

### 災害情報とソーシャルメディア テキストマイニングによる検討

SAKA UNIVERSITY

第17回異分野融合テキストマイニング研究会 2019.9.28 九州大学





### 心理学研究における「データ」

- ○心理学研究の常套手段
  - ○研究関心=データ測定(収集)対象とする変数を絞り込む
    - 研究者によって統制・操作された環境で実験を実施する
    - 研究者が作成した質問紙調査に回答を求める

#### 「研究者が作り出すデータ」

- 研究関心(を表現しうる変数間の関係)をシンプルに検証すること,生態学的妥当性の確保は,常にジレンマ状態
- 従来的な科学的手法を究めることは、「社会」心理学が目指す ものとはむしろ逆行する場合もある



## 心理学研究における「データ」

- ○もちろん, 別の手段がなかったわけではない
  - ○対象とする変数を絞り込まずに,あるがままを観察・記録する
  - ○書誌学的研究
- ∘ "ビッグデータ"の登場

#### 「皆が作り出すデータ」

- 莫大な量の, かつ構造化されていないデータ
  - 現代社会では,人間行動の多くは,SNSやブログへの投稿や検索サイトで入力するキーワードなど「自発的に提供」しているものから,街中に多数設置されている監視カメラに捕捉されているものに至るまで,好むと好まざるとに関わらず記録されている
- 統制された環境での実験における反応や,お仕着せの質問紙調査への回答より社会的な(人工的でない)データが,大規模に収集でき,心理学の研究対象とできるようになった



#### インターネット・コミュニケーション を対象とするテキストマイニング

- ○インターネット利用の普及と身体化
  - ∘ 掲示板, ブログ, SNSなどで一般市民が自らの手で自らの情 報を発信することがごく日常的な行為になった
  - ○日常のコミュニケーションのプロセスとその所産(自己表現, 相互理解,情報共有など)が,容易に収集可能な形で露出す るようになった
- ○「研究者」ではなく,皆=「研究対象」が作り出すデータ から「心」を読む試みの活発化
  - テキストマイニング(計量テキスト分析)の適用
  - 。よく用いられるのはSNS,特にTwitterやFacebookのデータ





#### Reaction to 9.11

- ▽アメリカ同時多発テロ事件に際するオンラインコミュニケーションデータを使った研究
- - ○事件前後約2ヶ月間に投稿されたブログ記事の内容分析
  - ●衝撃的な事件が人々の心理や行動に及ぼした影響とその時系列的変化の考察
- Back et al.(2010)
  - 事件2時間前から18時間後までのテキストページャ(1対1の ショートメッセージサービス)のログ(Wikileaksにより提供)を対象として感情語の出現頻度を時系列で分析
- Back et al.(2011)
  - データ処理に関する疑念(Pury, 2011)を受けて著者らが再分析。



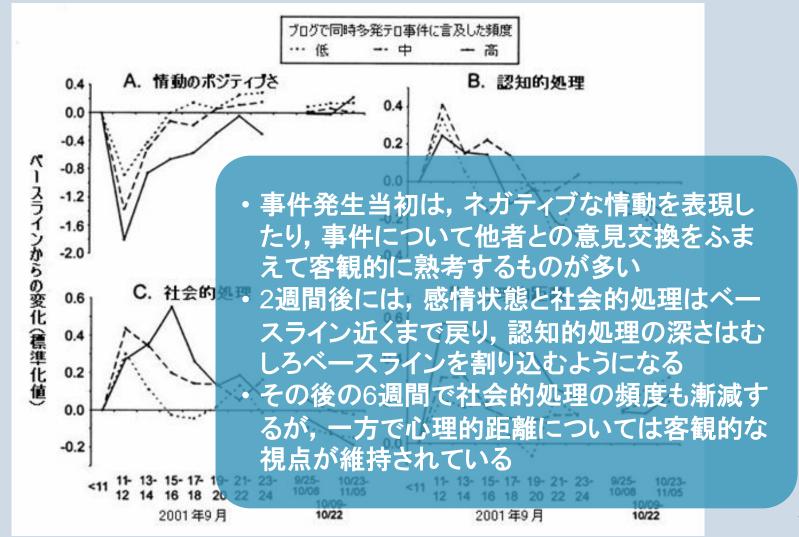


# ○ ブログ/メッセージ投稿に出現する単語をLIWC(Linguistic Inquiry and Word Count)を用いて分類

125					126 127			128	128 129		130					
		Affect					Posemo			Negemo	•		Anx	Anger		Sad
accept	darlin*	funn*	lame*	profit*	suprem*	accepting	freeness	peace*	ache*	envy*	maniac*	sobbing	anxi*	aggress*	jerks	agoniz*
accepta*	daze*	furious*	laugh*	promis*	sure*	accepts	freer	perfect*	aching	evil*	masochis*	sobs	apprehens*	agitat*	kill*	agony
accepted	dear*	fury	lazie*	protest	surpris*	active*	frees*	play	advers*	excruciat*	melanchol*	solemn*	asham*	anger*	liar*	alone
accepting	decay*	geek*	lazy	protested	suspicio*	admir*	friend*	played	afraid	exhaust*	mess	sorrow*	aversi*	angr*	lied	broke
accepts	defeat*	genero*	liabilit*	protesting	sweet	ador*	fun	playful*	aggravat*	fail*	messy	sorry	avoid*	annoy*	lies	cried
ache*	defect*	gentle	liar*	proud*	sweetheart*	advantag*	funn*	playing	aggress*	fake	miser*	spite*	awkward*	antagoni*	lous*	cries
aching	defenc*	gentler	libert*	puk*	sweetie*	adventur*	genero*	plays	agitat*	fatal*	miss	stammer*	confus*	argh*	ludicrous*	crushed
active*	defens*	gentlest	lied	punish*	sweetly	affection*	gentle	pleasant*	agoniz*	fatigu*	missed	stank	craz*	argu*	lying	cry
admir*	definite	gently	lies	radian*	sweetness*	agree	gentler	please*	agony	fault*	misses	startl*	desperat*	arrogan*	mad	crying
ador*	definitely	giggl*	like	rage*	sweets	agreeab*	gentlest	pleasing	alarm*	fear	missing	steal*	discomfort*	assault*	maddening	damag*
advantag*	degrad*	giver*	likeab*	raging	talent*	agreed	gently	pleasur*	alone	feared	mistak*	stench*	distract*	asshole*	madder	defeat*
adventur*	delectabl*	giving	liked	rancid*	tantrum*	agreeing	giggl*	popular*	anger*	fearful*	mock	stink*	distraught	attack*	maddest	depress*
advers*	delicate*	glad	likes	rape*	tears	agreement*	giver*	positiv*	angr*	fearing	mocked	strain*	distress*	bastard*	maniac*	depriv*
affection*	delicious*	gladly	liking	raping	teas*	agrees	giving	prais*	anguish*	fears	mocker*	strange	disturb*	battl*	mock	despair*
afraid	deligh*	glamor*	livel*	rapist*	tehe	alright*	glad	precious*	annoy*	feroc*	mocking	stress*	doubt*	beaten	mocked	devastat*
aggravat*	depress*	glamour*	LMAO	readiness	temper	amaz*	gladly	prettie*	antagoni*	feud*	mocks	struggl*	dread*	bitch*	mocker*	disadvantage
aggress*	depriv*	gloom*	LOL	ready	tempers	amor*	glamor*	pretty	anxi*	fiery	molest*	stubborn*	dwell*	bitter*	mocking	disappoint*
agitat*	despair*	glori*	lone*	reassur*	tender*	amus*	glamour*	pride	apath*	fight*	mooch*	stunk	embarrass*	blam*	mocks	discourag*
agoniz*	desperat*	glory	longing*	rebel*	tense*	aok	glori*	privileg*	appall*	fired	moodi*	stunned	emotional	bother*	molest*	dishearten*
agony	despis*	goddam*	lose	reek*	tensing	appreciat*	glory	prize*	apprehens*	flunk*	moody	stuns	fear	brutal*	moron*	disillusion*
agree	destroy*	good	loser*	regret*	tension*	assur*	good	profit*	argh*	foe*	moron*	stupid*	feared	cheat*	murder*	dissatisf*
agreeab*	destruct*	goodness	loses	reject*	terribl*	attachment*	goodness	promis*	argu*	fool*	mourn*	stutter*	fearful*	confront*	nag*	doom*
agreed	determina*	gorgeous*	losing	relax*	terrific*	attract*	gorgeous*	proud*	arrogan*	forbid*	murder*	submissive*	fearing	contempt*	nast*	dull*
agreeing	determined	gossip*	loss*	relief	terrified	award*	grace	radian*	asham*	fought	nag*	suck	fears	contradic*	obnoxious*	empt*
agreement*	devastat*	grace	lost	reliev*	terrifies	awesome	graced	readiness	assault*	frantic*	nast*	sucked	frantic*	crap	offence*	fail*
agrees	devil*	graced	lous*	reluctan*	terrify	beaut*	graceful*	ready	asshole*	freak*	needy	sucker*	fright*	сгарру	offend*	fatigu*
alarm*	devot*	graceful*	love	remorse*	terrifying	beloved	graces	reassur*	attack*	fright*	neglect*	sucks	guilt*	critical	offens*	flunk*
alone	difficult*	graces	loved	repress*	terror*	benefic*	graci*	relax*	aversi*	frustrat*	nerd*	sucky	hesita*	critici*	outrag*	gloom*
alright*	digni*	graci*	lovely	resent*	thank	benefit	grand	relief	avoid*	fuck	nervous*	suffer	horr*	crude*	paranoi*	grave*
amaz*	disadvantage		lover*	resign*	thanked	benefits	grande*	reliev*	awful	fucked*	neurotic*	suffered	humiliat*	cruel*	pettie*	grief
amor*	disagree*	grande*	loves	resolv*	thankf*	benefitt*	gratef*	resolv*	awkward*	fucker*	numb*	sufferer*	impatien*	cunt*	petty*	griev*
amus*	disannoint*	gratef*	lovina*	respect	thanks	henevolen*	grati*	respect	had	fuckin*	ohnovious*	suffering	inadequa*	cut	niss*	arim* 6



#### Cohn et al. (2004)





#### **Back et al.(2010)**

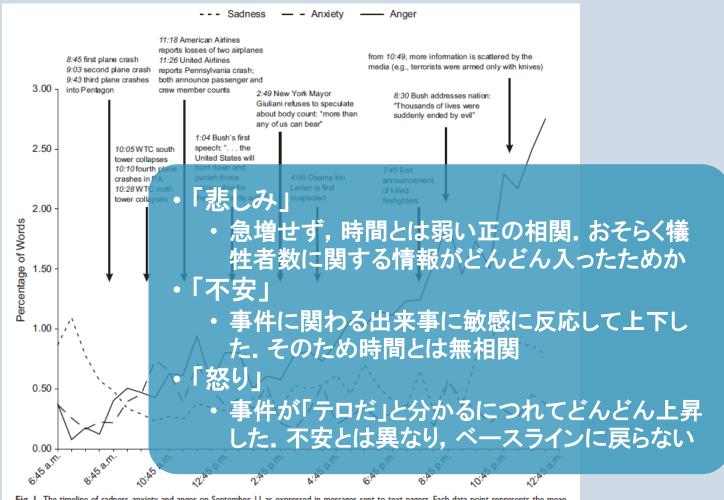


Fig. 1. The timeline of sadness, anxiety, and anger on September II as expressed in messages sent to text pagers. Each data point represents the mean percentage of words related to the specific negative emotion, averaged across 30 min. The time slots start at 6:45 a.m. to 7:14 a.m. on September II, 2001, and end at 12:15 a.m. to 12:44 a.m. on September II, 2001. Exact times and brief descriptions of the most important events of September II are included above the timelines. WTC = World Trade Center





#### Pury(2011)

- Back et al.(2010)が分析対象とした投稿の中に、相当数の自動送信メッセージがあることを指摘
  - Reboot NT machine [name] in cabinet [name] at [location]:CRITICAL:[date and time].
  - このメッセージ中の CRITICAL が<u>LIWCでは「怒り」語に含まれている</u>ため、これらが「怒り感情を表現した投稿」として分類されてしまっている。このメッセージは事件発生後急増しているため、怒りも急増しているように見えている
  - 自動送信メッセージを削除して分析すると、「怒り」語を含む投稿は事件発生前よりは増えているが、時間とともに上昇する傾向は見られなかった



# **Back et al.(2011)**

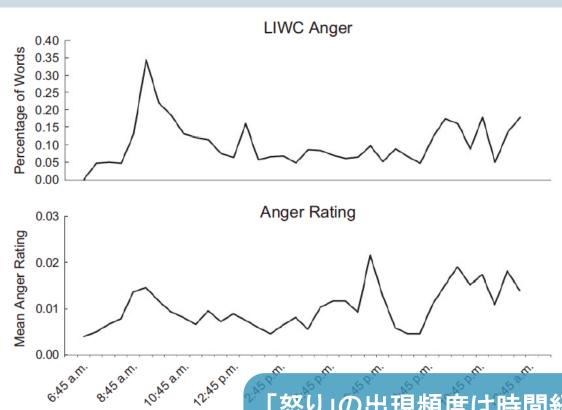


Fig. 1. A revised timeline of anger as expressed in The graphs show (a) the mean percentage of words Pennebaker, Francis, & Booth, 2001) and (b) the mean across three raters for each message) across time sloat 12:15 a.m. to 12:44 a.m. on September 12, 2001.

「怒り」の出現頻度は時間経過との相関がみられないが、その程度は時間と(弱いが)正の相関がみられた





#### 日本で研究する際の難点

- 単語の区切りが明確でないために、形態素解析が初期段階 から困難
- ∘LIWCのような, 意味的な単語分類に使える標準的な辞書 が(ほとんど)なかった

- ∘LIWC日本語版(開発中)
- https://www.taf.or.jp/files/items/1076/File/%E4%BA%94
  %E5%8D%81%E5%B5%90%E7%A5%90.pdf
- J-MFD(Japanese Moral Foundations Dictionary)
- https://github.com/soramame0518/j-mfd





#### 災害/緊急時のSNS利用

- ○日本では,東日本大震災以降,ポジ/ネガティブ両面 で注目を集める
- 発災直後1週間のツイッター投稿数 (ツイッター社調べ、「地震」「避難」「救助」「津波」「原発」を含むツイート数)
  - ○東日本大震災 115万件
  - 熊本地震 2610万件





#### 災害/緊急時のツイッター利用

デマや誤情報の拡散を防ぎ、救援に資するための積極 的働きかけ/試みもなされている



「強いインパクトをもった情報」×「即時+広範囲に伝播しうる構造」の所産





# 東日本大震災とSNS

。ソーシャルメディアにおける災害情報の伝播とその情報に対する感情反応の関連について、東日本大震災直後のツイートログデータを対象として探索的に分析することによって、災害に際する人間の心理と情報行動の関連に見られる特徴を抽出することを試みた

- ∘ 通常ツイート(TW)を対象とした研究(三浦ら, 2015):
- ∘リツイート(RT)を対象とした研究(三浦ら, 2016)





#### 通常ツイートを対象とした研究

○ 2011年3月11日9:00~18日9:00に日本語で発信された全ツイート 175790125件(日本語のみ;約30GB)

東日本大震災ビッグデータワークショップ

**Project 311** 

- 発信スタイルの分類
  - 単独発言,公式RT,非公式RT,リプライ
- 発信内容の分類
  - 災害:天災・人災・複合災害・無関連(関連語言及なし)
  - 感情:ネガティブ(怒り・不安)・ポジティブ×活性・不活性
- ∘ジオタグが付されたデータは全体の0.15%(約20万件)とごくわずかで、 発言者のプロフィールも特定不能のため、発信地域は分類せず
- 。30分間隔で出現頻度を集計



#### 災害関連語辞書

- 震災後1週間分の毎日新聞記事のうち「震災」が含まれるものから,形態素解析により出現頻度の高い1000語を抽出
- 2011年3~4月にインターネット検索で震災に関係する11語と共起していた語(Google Trendによる)と「現代用語の基礎知識オンライン」に震
  - 災関連語として記載された語から 338語を抽出
- ∘ 右表3カテゴリに含めうる語を抽出
- 岩手・宮城・福島で死者行方 不明者の出た市町村・特別区名/ 福島原発事故避難区域+隣接 区域の市町村名を天災語/ 人災語に追加

地震·津波語 (103)	原発事故 関連語(99)	震災関連語 (127)
津波	原発	東日本大震災
救援物資	東電	被災地
募金箱	シーベルト	被災者
余震	放射性物質	被害
死者	放射線量	福島
マグニチュード	原発事故	停電
揺れ	被ばく	避難
遺体	放射線	支援
震度	原子炉	避難所
死亡	保安院	義援金
津波警報	燃料棒	計画停電



#### 感情語辞書の作成

○既存の感情評定尺度や辞典から感情語を収集し、以下の2次元を想定して研究者2名が協議して分類

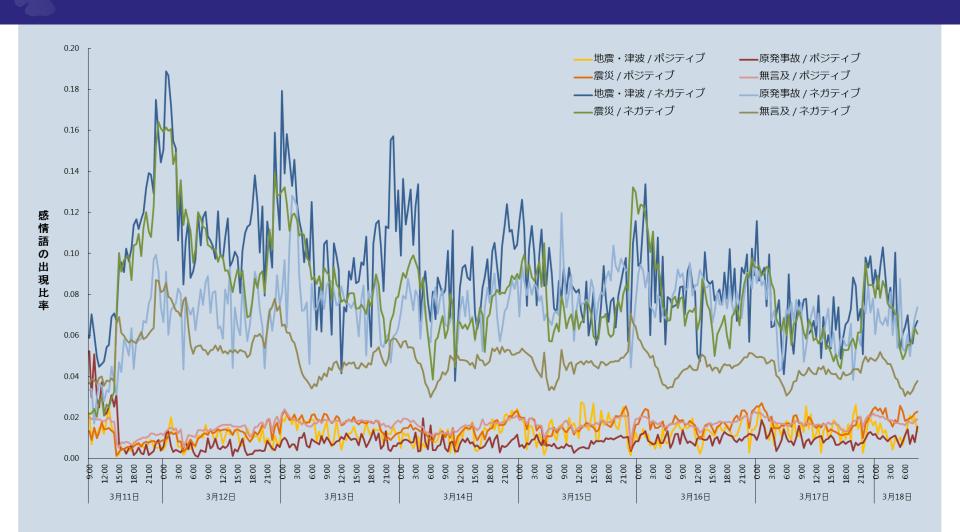
		活性語 43	不活性語 48	
ポジティブ感情	語 27	いきいき,うれしい,愉 快な	落ち着いた, 気持ちよい, 和やかな	
ネガティブ感情語	<b>不安</b> 27	怖い,恐ろしい, つらい 	やるせない, 気がかりな, おろおろ	
64	怒り 37	腹立たしい, ひどい, 憤怒	情けない, 苦い, 恨めしい	

本研究では感情語のみを抽出し、その単語が用いられている文脈を(同時に言及されている災害関連語以外には)検討しないため、なるべく文脈を越えて共通した意味で用いられる語を抽出するよう配慮した。



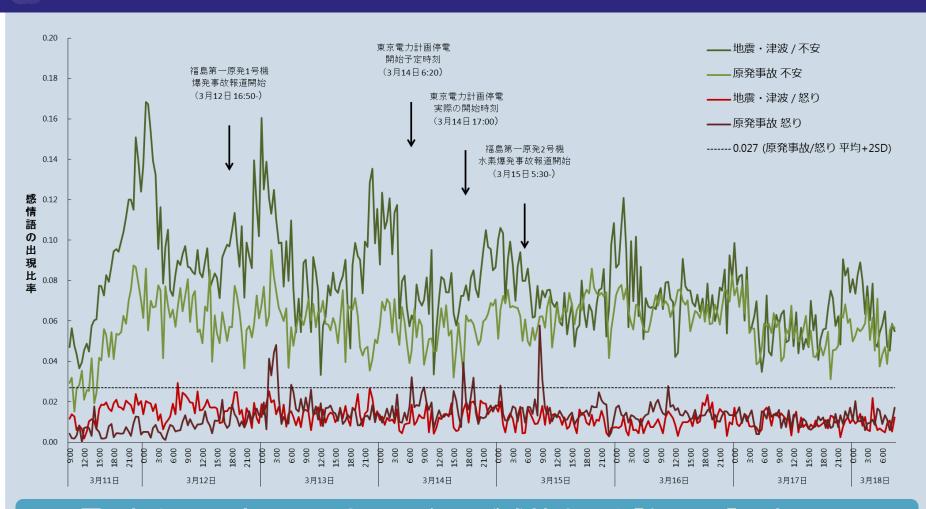


### 感情表出の時系列変化





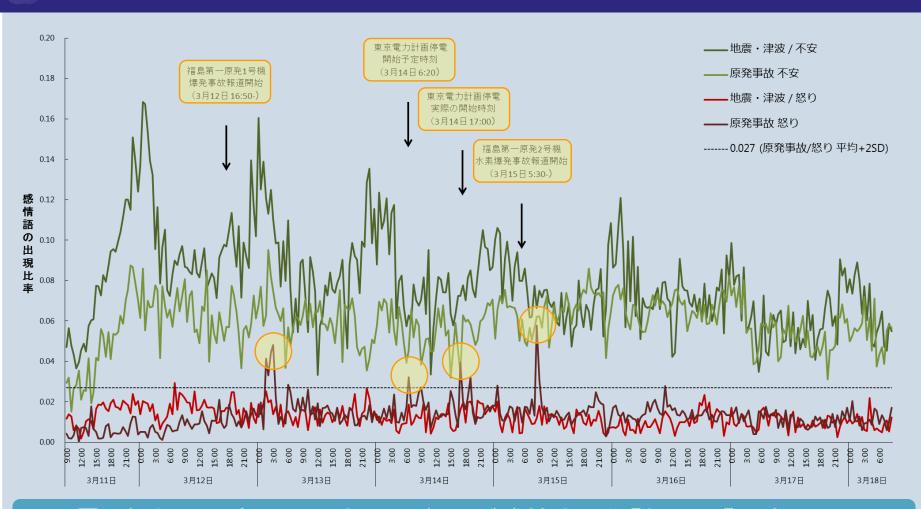
### ネガティブ感情表出の時系列変化



地震・津波/原発事故に関するネガティブ感情表出を「怒り」と「不安」に区別



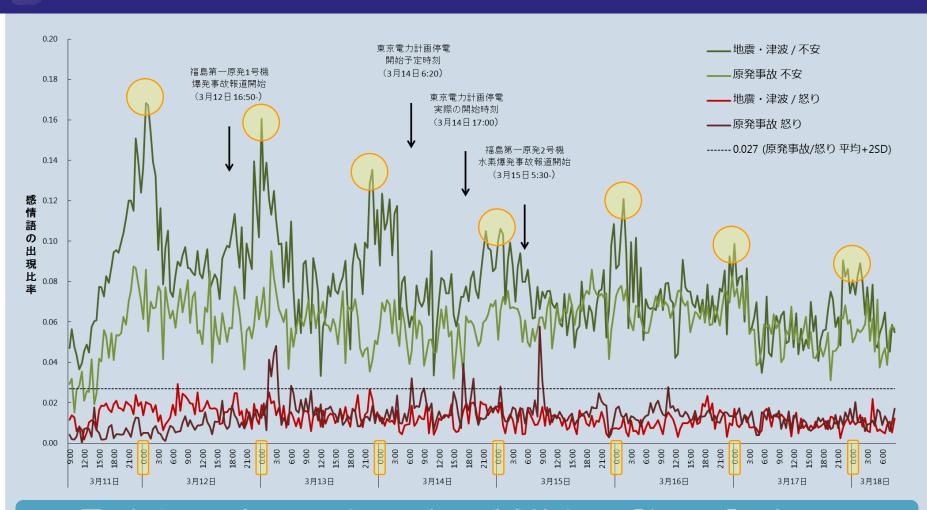
#### 出来事に対応する「怒り」表出



地震・津波/原発事故に関するネガティブ感情表出を「怒り」と「不安」に区別



#### 「不安」表出がもつ概日リズム



地震・津波/原発事故に関するネガティブ感情表出を「怒り」と「不安」に区別





#### 周期性解析

ツイートの内容/表出感情	振幅	95%CI	p value	ピーク時刻
地震・津波/ネガティブ	1.626	1.18-2.07	0.000	23:28
原発事故/ネガティブ	0.373	0.08-0.67	0.009	
震災 /ネガティブ	1.659	1.27-2.05	0.000	0:56
無言及/ネガティブ	0.938	0.72-1.16	0.000	
地震・津波/怒り	0.343	0.09-0.60	0.004	
原発事故/怒り	0.328	0.02-0.63	0.030	
地震•津波/不安	1.696	1.29-2.10	0.000	23:44
原発事故/不安	0.375	0.11-0.64	0.003	
地震・津波/ポジティブ	0.099	-	0.690	
原発事故/ポジティブ	0.163	-	0.162	
震災 /ポジティブ	0.357	0.13-0.58	0.001	
無言及/ポジティブ	0.278	0.13-0.42	0.000	

<sup>※</sup>振幅の値が大きいほど当該出現比率が概日リズムを強く持つことを示す





#### 情報発信と感情反応

- 東日本大震災直後のツイートで言及されている災害の 種類と感情の関連について,時系列変化と日内変動を 分析した
- 最初の巨大地震後にネガティブ感情の表出が急増したが、災害の種類によって表出パタンに違いが見られた
  - ○天災(地震・津波)については時間経過と共に減衰したが、原発 事故については時間経過と相関がなかった
  - ○天災に関する不安の表出には深夜ピークの概日リズムを持っていたが、原発事故に関する怒りの表出は関連する重大事象に敏感に反応していた



# 災害に際するネガティブ感情反応

- 東日本大震災の災害としての最大の特徴:未曾有の複合災害
  - ○大地震や津波などの天災
    - 。余震の予測不能性が強い不安を喚起させる一方, 怒りは喚起されにくい
  - ◦福島第一原発の事故
    - 放射能被害の予測/統制不能性への強い不安と同時に,電力会社や政府, 監督官庁等には怒りが喚起される
- ∘次の研究では、RTされた情報で言及されている災害と それに付随する感情反応の対応関係を検討した





# リツイート(RT)とは

- 利用者が、自らが知り得た情報を転送することでなるべく多くの他 の利用者と共有しようとする行為
- 他者への情報提供志向を強く反映している
- ∘ 東日本大震災では多くの流言(デマ・誤情報を含む)が流布し、そ のうち少なからぬものがソーシャルメディアを介して拡散した
- 流言の発生と伝播に向けて人々を突き動かすのは欲求や感情
  - 強いネガティブ感情(不安,恐怖,憎悪)を伴う情報は拡散しやすい
- 災害時のソーシャルメディア利用を統合的に理解するためには、 数多くRTされた情報に含まれる感情語の特徴やその災害の種類 による差異を検討することが有用





#### 分析対象データ

#### ∘東日本大震災前後のTWデータ

- 2011年3月5日~24日に投稿された日本語TW 332,414,837件
  (鳥海, 2011)から, 当該期間中に10回以上RTされたTW 313,198件を抽出 (総RT数22,486,209回)
- ∘ 災害関連語と感情語がともに1つ以上含まれるTW 7,063件を抽出
- ∘ 抽出されたTW が言及している災害の種類を3名の評定者が再分類
  - 地震・津波:地震,津波,およびそれに伴う建物倒壊・流出や火災など,自然災害に伴う事態に関連(1,550件)
  - 原発事故:放射能による健康被害など,原発事故に伴う事態に関連(1,133件)
  - 。 <mark>震災:</mark>天災と人災のいずれも含むもの(救援物資や寄付金の呼びかけなどもこれに該当する)や,それらによって波及的に生じた事態に関連(3,756件)
  - 非災害:震災前に投稿されたもの、および、震災後に投稿されたが東日本大震災とは関係がないと考えられるもの(624件)





# 例(各カテゴリ最大RT数)

#### ∘地震•津波

 ・地震の時掃除のバイトでラブホテルにいたんだが、セーラー服を着たオッサンが数人慌てて部屋から出てきた。そして、オレに向かって、真面目な顔で現在の状況を訪ね、そのあとオッサン、セーラー服を着たままロビーに待機し、携帯で会社に指示を出していた。別の意味で恐ろしい光景だった(5766)

#### ○ 原発事故

 知り合いの福島の方が、「被ばくで怖いのは、健康被害じゃなくて、差別」と仰っています。彼女は現在 も福島にいます。どうか「自分は差別しない!」と胸を張って言って下さる方、RTを下さい。偽善でも、 その数を見せて差し上げたいんです。(43072)

#### 。 震災

なんと驚いた情報です!日本では物資の空中投下が認められていないんだそう!とっくに自衛隊が孤立被災者に実施してると思ってた。これでは本当に孤立者が死んでしまう。救出前にヘリで食糧を落として何が悪いんだろう。わたしは今これを知り怒りで全身が震えてます。みなさんリツイートをお願い!(9901)

#### 。非災害

「遊ぼう」っていうと「遊ぼう」っていう。「もう遊ばない」っていうと「遊ばない」っていう。そうしてあとで寂しくなって「ごめんね」っていうと「ごめんね」っていう。「こだまでしょうか」「私だ」「お前だったのか」「また騙されたな」「全く気付かなかった」「暇を持て余した」「神々の」『遊び』(13384)





#### 抽出ツイートに含まれる感情語

	ポジティブ	ネガティブ感情語			
	感情語	怒り	不安		
地震•津波	224	333	605		
地辰 洋灰	19.8%	29.4%	53.4%		
原発事故	188	579	826		
原光争収	12.1%	37.4%	53.3%		
震災	1066	1007	1824		
辰火	28.4%	26.8%	48.6%		
非災害	253	114	276		
<b>非</b> 火告	40.5%	18.3%	44.2%		

- ・災害関連のツイートにはネガティブ感情語を含むものが多く、その傾向は地震・津波と原発事故(特に前者)において顕著
- ・不安と怒りでは、全体的に不安感情語を含むツイートが多い一方で、 原発事故においては怒り感情語を 含むツイートが多い
- ・(表には掲げていないが)災害の 種類によらず活性語を含むものが 多い(80%程度)





#### 情報伝播に関わる要因

#### ○重回帰分析

○ データ:3月11日14:46~3月22日 23:59に投稿されたツ

イート 6555件

◦従属変数:RT回数

独立変数:時系列順序, 投稿時刻,言及された 災害,各感情語数

独立変数	回帰係数	標準偏回帰係数
時系列順序	-0.01	037**
投稿時刻	0.00	.017
震災関連	-7.29	005
原発事故関連	10.15	.006
地震•津波関連	-47.46	024
ポジティブ・活性	86.11	.051*
ポジティブ・不活性	45.31	.005
不安•活性	126.52	.078**
不安•不活性	69.49	.041 <sup>†</sup>
怒り・活性	81.15	.048*
怒り・不活性	109.65	.029*
**: <i>p</i> <01, *: <i>p</i> <.05, †: <i>p</i> <.10		





#### 感情⇔情報伝播

#### ○重回帰分析

- 震災から時間が経過するにつれてRT回数は有意に減少
- ネガティブ感情語や 活性度の高い感情語を 含むツイートは多くRT される
- ∘投稿時刻と言及された 災害の種類はRT回数に 有意な影響を及ぼさない

独立変数	回帰係数	標準偏回帰係数
時系列順序	-0.01	037**
投稿時刻	0.00	.017
震災関連	-7.29	005
原発事故関連	10.15	.006
地震•津波関連	-47.46	024
ポジティブ・活性	86.11	.051*
ポジティブ・不活性	45.31	.005
不安•活性	126.52	.078**
不安•不活性	69.49	.041 †
怒り・活性	81.15	.048*
怒り・不活性	109.65	.029*
**: <i>p</i> <01, *: <i>p</i> <.05, †: <i>p</i> <.10		

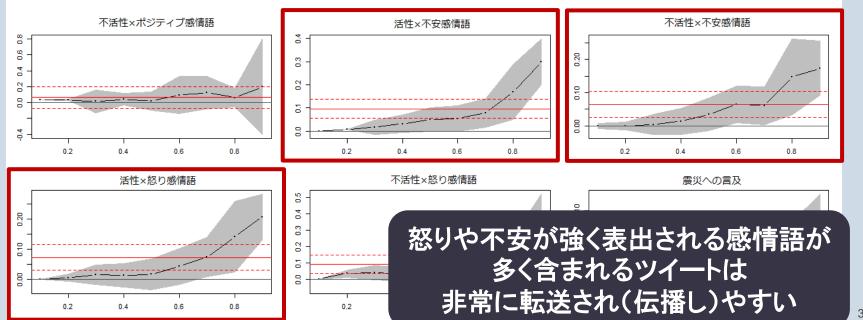




# 極端な伝播性の高さに寄与する感情反応

#### · 分位点回帰分析

○ 重回帰分析と同じ変数を用いて、RT回数(対数変換)の分布の10~90パーセンタイル点を対象とする同時分位点回帰分析を行い、80、90パーセンタイル点における分析結果を「極端に伝播性の高いツイート」の特徴とみなして解釈







#### 情報伝播と感情反応

- 東日本大震災直後に投稿されたツイートの分析によって実証されたこと
  - 事象がもたらす強いインパクトは、人々をSNSでその事象を社会的に共有しようという方向に動機づけ、そこには感情が伴いやすい
  - 強い感情が伴う情報は、そうでない情報よりも伝播性が高い
- 災害時のSNSでの情報発信は,うまくいけば緊急事態の迅速な解決,悪くすれば流言(デマ)の大規模な拡散につながる





### 災害情報とソーシャルメディア

- 多くの人々がソーシャルメディアを利用している現在,彼らの感情や行動についてより現実に近いデータを得られる有用な場のひとつ
  - 今回は投稿内容を対象とするテキストマイニングに特化した研究を 紹介したが,利用者のネットワーク特性に着目した研究もできる
- ○テキストマイニングの際,日本語には特有の分析の困難さはあるが,環境や状況が人心にどのような影響を与えるかを 巨視的な視点で見ることはある程度できたのではないか
  - ただし, 当時とはソーシャルメディア(特にTwitter)のあり方も大いに変わったので, 同じ観点からの分析はもう通用しないだろう
  - 個人的には、「よほどのこと」が起こらなければ手をつけないだろう、 というのが正直なところ...