆様に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] Tversky, A. and Kahneman, D., 1981, The framing decisions and the psychology of choice., Science, 211, 453-458.
- [2] 藤井聡, 竹村和久, リスク態度と注意: 状況依存焦点モデルによるフレーミング効果の計量分析. 2001.
- [3] ソーシャルネットワーキングサイト mixi, <http://mixi.jp/>.
- [4] yahoo! ブログ検索, <http://blog-search.yahoo.co.jp/>.