

クライシスコミュニケーション のベイジアンネットワークによる不安計量

京都大学経営管理大学院 特定助教 鄭蝦榮

概要:

本研究では、東日本大災害における人々の不安を対象として不安を軽減させるための災害時のクライシスコミュニケーションのあり方を検討するために、Twitter コーパスを用いた不安計量手法を開発することを目的とした。そのため、災害時のコミュニケーション・ディバイド問題とそれに伴う不安の概念を整理した。また、クライシス・コミュニケーション・コーパスを用いた不安計量の意義について議論した。実証分析では、東日本大震災時の1週間分のTwitter コーパスを用いてあるリスク事象に対する人々の評価の極性を判断することにより不安の計量化を行い、政府の発表と一般市民の不安構造（注目するリスクとその評価情報）の違いを明らかにした。本手法は、自然言語処理・データマイニング技術を適用することによって再現可能性と客観性を確保する長点がある。最後に、本手法を用いた不安軽減といったリスクマネジメントへの可能性や意義など政策的含意について論じた。

キーワード: コミュニケーション・ディバイド、不安マネジメント、コーパス分析

1. はじめに

将来起こりうる巨大災害に備えて、非常時におけるリスク・コミュニケーションを明確化することはリスクマネジメントにおいて非常に大事な課題である。災害時には、被災者や非被災者の住民はもちろん政府や企業など多様な立場に置かれた人々による情報共有、すなわちクライシス・コミュニケーションが行われる。どのようなリスクが生じているか、それにどう対応すべきなのか等、リスクに対する情報共有を行い、リスクにどう対応するかマネジメントを行う。近年のモバイル通信機器やソーシャルメディアの急速な進歩により、いつでも・どこでも・だれとも手軽にコミュニケーションができるようになった。さらに、地域内だけでなく全世界へと広い範囲のコミュニケーションが可能となった。これは、巨大災害によって断絶しがちな実世界のネットワークを補強し、様々なレベルでの災害救援・復興協力を強化するものとして注目を浴びている。

3月11日の東日本大震災でも、携帯電話やインターネットなどを通じた情報交換が大きく役になったという報告が多々ある。災害直後の支援物資の調達、緊急患者存否確認、非難出来ず孤立した人たちの位置情報などが瞬時にモバイル通信機器やソーシャルメディアを通じて世界に広がった。災害地にいる人が自分の状況をインターネット上に発信し、それを見た非災害地にいる人が伝

達し、このような過程が繰り返され、災害地の内側と外側の間にネットワークができたのである。一方、テレビ・新聞・ブログなどソーシャル・メディアの多様化により、ある災害に関する様々なリスク評価情報が大量に流れるようになった。中には、嘘やデマなどの情報が含まれることも多く、適切なクライシス・コミュニケーションが行われているとは言い難い。信頼性の低い情報であっても、それが危険だと判断した場合は、多くの人が不安に陥り、やかては社会全体のシステムがうまく起動・運営できなくなる恐れがある。本研究では、災害時における人々の不安を対象とし、人々の不安材料を把握し、不安を軽減させるための情報共有のあり方を検討するために不安計量手法を開発することを試みる。

2. 基本的な考え方

(1) 不安とは

Beck ら¹⁾は、不安は、危険情報の選択処理(selective processing of threat)を伴うと主張する。ある情報が自分の安全や安心を脅かす又は危険にすることを意味すると認識される時、それを危険情報として選択する。危険情報の認知処理には、選択的バイアス(selective bias)が存在する。我々の注意・解釈・記憶の中で、それが不安(anxious)な状態か、不安でない(non-anxious)状態かの判断によって危険情報が区別さ

れる．危険情報の選択処理は，1) 1 次認知 (initial registration)，2) 即時準備 (immediate preparation)，3) 2 次加工 (secondary elaboration) の3段階で成立する¹⁾．

また Slovic²⁾は，リスクとは人々の心の外に存在し，客観的に測られるものではなく，人々が自分の中で概念を作成するものであると主張する．リスクは危険または人生における不確実なことを理解・対処する結果として存在する．すなわち，危険はリアル(real)だが，リアル・リスク(real risk)や客観的リスクというものは存在しない．この考え方に基けば，個人が思うリスクの大きさや対応意識の水準は人によって異なる．特に，専門家と一般市民のリスク認知にはかなり差異が存在する³⁾．専門家はリスクとは，たとえば年間死亡件数というデータ等を用いて可能な限り客観的な確率情報として表現しようと試みる．一方，一般市民のリスクの評価基準は 1) どの程度恐ろしいリスクか，2) リスクをどの程度知っているか，3) リスクに露出されている人の数という3つの要因で構成されると主張する．例えば，「放射能」というリスクは1回被爆すると健康に致命的な危険をもたらす，交通事故や火災などと比較して知識に乏しいリスクである．また，放射能汚染は被災地域だけにとどまることなく，空気や海水を通じて地球全体に影響と及ぼすため，一般市民は放射能の高い危険度を持つリスクであると判断する．東日本大震災の際，特に「放射能 (放射線)」に関するコミュニケーションに注目すると，東京電力の国民向けの情報公開内容には「装置」，「圧力」，「規定」のような事態を説明するための技術用語が出現頻度の上位を占めているのに対して，Twitter のつぶやきの場合は「怖い」，「心配」，「希望」といった感情表現・評価を表す単語が目立つ．また，東京電力の場合，「安全」というポジティブな表現が多く出現したのに対して，Twitter の場合は「危険」というネガティブな評価が行われたことも特徴的である (表-1)．災害時において専門家が提供した危機情報が社会で受け入れられるためにいくつかの条件が必要である．

(2) コーパス言語学に基づく感情評価

本研究では，コーパス言語学に基づく不安計量化を試みる．コーパス言語学(corpus linguistics)は，大規模な集成テキストから得られた観測データを主な根拠として活用し，語や句の用法や意味を説明しようとする言語研究のひとつの方法論である⁵⁾．

鄭⁴⁾は不安計量化の手法として注目行為 (Attention) に着目し，災害時に人々はどのようなリスク情報に注目しているかを考察することにより，不安の対象となりうるリスクを確認することができることを指摘している．人々は限られた情報を使って複雑な推理(connectionism)をするために，人々は「何を」「いつ」学習するかという選択に迫られる⁶⁾．情報の選択を前提とした注目行為は，

快楽の追求と苦痛の回避を行うといった人間行動の合理性に基づいている．東日本大震災の際，人々はどのようなリスクに注目していたかを分析することにより，危険への関心度を測ることが可能となる．本研究においても，Twitter におけるコミュニケーション・コーパスを用いて，人々が災害に関わる危険やリスクをどのように評価したのかを「不安」を媒体として計量化する方法を採用する．ただし，この方法は危険やリスクに対する評価を直接取り扱ったものではなく，危険やリスクに対する不安の表明を通じて関心度を測定することになる．この場合，災害時において危険やリスクに関連のないものが注目されると分析結果の精度が低下する可能性があることに留意する必要がある．

3. 不安計量手法

(1) 手法の概要

本研究では Twitter によるコミュニケーション・コーパスを用いて，人々のリスク，危険事象に対する不安を計量化する方法を提案する．コーパスを用いてリスク情報に対する不安を計量化するためには，コーパスに現れた単語や表現の不安の程度を評価する基準が必要となる．本研究では，土木計画分野において公的討議の談話分析手法として使われる手法⁵⁾を応用し，災害時の政府機関発表および Twitter のつぶやきをデータマイニング手法を用いて分析する．図-1 は，提案する方法の手順を示している．

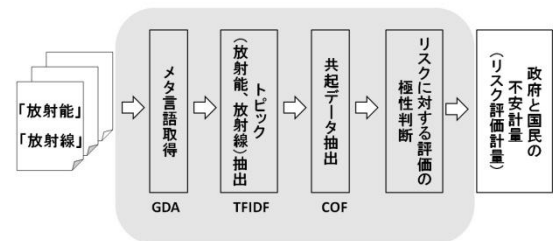


図-1. コーパス言語学に基づく不安計量手法

第1に，取得した政府発表情報と Twitter のつぶやきデータ (テキスト) から言語分析が可能となるようにすべてのテキストに言語情報を付与し (アノテーション)，テキストにおける文章構造を細分化する．第2に，Salton らによる手法⁷⁾⁸⁾を用いてテキストにおけるトピックを抽出し，政府機関および Twitter の中心論話 (トピック) を抽出し，人々の関心の高い問題を分析する．本研究ではこの段階で抽出したトピックの中で，福島第一原発事故に関係のある「放射能 (放射線)」のみに注目することとした．第3に，テキストデータから「放射能 (放射線)」に対する共起語 (co-occur terms) および共起頻度 (co-occurrence frequency) を求める．これによって，リスク (「放射能 (放射線)」) に対する人々の意味解釈すなわち，評価を推定することが可能になる．

第4に、このリスクに対する評価である共起語の不安の程度(極性)を単語感情極性対応表に基づいて評価する。最後に、「放射能(放射線)」についてどれだけネガティブに評価したかを表す指標(不安指標)を計量化し、Twitter と東京電力コーパスの不安の時系列変化の時間的推移を分析する。

(2) 感情極性分析手法

本研究では、人々の不安を抱く対象である「リスク事象」を選別し、高村ら⁹⁾によって開発された単語感情極性対応表を用いて、リスクに対する推論の極性を判断し、それらを集計することにより不安の計量化を試みる。不安を抱く対象となる「リスク事象」は様々なものが存在するが、本研究では、東日本大震災の原子力発電事故と深く関連のある「放射能(放射線)」をリスク事象として選択した。その上で、クライシス・コミュニケーションで観測したリスクに対する推論、すなわちリスクを表す単語とのそれと一緒に出現した単語(以下、共起語)を用いることにする。そして、単語感情極性対応表を用いて共起語の極性判断を行い、極性判断の結果からネガティブ度と判断されたものを集計し、その極性度を用いて不安の計量化を試みることにする。例えば、「県南にも放射能来るのかな、怖い」という文に対して、「放射能」をリスクを表す単語と想定した場合、「放射能」の共起語である「怖い」の共起頻度と、感情極性度-0.99799を掛け合わせることで不安度を算出する。これにより、同じリスク事象に対して災害時と平常時における極性判断の違いも分析することができる。しかし、Twitter によるコミュニケーションでは文として構造化されていない表現が多々あり、単語感情極性対応表を単純に適用できない可能性がある。したがって、単語感情極性対応表をそのまま用いるのではなく、評価語がネガティブなものかどうかを判断する基準として用いることにする。もし、Twitter において、リスク事象に対する人々の感情極性、すなわち、評価のネガティブ度が大きく変化することを可視化できるのであれば、それにより人々の災害時と平常時における感情極性が変化することを評価することが可能になる。これにより、災害後の状況が展開するなかで、人々の間で不安が広がる度合いやタイミングを分析することが可能となる。

4. クライシス・コミュニケーションの分析

(1) リスクに関する注目度の時系列変化

本研究では、国民に対する放射能に関わる提供情報を表すコーパスとして、東京電力(TEPCO)のウェブホームページの国民向けの発表資料を用いる。具体的には、東日本大震災発生後約1週間(2011年3月11日から3月17日まで)のプレスリリースのウェブページおよびそのページに添付された資料をテキストファイル化した。次

に、twitter のつぶやきデータはTwitter Japan 株式会社が東日本大震災ビックデータワークショップ(Project 311)¹⁰⁾を通じて提供したものを用いる。本研究では日本語のTwitter のみを対象とする。震災直後のTwitter 全体のおつぶやきの数と「放射能(放射線)」を含むつぶやきの数の日別変化を図-3に示す。

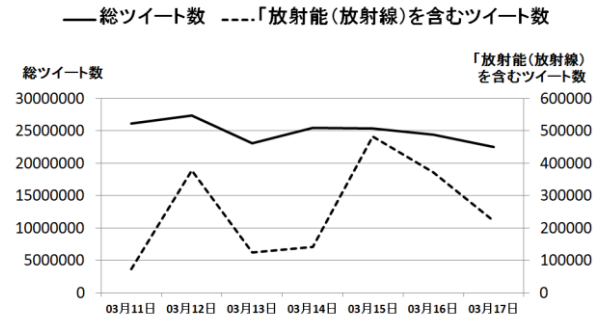


図-3 「放射能(放射線)」を含むつぶやき数の時系列変動(2011年3月11日~17日)

3月11日、12日には総つぶやき数が急増し、それに伴い「放射能(放射線)」を含むつぶやき数も急激に増加した。12日は福島第一原発において初めて爆発があった日である。一方、14日、15日は総つぶやき数は変化が見られないが、「放射能(放射線)」を含むつぶやき数は増加していることが分かる。15日は福島第一原発の2号、3号、4号機において立て続けに事故が発生した日であり、災害時における人々の注目や関心は事故やリスクの発生と強い相関をもっている。

次に、「放射能(放射線)」に対する共起語数を3時間ごとに集計した結果を図-4に示す。単語感情極性度を用いて共起語の極性度を判断し、ポジティブな共起語、ネガティブな共起語、極性判断のできない共起語に分け、その中のネガティブな共起語数の時系列変動を同図に示している。ここで共起語数とはあるつぶやきに「放射能(放射線)」という単語が含まれている場合、そのつぶやきに含まれる「放射能(放射線)」以外の単語数を意味する。この情報を用いて、リスク事象に対する人々の「評価行為」を分析することができる。福島第一原発事故では、3月11日14時46分ごろ地震が発生し、すでに16時36分頃には1号機冷却装置の注水が不可能になっている。しかし、「放射能」に対する共起語数が急激に増えたのは注水が不可能になった直後ではなく、その6時間後の21時ごろであったことが読み取れる。同じくTwitterを用いてその他の事故に関して共起語数の時系列分析を試みたが、これらの事故事象では約3時間以内に共起語の数が増加する傾向があることから、地震発生直後は、地震や津波が直面するリスクとして判断され、放射能というリスクには注目が集まらなかったといえる。時間が経つにつれ、放射能がリスクとして認知されることによって放射能に対する共起語の数も増加したが(3月11日21時)、3時間後の12日00時には急激に低下

した。これは他の日の同じ時間帯に比べても最低の数である。さらに、12 日 00 時のネガティブな単語が占める割合は全ての区間で唯一、30 %を超え、分析対象期間の中で最高である（全ての区間においてネガティブな共起語が占める割合は約 30 %であり、時間による変動はあまり見られなかった）。これは人々が放射能（リスク）に対して様々な推論を行った後、Beck1）らがいう 2 次加工の段階に入ったといえる。そして 3 時間後の 12 日 3 時は共起語数が小幅上昇し、00 時から 3 時の間は数が減少する通常の傾向に反する動きを見せている。すなわち、Beck1）らが指摘するように、心配（worry）は最初の脅迫とその後における構造的・推論的な考えが活性化した 2 次処理の結果として生起したと考えることができる。12 日 00 時は最初リスクに対する 1 次認識後の默想的な考えが活性化され、リスクに対して評価することを控えていたと解釈することもできる。

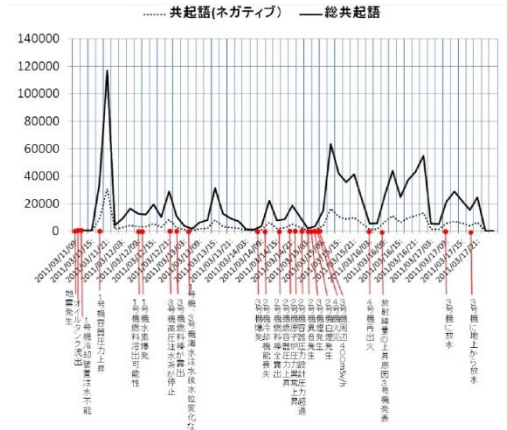


図-4 「放射能」に対する共起語数の時系列変動

(2) 感情評価分析

本研究では「リスクに対する評価のネガティブ度」を提案し、それを日別に集計することでリスクに対する共起語の感情極性の時間的変化を観察する。「リスクに対する評価のネガティブ度」を定義するために、まず、クライシス・コミュニケーション・コーパスから不安の対象であるリスク事象の出現頻度(TF 放射能)を抽出する。下付き添え字 r はリスク事象を表す。ここでは「放射能（放射線）」である。次に、単語感情極性度を用いて「放射能（放射線）」に対する共起語の極性を判断し、その中からネガティブな共起語の出現頻度(COF_r^N, N=放射能)を抽出する。そして、それら日別に集計し、該当する日の「リスクに対する評価のネガティブ度」

$$\text{不安指標} = \frac{\text{COF}_r^N}{\text{TF}_r}$$

と定義する。この指標は、「放射能（放射線）」についてどれだけネガティブに評価したかを表す指標である。例えば、「放射能（放射線）」という単語を多く含まれたとしても、それに対するネガティブな評価があまり高くなければ、人々の「放射能（放射線）」に対する不安はあま

り高くないと評価する。一方、「放射能（放射線）」という単語は多く出現していないが、それに対するネガティブな評価が大きい場合、人々の「放射能（放射線）」に対する不安は比較的高いと評価することができる。

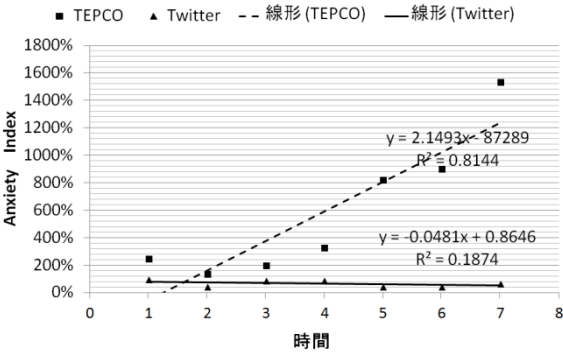


図-5 放射能（放射線）に対する評価のネガティブ度

図-5は東京電力およびTwitter の「放射能（放射線）」に対する評価のネガティブ度の時系列変化を表したものである。この結果は、東京電力「放射能（放射線）」に対する不安が時間と共に増加する傾向が読み取れる。

一方、Twitter の場合は、回帰直線の傾きは負の値（-0.048）であるが、決定係数(R²)も低く、不安と時間の間に相関関係があるとは言い難い。実際どのようなリスクに対する評価が行われたかを確認するために、表-1に東京電力のウェブサイトコーパスと Twitter によるコーパスのそれぞれにおける共起頻度上位 40 位の共起語を示している。

東京電力の場合は「放射能（放射線）」に対する評価として、`物質`、`判断`、`調査` のような科学的および事務上の単語が目立ち、感情や危険な状況を示す言葉は見当たらない。一方、Twitter は`病院`、`人体`、`心配`、`怖い` などと身の安全と感情的な単語が見られ、比較的不安と関連深い単語を確認することができる。このような単語が時間と共にどのように変動したかを分析するために、東京電力と Twitter で共通で見られる単語を取り出し、それらの共起パターンを考察することとする。しかし、より厳密に不安変動を測定するためには、Twitter ユーザーの発話回数パターンや発話内容における言語出現頻度パターンなどの変化について分析が必要になる。しかしこの問題は本稿の域を越えており、今後の課題としたい。

表-1 「放射能（放射線）」の共起語

TEPCO							
1	発電	11	測定	21	午前	31	素
2	通常	12	境界	22	格納	32	実施
3	原子力	13	放出	23	発生	33	完了
4	物質	14	原子	24	一部	34	影響
5	値	15	外部	25	空気	35	事象
6	上昇	16	圧力	26	安全	36	対策
7	午後	17	容器	27	降下	37	調査
8	措置	18	排気	28	確認	38	規定

9	判断	19	周辺	29	構内	39	災害
10	敷地	20	試験	30	屋外	40	特定
Twitter							
1	物質	11	レベル	21	作業	31	場合
2	地震	12	被災	22	気	32	明日
3	情報	13	被害	23	事故	33	観測
4	影響	14	可能	24	原子力	34	必要
5	通常	15	測定	25	危険	35	現在
6	停電	16	怖い	26	人体	36	確認
7	今	17	ニュース	27	技術	37	病院
8	避難	18	心配	28	汚染	38	物資
9	温泉	19	素	29	希望	39	放出
10	拡散	20	爆発	30	報道	40	濃度

5. 結論および今後の課題

本研究では、東日本大震災におけるクライシス・コミュニケーションを対象として、Twitter を用いたコミュニケーションコーパスに基づいてコミュニケーション内容を分析するとともに、不安の計量化とその時間変動について考察した。災害時における人々の不安を計量化し、不安をもたらす要因について明らかにすることは、災害時における政府・企業の情報開示に関する政策的な示唆を得るために重要な研究であると考え、不安の計量化に関する研究は緒についたばかりであり、本研究のみにより重要な政策提言を行うことは不可能であるが、東日本大震災を対象とした分析を通じて、政府・企業の発表情報により人々の不安は多大な影響を受けること、政府・企業と一般の人々によるリスク事象に対する評価内容の間には大きな相違点が存在したことが判明した。本研究ではコーパスの出現頻度や共起頻度を用いて不安を計量化する 1 つの指標を提案したが、Twitter コーパスを素材とした分析を発展させるために今後に残された課題が存在する。第 1 に、本研究で用いた高村らの単語感情極性対応表は、すべての日本語の単語を包括しているわけではない。さらに、Twitter によるコーパスには、造語、省略語、固有名詞、方言などが多く含まれるため、同表を用いて Twitter の評価語の極性を判断することには限界がある。さらに、この対応表は災害時を想定した内容にはなっていないことから、災害時を考慮した適切な対応表を開発することが必要である。第 2 に、災害時における不安を計量化するためにはクライシス・コミュニケーションの内容を分析対象とするだけでなく、Twitter から取得できるユーザーの位置情報、ユーザー間ネットワーク構造、情報伝達の流れなど分析対象範囲を広げる必要がある。これによって災害時における既存

のソーシャルネットワークを活用することができる。例えば、既存のネットワークでハブ（ネットワークの中心）となるキーパーソンを選別し、そのネットワーク構造を明らかにすることは次のリスクコミュニケーションにおいて重要である。さらに、政府と国民間のリスク情報の共有において、ネットワークが十分に形成されているかを確認することができ、十分でない場合においてはそれを補強する試みが必要になる。最後に、本分析は「リスクに対する評価のネガティブ度」を用いて不安の計量化を試みた。今後、Twitter によるコーパスを用いて不安の原因を明らかにしたり、不安とリスク情報の因果関係を考慮して不安計量化の精度を向上させるためにはベイジアンネットワークなど個々人のリスク評価情報の複雑な因果関係を条件つき確率で表す確率推論のモデルを用いて分析方法論の改善を図っていくことが必要であると考え、

参考文献

- 1) Beck, A.T. and Clark, D.A.: An information processing model of anxiety: automatic and strategic processes, Behaviour Research and Therapy, Vol.35(1), pp.49-58, 1997.10
- 2) Slovic, P.: The risk game, Journal of Hazardous Materials, Vol.86, pp.17-24, 2001.
- 3) Slovic, P.: Perception of Risk, Science, Vol.236, pp.280-285, 1987.
- 4) 鄭蝦榮, 小林潔司, 白承志: 災害時の不安計量とリスク・コミュニケーション効果に関する研究, 第 46 回土木計画学研究発表会・講演集 CD-ROM, 2012.
- 5) 鄭蝦榮: 社会資本整備における公的討議に関する研究, 京大工学研究科都市社会工学専攻博士論文, 2008.
- 6) LUPA, A., and MACCUBBINS, M. D.: The democratic dilemma: Can citizen learn what they need to know?, Cambridge University Press, 1998.
- 7) Salton, G. and McGill, J.M.(Eds): Introduction to Modern Information Retrieval, McGraw-Hill, 1983.
- 8) Salton, G. and Lesk, M.: Computer evaluation of indexing and text processing, Journal of the ACM, Vol.15(1), pp.8-36, 1968.
- 9) Takamura, H., Inui, T. and Okumura, M.: Extracting Semantic Orientations of Words using Spin Model, Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL2005), pp.133-140, 2005.
- 10) 東日本大震災ビッグデータワークショップ Project 311, <https://sites.google.com/site/prj311/>