

# 著名人の自殺による「ウェルテル効果」のメカニズムの検討：ツイッターデータを用いた分析

代表研究者	松林哲也	大阪大学大学院国際公共政策研究科准教授
共同研究者	上田路子	早稲田大学政治経済学術院准教授
共同研究者	澤田康幸	東京大学経済学研究科教授

## 1 はじめに

著名人の自殺に関する報道後に一般の人の自殺が増える傾向があること(ウェルテル効果と呼ばれている)はこれまでいくつもの学術研究(Wasserman 1984; Stack 1987; Niederkrotenthaler et al. 2009; Ueda, Mori, and Matsubayashi 2014)により指摘されている。しかし、なぜ著名人自殺に関する報道が自殺を誘発するののかについては全く理解が進んでいない。そもそも、データの制約から、一般の人々が著名人の自殺にどのような心理的・言語的反応を見せているのかも明らかになっていない。

本研究は、データの制約を克服し、なぜ著名人の自殺報道が一般の人々の自殺を増やすのかについてのメカニズムを解明するために、著名人の自殺に関する報道後に人々がSNS(ソーシャルネットワークサービス)を通じてどのような反応を見せたかを調査した。具体的には、本研究はツイッターの投稿に注目し、著名人自殺に関する報道の直後に投稿されたツイートの数やその内容を分析対象とした。ツイッターなどのSNSから得られる大規模なデータを利用した学術研究は増加している。自殺関連の研究でもツイートの中身から自殺リスクを予想したり(Jashinsky et al., 2014; O’Dea et al., 2015; Colombo et al., 2016)、否定的感情や自殺念慮を測定したり(Cavazos-Rehg et al., 2016; Woo et al., 2015)することが行われてきた。

著名人自殺に対する人々の反応を調べるためにツイッターのデータを用いることにはいくつかの利点がある。1つ目の利点はその規模である。ツイッターは世代や国境を超えて幅広く利用されており、世界中の1ヶ月間のアクティブユーザーが3億人を超えている。特に日本ではツイッターは最も頻繁に利用されているSNSの一つであり、2017年10月時点で1ヶ月間のアクティブユーザーは4500万人にもものぼる。これらのユーザーが日々投稿するツイートを収集することで、非常に規模の大きいデータベースを構築することが可能になる。実際、後述するように、本研究の分析対象である26人の著名人の自殺報道後に投稿されたツイートの数は100万件を超えている。2つ目の利点はデータの質である。多くのユーザーは匿名であり、検閲や他者の目などを心配することなく日々の生活や社会事象について自分の感情や意見を気軽に「つぶやく」ことができると考えられる。よって、会話などから得られるデータに比べて、ツイートデータは著名人の自殺に関する人々の率直な感情を反映したものである可能性が高い。

3つ目の利点はツイートの数や中身の持つ情報である。著名人の自殺に関するツイート数は人々の反応の大きさを示すと考えられ、またツイートの中身は人々の感情的反応を示すと考えることができる。先行研究は新聞やテレビなど伝統的メディアでの報道量を用いて社会の反応の大きさを測定してきたが、これら伝統的メディアは政治家などの自殺をより大きく取り上げることが多かった。そのため、芸能人など若年層により大きな影響を及ぼす著名人の自殺に対する反応が報道量に正確に反映されているとは言い難い。ツイート数を使えばこのような問題を克服し、どのようなタイプの著名人の自殺がより大きな反応を巻き起こしたかを調べるのが可能になる。また、データの制約から著名人の自殺に対する人々の感情的反応を大規模に調査した研究はこれまでなかったが、ツイートの中身を精査することで人々の感情(悲しみや怒り)などを測定することが可能になると考えられる。

本研究はツイートの数と内容のデータを用いることで、人々が著名人の自殺報道にどのように反応しているか、そしてどのような情報がインターネット上で拡散しやすいかを調査した。さらに、ツイッター上での反応とその後の自殺者数を結びつけることで、著名人自殺→ツイート上での人々の反応→自殺者数の3つの変数の関係を明らかにすることを目指した。2節ではツイートの数に注目した分析の方法とその結果を、3節ではツイートの中身に注目した分析の方法とその結果を報告する。

## 2 ツイートの数に注目した分析

### 2-1 データ

ツイートの数に注目した分析では、(1) 著名人自殺の報道の前後に各著名人の名前を含むツイートの数がどのように変化したか、(2) 著名人自殺に関するツイートの数は新聞やテレビにおける報道量とどの程度相関するか、(3) より大きな反応を引き起こした著名人自殺（つまりツイート数の多い著名人自殺）ほどその後の自殺者数の増加が大きかったか、という3つの疑問に答えることを目指した。そのために、以下に述べる4つのデータを用意した。ツイートデータの入手制約のため、分析対象期間は2010年7月から2014年12月までと定めた。

#### (1) 自殺した著名人のリスト

我々の過去の研究 (Ueda, Mori, and Matsubayashi 2014) で用いた方法に基づき、はじめにウィキペディアの「自殺・自決・自害した日本の著名人物一覧」を通じて分析対象期間に自殺で亡くなった著名人のリストを作成した。このリストにはそれほど著名ではないと思われる人が含まれているため、次に読売新聞全国版の記事データベースを使ってリストに含まれる各著名人の氏名を検索し、死亡に関する報道が読売新聞紙上でなされたかを調べた。報道がない場合にはリストからその氏名を削除した。よって本研究での著名人の定義は「読売新聞全国版で自殺に関する記事が掲載された人」となる。最終的に26人（男性22人と女性4人）の著名人が我々の分析対象となった。26人には12人の芸能人、6人の企業人、3人の政治家または判事、3人のジャーナリスト、1人のスポーツ選手、そして1人の科学者が含まれる。さらに読売新聞記事データベースを用いて、各著名人の自殺が最初に報道された日を特定した。

#### (2) ツイートデータ

26人の著名人に関するツイートを収集するために、クリムゾンヘキサゴン社より購入した2010年から2014年にかけてのツイートデータを用いた。クリムゾンヘキサゴン社は2010年7月以降に投稿された全ツイートのデータを保持しているので、そこから2014年12月までを研究の対象期間とした。クリムゾンヘキサゴン社が提供するオンラインプラットフォームを使って各著名人の名前を検索し、各著名人の名前を含む日本語ツイートを自殺報道の前後22日間に絞って収集した。26人の名前を含むツイートを計約100万件集めたが、このうち50万のツイートは4人の著名人を対象としている。最も多かった著名人の場合、20万回ほどツイートが発信された。各ツイートには日時、投稿内容、投稿者の属性、そしてフォロワー数が情報として含まれていた。

#### (3) 新聞報道とテレビ報道のデータ

26人の著名人についての新聞上での報道量を調べるため、読売新聞の記事データベースを利用した。各著名人の自殺について最初の報道から14日間以内に出版された全ての記事に含まれる文字の数を集計した。次に、テレビ番組上での各著名人についての報道量を調べるために、Mデータが提供するTVメタデータを利用した。TVメタデータには東京・名古屋・大阪の3地域の主要テレビ局の全テレビ番組の文字化された放映内容や放映分数などが含まれる。ここでは各著名人の死に関する言及があった場合、報道時間は何秒だったかを測定した。

#### (4) 自殺者数

自殺者数は厚生労働省が管理する人口動態調査の死亡個票データより入手した。死亡個票データには死因、性別、誕生年月日と死亡年月日、居住地域などの情報が含まれる。本研究ではWHOの発行する国際疾病分類のX60-X84を死因とする人々を自殺により亡くなったと定義し、研究対象期間の年月日別に全国の自殺者数を集計した。自殺者数データには計117,374人の情報が含まれる。

### 2-2 分析結果

上記のデータを用い、前節冒頭で述べた3つの疑問に順に答えていく。

#### (1) 26人の著名人の自殺に関するツイート数

著名人26人の自殺報道の前後22日間に投稿されたツイート数は985,735件であった。このうち159,891件は読売新聞上で最初の自殺報道が行われる前に投稿されていた。これはテレビ報道が時間的に新聞発行に先行したためだと思われる。また、393,264件はリツイートだった。

表1は自殺報道の前後22日間のツイート数を著名人ごとに集計した結果を示している。表ではツイート数の多い著名人から順にまとめている。ツイート数の最小値は0、平均値は36590、最大値は195,256であ

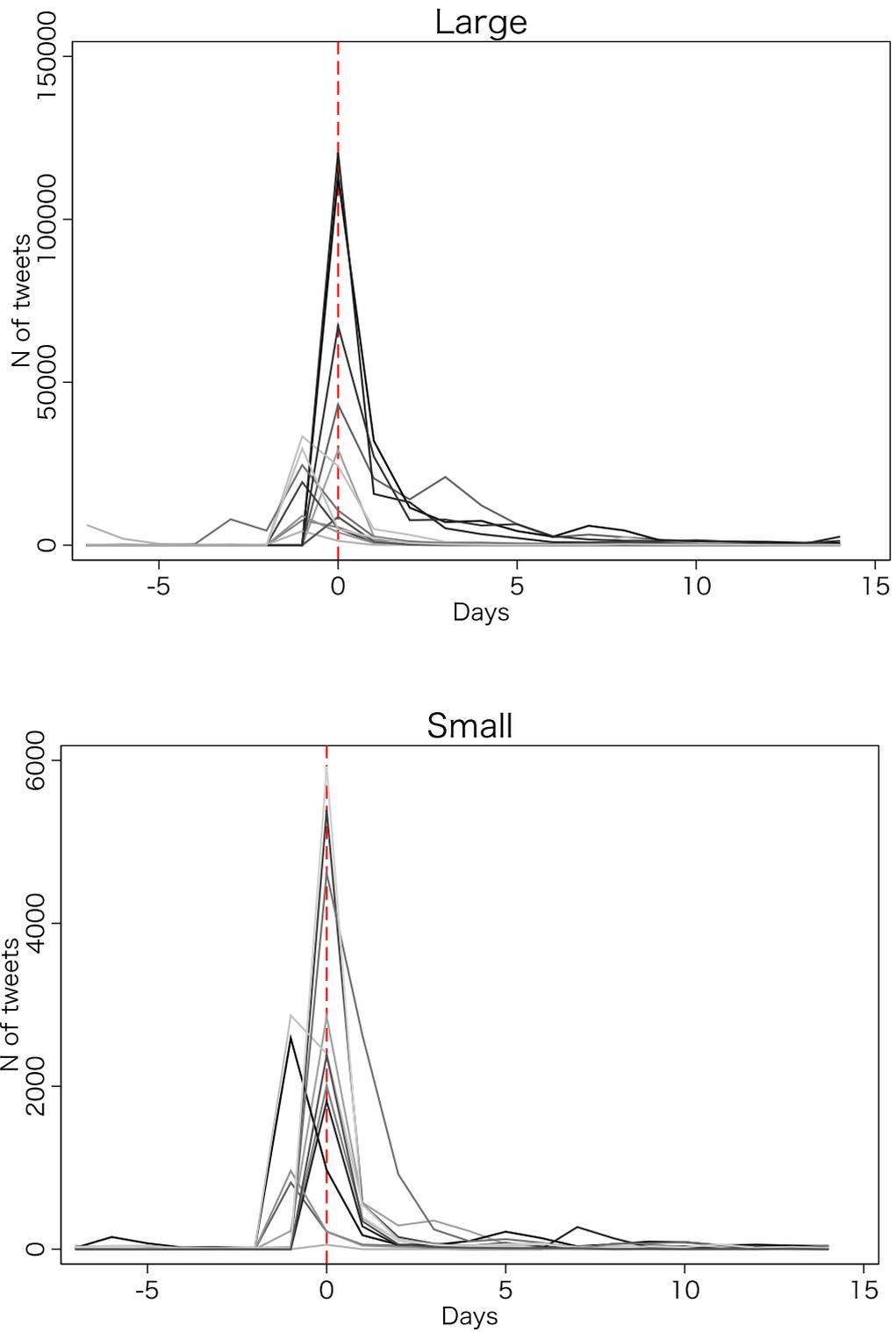
表 1： 26 人の著名人と自殺報道後のツイート数、新聞記事の文字数、テレビ番組の報道秒数

	ツイート数	新聞記事文字数	テレビ報道秒数
<b>Scientist/52/M</b>	195296	18130	122728
<b>Entertainer/24/F</b>	167444	180	23837
<b>Entertainer/62/F</b>	135001	1247	189416
<b>Entertainer/35/M</b>	132439	309	27624
<b>Politician/73/M</b>	74362	7916	43013
<b>Entertainer/45/M</b>	57957	249	551
<b>Entertainer/78/M</b>	39533	1271	53988
<b>Athlete/42/M</b>	34654	2155	19372
<b>Artist/34/M</b>	26221	269	136
<b>Journalist/52/M</b>	19819	252	1823
<b>Entertainer/79/M</b>	15779	290	52
<b>Business owner/64/M</b>	15203	692	5049
<b>Entertainer/57/M</b>	10791	245	728
<b>Entertainer/44/M</b>	10168	195	3576
<b>Entertainer/42/F</b>	9076	249	39738
<b>Business owner /61/M</b>	6981	274	596
<b>Entertainer/34/F</b>	6544	142	8121
<b>Journalist/66/M</b>	6482	152	565
<b>Business owner/73/M</b>	5068	2776	10001
<b>Journalist/56/M</b>	4742	461	1593
<b>Business owner /48/M</b>	3025	122	288
<b>Entertainer/36/M</b>	2890	170	26
<b>Politician/60/M</b>	2655	718	2167
<b>Business owner /72/M</b>	1309	129	43
<b>Business owner /68/M</b>	1271	242	541
<b>Politician/57/M</b>	59	606	0

あった。ツイート数は非芸能人 (14 人、平均ツイート数 24, 793) よりも芸能人 (12 人、平均ツイート数 51, 154) のほうが多い。例外は最上部の著名科学者で、この科学者は研究不正事件に関わる中で亡くなった。

図 1 は自殺報道前後のツイート数を日別にまとめている。横軸は報道前後の各日を示しており、0 が読売新聞紙上で最初の報道が行われた日である。縦軸は各日のツイート数を意味する。ここでは表 1 の著名人を 2 グループに分け、22 日間で 10, 000 以上のツイートで言及のあった著名人を「Large」群、9, 999 以下のツイートで言及のあった著名人を「Small」群と分割した。図 1 を見ると、ほぼすべての著名人について報道当日

図 1: 自殺報道後のツイート数の変化



に多くのツイートが投稿されていることがわかる。ただ前述したように、テレビなどでは新聞より先に報道されることもあり、その結果0より以前にツイート数の増加が見られる著名人も存在する。報道直後から数日が経つとツイート数は急激に減り、10日後には投稿されるツイートがほぼなくなることもわかる。

## (2) ツイート数と新聞・テレビ報道の比較

表1は著名人ごとのツイート数に加えて、当該著名人の自殺に関する新聞記事中の総文字数とテレビ報道の秒数が示されている。表1によれば、ツイート投稿は芸能人の自殺で多く見られるのに対し、新聞は芸能人の死去をあまり報道していないことがわかる。一方で政治家や企業関係者の自殺については、新聞でより多くの報道がなされるようである。ツイッター投稿が多く、さらに新聞・テレビ報道でも多く取り上げられた1人の政治家を除けば、ツイッターと新聞報道が注目する著名人のタイプは異なるようである。ツイッター上での注目とテレビ報道には似たような傾向があるが、テレビは年齢の高い芸能人に注目する傾向があることもわかる。

## (3) ツイートと報道が自殺数に及ぼす影響

最後の分析として、ツイート数が自殺報道後の自殺数に与える影響を調べる。ここではUeda, Mori, and Matsubayashi (2014)の方法を踏襲し、自殺報道の前後に自殺数がどれだけ変化したかをポアソン回帰モデルの推定を通じて明らかにした。ポアソン回帰モデルの左辺には自殺者数、右辺には各著名人の自殺報道日またはその前7日間とその後14日間の各日を指すダミー変数、年固定効果、月固定効果、日固定効果、曜日固定効果を含めた。分析に含まれるのは分析対象期間のすべての年月日で、観察数は1614である。

ツイート数によって反応の大きさが違うと考えられるので、上記のポアソン回帰モデルをツイート数の多い著名人(Large群)と少ない著名人(Small群)に分けて推定する。ツイートの多い著名人ほど人々の注目を集めたと考えられるので、自殺リスクに与える影響も大きいという仮説を立てる。一方でツイートの少ない著名人は自殺リスクにあまり強い影響を与えなかったと想定する。

図2上部はツイート数の多かった著名人のみを含んだ分析の結果である。著名人の数は14人である。ポアソン回帰モデルの推定後に係数をIRRに変換し、図の縦軸に示した。ツイート数の多かった著名人の場合、自殺報道後のIRRとその95%信頼区間は1よりも上に位置することから、自殺数が統計的な意味で有意に増加したことがわかる。例えば、自殺報道後から5日目には自殺数は19.6%(IRR 1.196, 95%信頼区間1.063-1.344)増加している。いくつか例外はあるが、同様の傾向は自殺報道後4日目から10日目ごろまで見られる。

一方、図2下部の図はツイート数の少なかった著名人のみを含んだ分析の結果である。分析に含まれている著名人の数は12人である。この図では自殺報道後のIRRの信頼区間が0をまたぐことが多く、自殺報道後に自殺数の有意な増加は見られない。

図3は新聞報道とテレビ報道でより大きく取り上げられた著名人のみを分析に含めてポアソン回帰モデルを推定した結果を示している。図3上部では読売新聞の記事で文字数が最も多かった10人の著名人、そして下部ではテレビ報道で報道秒数が最も多かった10人の著名人を分析に含めている。図2上部の結果とは異なり、図3上部では自殺報道後に自殺数の有意な増加は見られない。一方で図3下部のテレビ報道に注目した分析では、ツイッターデータを用いた図2上部と似たような結果が見られる。

## 2-3 まとめ

本節の分析では著名人自殺の報道後に投稿されたツイートの数に注目し、著名人自殺に対する人々の反応の大きさを明らかにしようとした。さらに、ツイッター上で大きな反応を起こした著名人ほど人々の自殺リスクを高めるという仮説を検証した。分析の結果、著名人の自殺報道後にはその著名人に関するツイッター投稿が急上昇すること、ツイッター上でより大きな反応を集める著名人と新聞紙上で取り上げられる著名人の種類が異なること、そしてツイッター上で大きな反応を集めた著名人の死後には自殺数が増加する一方、ツイッター上であまり大きな反応を集めなかった著名人や新聞でより大きく取り上げられる著名人の死後には自殺数の増加が見られなかったことがわかった。

これらの分析結果は、これまでよくわかっていなかったウェルテル効果のメカニズムの一端を明らかにするという意味で非常に重要な知見であると言える。ただし、本節の分析はツイート数のみを取り上げておりツイートの中身の情報を全く利用できていない。著名人の種類によっては、人々は異なる感情的反応を示すことも考えられ、これがウェルテル効果の大きさに影響を及ぼしている可能性もある。次節ではツイートの中身を分析することで、著名人自殺の報道後に人々がどのような感情的反応を見せているかを調査する。

図2：総ツイート数別の自殺報道後の自殺数の増加率

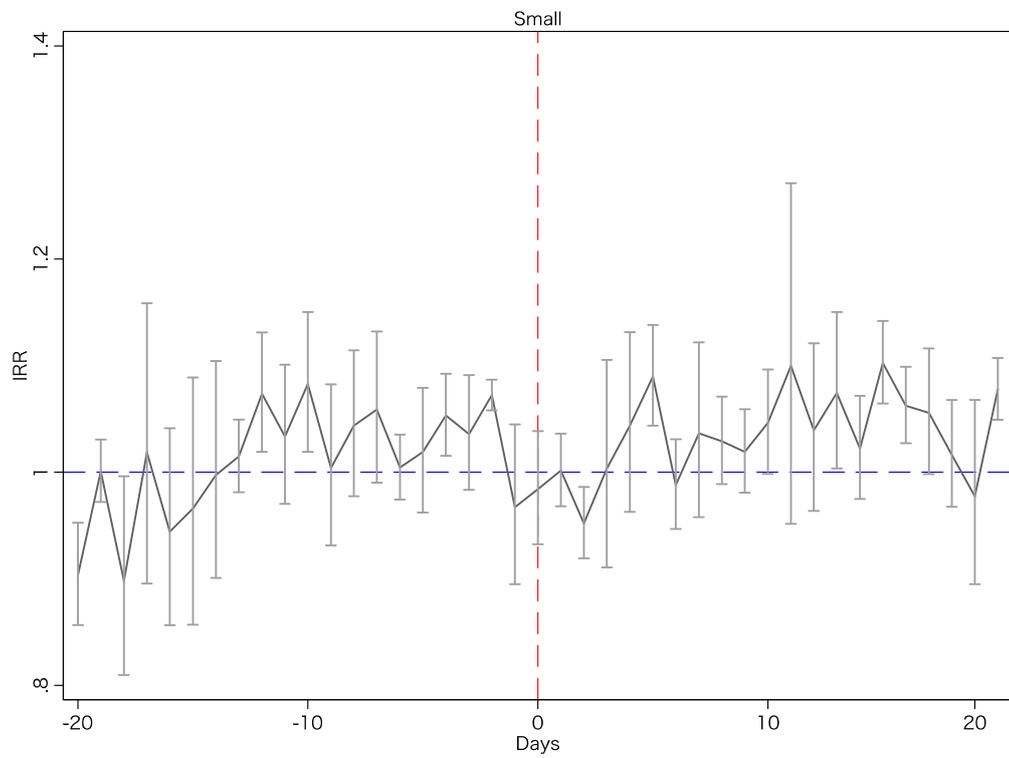
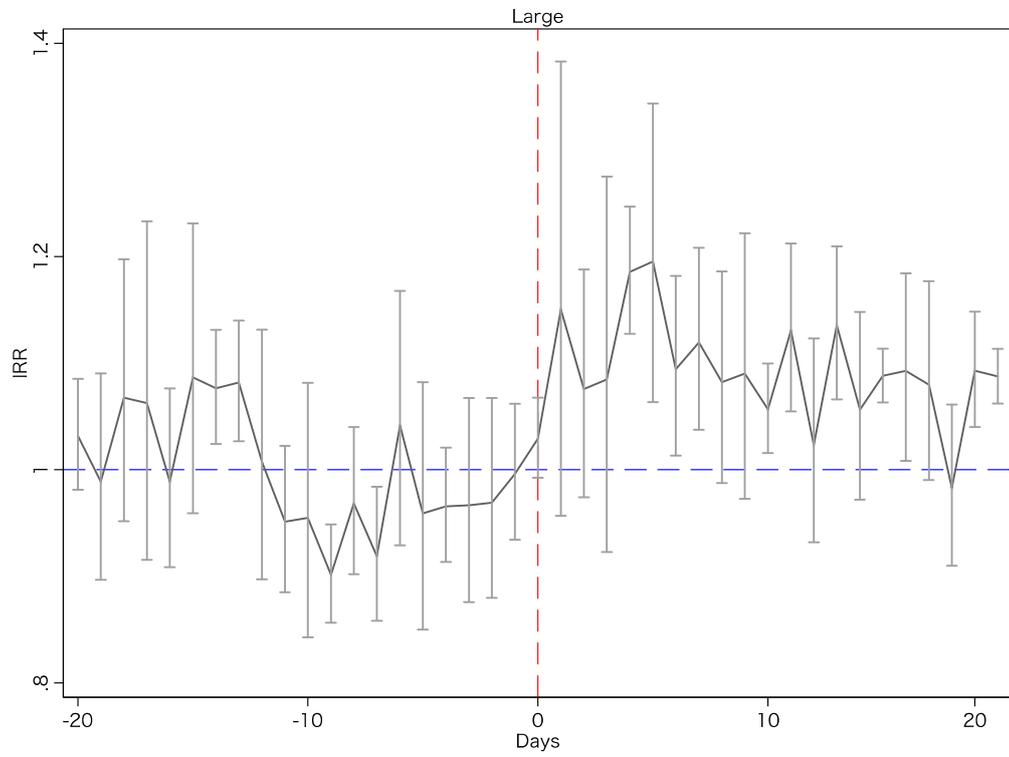
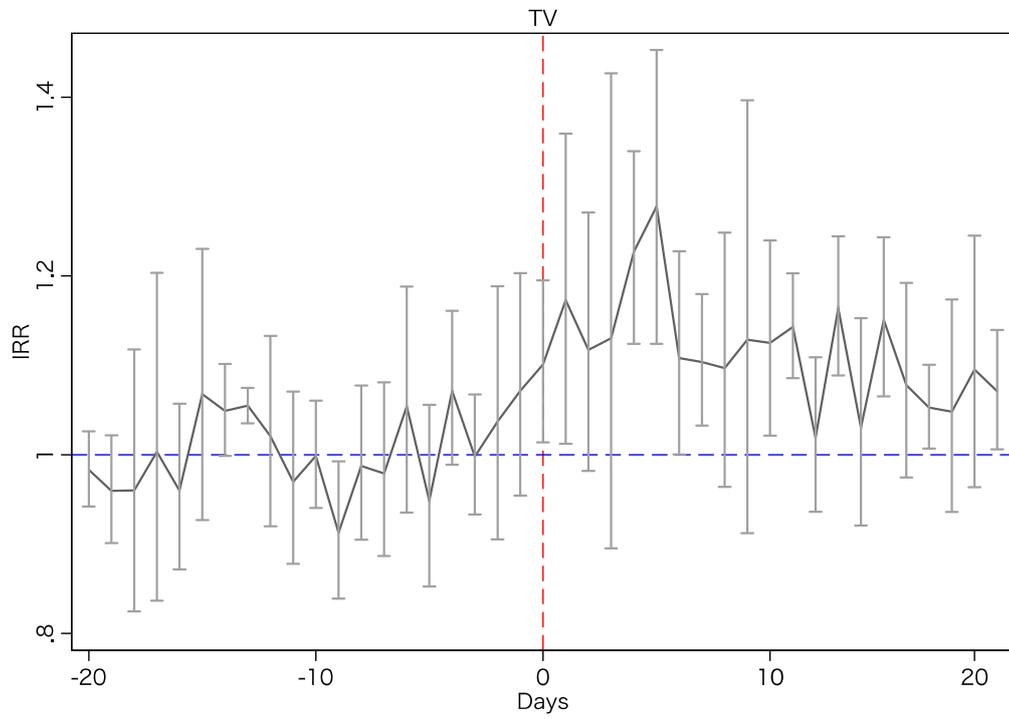
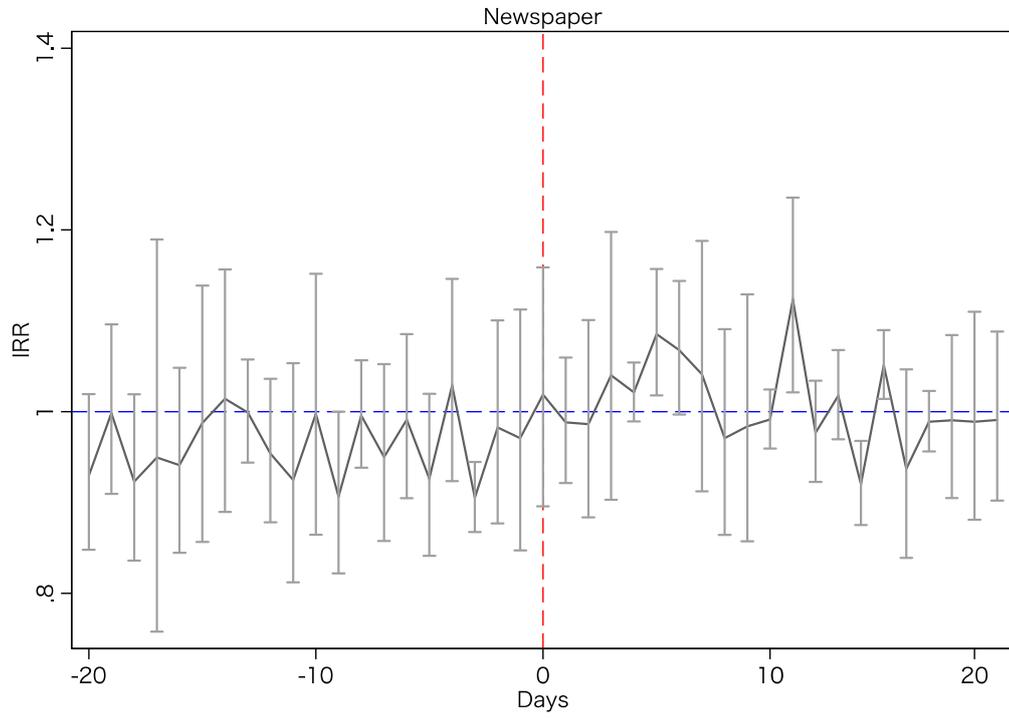


図3：新聞報道とテレビ報道が多かった著名人自殺報道後の自殺数の増加率



### 3 ツイートの内容に注目した分析

#### 3-1 データ

本節では前節と同じデータを使用して分析を進めていく。2010年から2014年に亡くなった26人の著名人に関するツイートデータはクリムゾンヘキサゴン社より入手した。前節では26人の著名人の自殺の報道前7日間と報道後15日間(報道当日を含む)についてのツイートを各著名人の名前を使って収集し、その数を著名人別や日別にまとめた。本節では個々のツイートの内容を以下に紹介する方法で分析していく。また自殺報道後の自殺数は人口動態調査より入手した。

##### (1) ツイートデータの分類

ツイート上ではさまざまな感情を表明することができる。特に日本語の場合には、限られた文字数の中でも漢字を使って複雑な感情を吐露することが可能であるといえる。著名人の自殺報道に触れた人々は多種多様な反応を見せること考えられるが、本稿ではその中でも主要な反応として「驚き」、「悲しみ」、「お悔やみ」、「怒り」、「感情なし(事実のみ)」という5つの感情のカテゴリーに注目する。表2は各カテゴリーの定義をまとめている。

表 2: 5つの感情カテゴリーの定義

カテゴリー	定義
驚き	予期せぬ出来事でありショックを受ける気持ち
悲しみ	悲しみや鎮痛な気持ち
お悔やみ	亡くなった人へのお悔やみ、冥福を祈る、遺族の心配
怒り	亡くなった人へ直接に向けられた怒り、あるいは関係者や社会への憤り
感情なし	感情の表明なし、事実への言及、情報の共有

約100万件のツイートを上記の5つのカテゴリーに分類するために、ここでは教師あり機械学習法を用いた。最初にデータから無作為に10,000ツイートを選び、4人の研究補助者を使ってそれらを5つのカテゴリーに分類した。分類の際には、研究補助者は表2の定義を参考にして各ツイートで表されている感情を判別した。4人の研究補助者による分類がどれだけ一致するかを確認するため、1,000ツイートについては4人全員が分類を行い Intercoder Reliability (ICR)を計算した。残りの9,000ツイートは4等分され、それぞれの研究補助者が分類を行った。なお4人の研究補助者のうち1人の分類が残りの3人の分類と著しく異なるため、この研究補助者が担当したツイートは全て削除した。この結果、7,741件のツイートが残り、ICRが0.843、Cohen's Kappaが0.715、Krippendorff's Alphaが0.714となった。

##### (2) 機械学習モデルのトレーニング

研究補助者が行ったのと同様の分類を機械的に行うために、各ツイートの形態素解析を行った。ここでは形態素解析ツールとしてMeCab(Kudo 2016)を用い、さらに新語に強いとされるmecab-ipadic-neologd(Sato, Hashimoto, Okumura 2017)を補助的に用いた。さらに、絵文字や顔文字などの分類も行うためにPythonのja\_tokeniser(Fahey 2017)も使用した。

次にPythonのscikit-learn機械学習ライブラリを用い、複数の機械学習モデルを試しその中で最も有効だと思われるものを選択した。3人の研究補助者により分類された7,741ツイートを訓練データとテストデータに何度も分割し、各モデルを訓練データで訓練した後にそのモデルの有効性をテストデータで記録した。モデルとして使用したのは2種類のナイーブベイズモデル、サポートベクターマシン、確率的勾配降下法、10本の決定木によるランダムフォレスト、そしてニューラルネットワークである。最終的に最も有効と判断されたのは線形サポートベクターマシン法で、2乗ヒンジ損失関数、L2正則化、0.1のペナルティ項を用いた。線形サポートベクターマシン法はテストデータに対し0.805の正答率を記録し、これは確率的勾配降下法の正答率(0.79)やRadial Basis Function(RBF)カーネルによるサポートベクターマシン法の正答率(0.78)よりも若干高かった。この結果は、線形サポートベクターマシン法による分類は研究補助者の分類と8割ほど一致することを意味している。この数値は研究補助者間の一致率(0.843)と同程度になっている。この結果は、機械学習による分類は人間による分類と同程度にはうまく機能することを意味している。

最終的には線形サポートベクターマシン法を使って残りの全てのツイート(n=974,891)の5つのカテゴリーに分類した。分類されたツイートを著名人別と日別に集計し、いくつかの分析を行った。ここでは、著名人の自殺報道後には

ツイッター上でどのような感情がより多く表明されたか、著名人のタイプによって表明される感情に違いがあるのか、またどの種類の感情のツイートが多いほど自殺リスクを高める可能性があるのかを調査した。

### 3-2 分析結果

#### (1) ツイートの分類

図4は26人の著名人の自殺報道後に投稿されたツイートを5つの感情カテゴリーに分類した結果を示している。縦軸はツイートの数を意味する。報道初日から数多くのツイートが投稿されているが、その多くは感情表明を含まない。つまり、著名人自殺に対して大部分の人々は事件への(弱い)関心を示しているだけであり、感情的な反応を示しているとは言えない。感情的反応で最も数が多いのは驚きであり、それについてお悔やみを含むツイートの数が多い。悲しみや怒りを含むツイートの数は比較的少ない。

図4: 各感情カテゴリーのツイート数

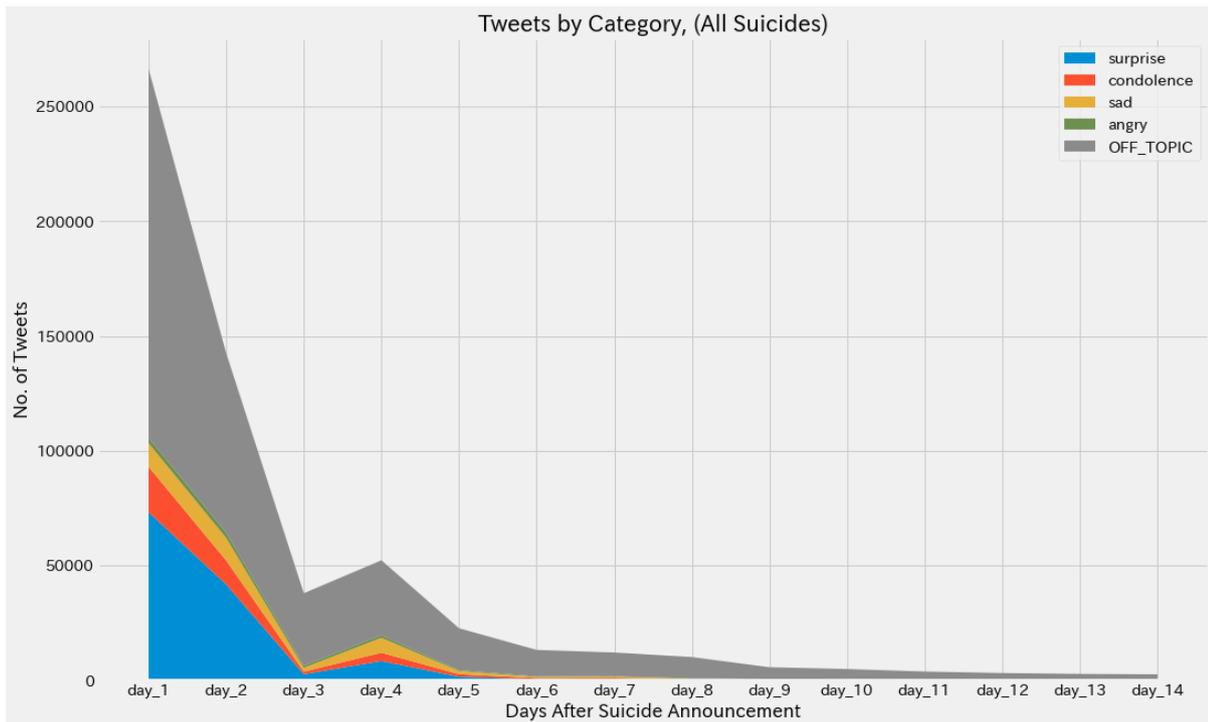


図4の解釈には注意すべき点がある。前節の表1で示したように、ツイートの多くは数名の著名人に集中しているため、ツイート数を使った場合にはツイート投稿の少なかった著名人の自殺に対する人々の反応を理解するのは難しい。そこで以下の分析では5つの感情カテゴリーに含まれるツイート数の割合を計算し、どのカテゴリーのツイートが多いか少ないかを見ていく。さらに、ツイート数の少ない著名人については各感情カテゴリーに含まれるツイート数が少なくなってしまうため正確な情報を得ているとは言い難い。ここでは自殺報道の前後22日間のツイート数が10,000を超えている18人についてのツイートの分析を行うこととする。

図5は各感情カテゴリーに含まれるツイートの割合をまとめている。すでに図4で見たように、ツイートの大部分は何の感情表明も含まない。驚きを含むツイートの割合は報道直後には約30%ほどだが、日が経つにつれてニュースに触れる人々の数も増えていくためその割合は徐々に減少していく。一方、お悔やみや悲しみを含むツイートの割合は5%ほどと多くはないが、その割合は報道後14日間では大きくは変化しない。さらに割合の低い怒りを含むツイートについてもお悔やみや悲しみと同様の傾向が見られる。

図6では18人の著名人を男女に分け、亡くなった著名人の性別によって人々の感情的反応が異なるかを見ている。18人のうち、14人は男性で残り4人が女性である。女性の数が少ないため解釈には注意が必要であるが、いくつか興味深い結果が見られる。男性著名人と比較して、女性著名人の自殺後には驚きと怒りがより多く表明されるようである。一方で、お悔やみや悲しみのツイートの割合は男性著名人のほうが多い。

図 5: 各感情カテゴリーに含まれるツイートの割合 (18 人の著名人のみ)

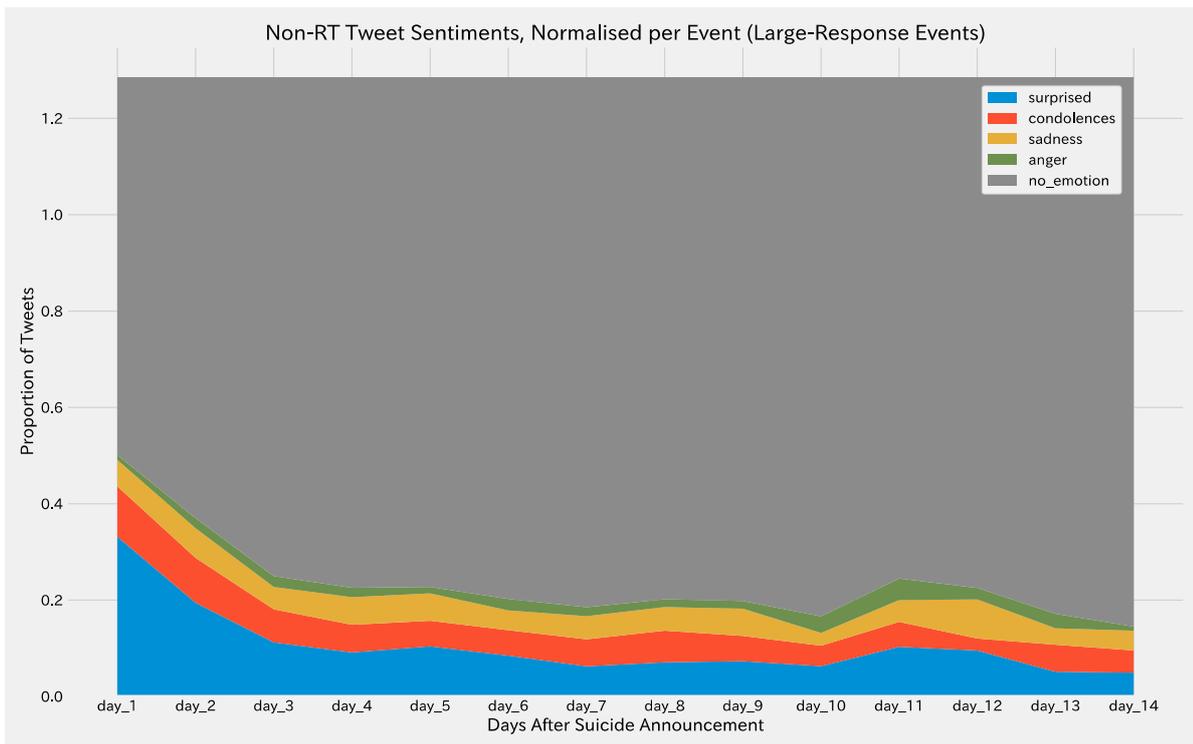


図 6: 各感情カテゴリーに含まれるツイートの割合、男女別 (18 人の著名人のみ)

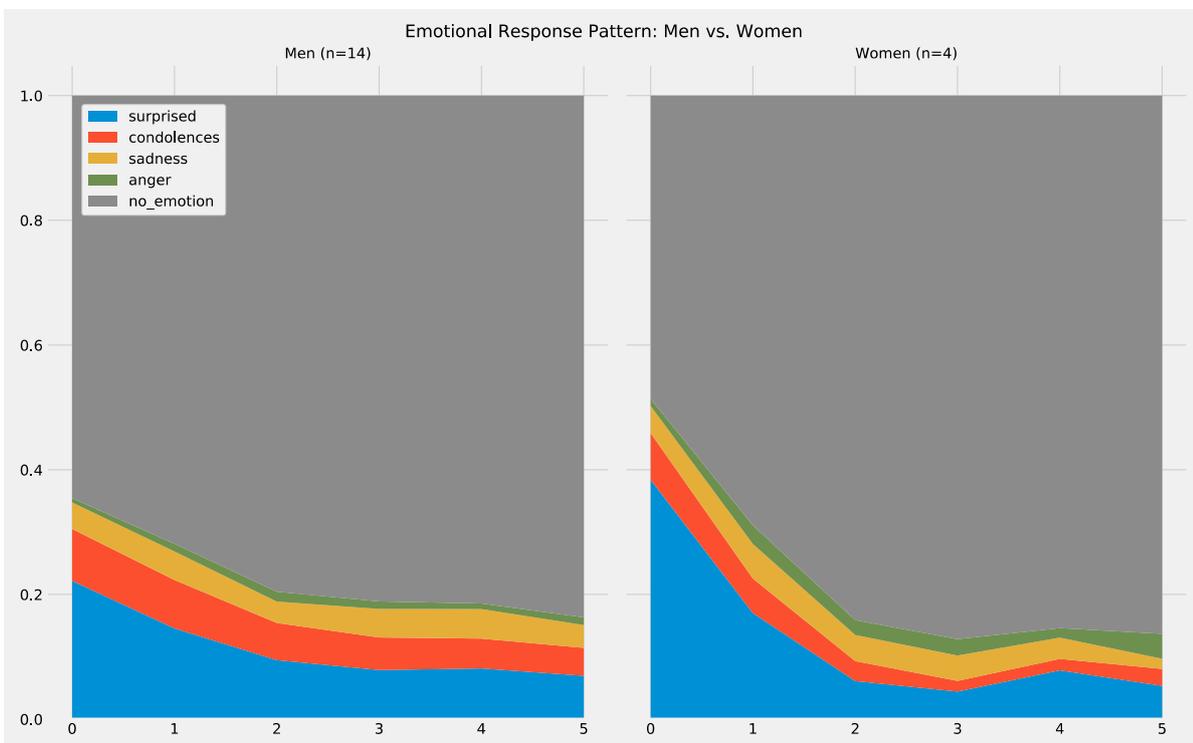
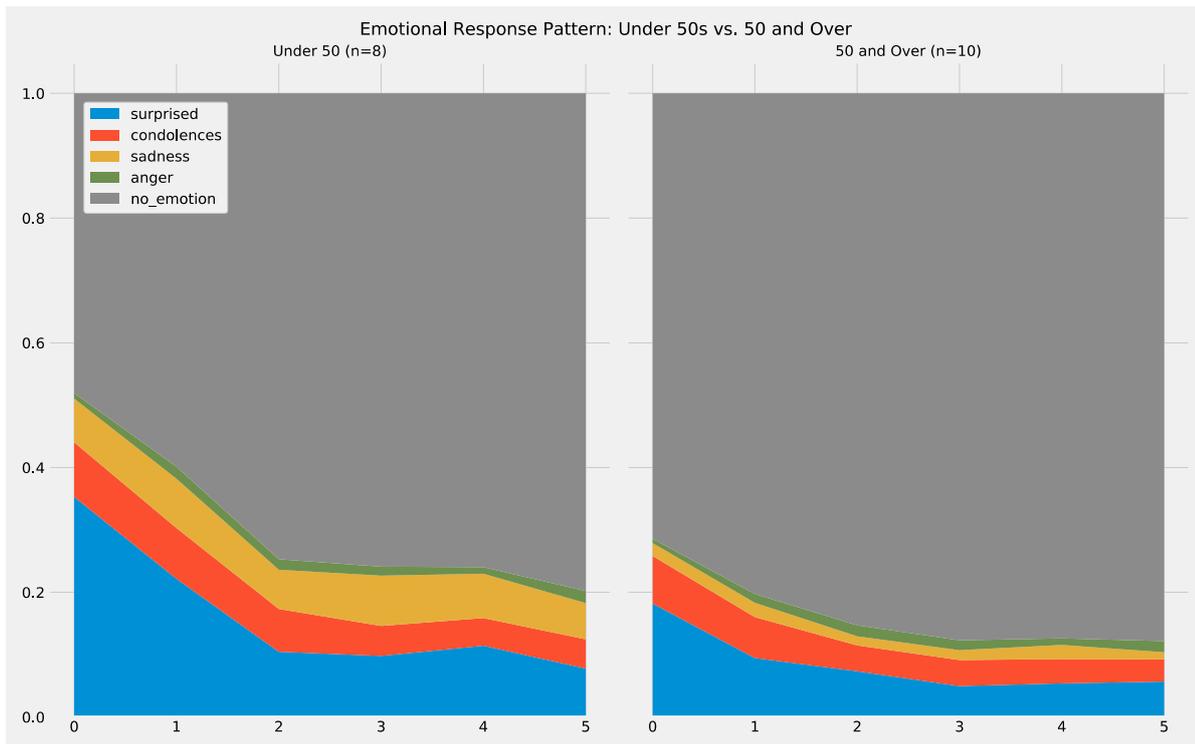


図 7 は著名人を年齢別に分け、亡くなった時点で 49 歳以下の著名人 (n=8) の結果を左図に、50 歳以上の著名人 (n=10) の結果を右図に示している。年齢の低い著名人のほうが感情的反応をより大きな引き起こすこと、特に驚き

図 7: 各感情カテゴリーに含まれるツイート数の割合、年齢別 (18 人の著名人のみ)



や悲しみの表明が多いことが見て取れる。ツイッターユーザーの多くは若年層や中年層であり、自分たちの年齢に近い著名人の自殺にはより大きな反応を示すのかもしれない。

(2) ツイートで表明された感情と自殺

次に、ツイートで表明された特定の感情が人々の自殺リスクと結びつくかどうかを検討する。2 節の分析から、ツイート数が多く人々の反応が大きかった著名人ほど自殺を増やす傾向にあることがわかっている。そのメカニズムとして、それらの著名人が特定の感情を刺激し、その結果として自殺を増やしたという可能性が考えられる。そこで、4 つの感情カテゴリーのなかで特定のカテゴリーのツイートが増えると自殺も増えるのかを調べてみる。これまでの分析と同様に、各著名人の全ツイートに占める各感情カテゴリーのツイート数の割合を使う。自殺数は著名人の自殺の報道後 14 日間の総自殺数を計算し、それを自然対数に変換した数値を用いる。

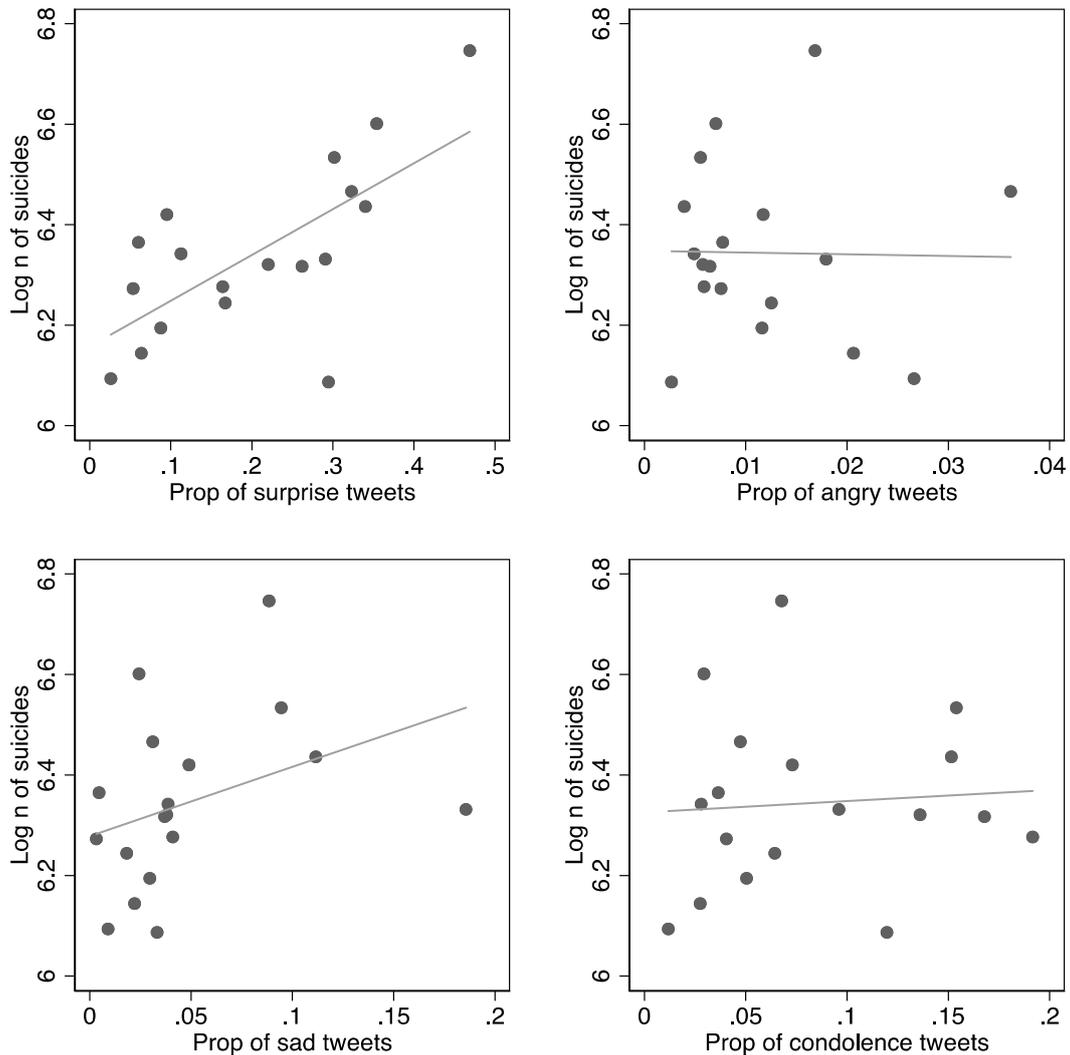
図 8 は驚き、お悔やみ、悲しみ、怒りを含むツイートの割合と自殺数(ログ)の関係を散布図で表している。ここでもツイート数の多かった 16 人の著名人のみを分析の対象としている。一見してわかるのは、驚きのツイートの割合と自殺数の強い正の関係である。悲しみのツイートの割合も弱い正の関係が見られる。一方でお悔やみや怒りのツイートの割合と自殺は何の関連もないようである。さらに、4 つの感情カテゴリーに含まれるツイートの割合と著名人の性別や年齢を同時に回帰モデルに投入した多変量回帰分析を行い、図 8 の結果と同じく、驚きのツイートの割合が増えると自殺も増えるという相関関係があることを確認した。

3-3 まとめ

本分析では教師あり機械学習法を用いて約 100 万のツイートを 5 つの感情カテゴリーに分類し、著名人の死後にツイッター上でどのような感情的反応が見られるか、そして特定の感情的反応の多寡が自殺数と関連するかを調べた。さまざまな分析の結果、全ツイートのうち約 80%は「感情なし (事実のみ)」であり、「驚き」を含むツイートは 10%を占めること、各感情カテゴリーの割合は著名人の年齢や性別によって大きく異なること、「驚き」を含むツイートの割合が多いほど報道後の自殺者数が増える傾向にあることがわかった。

これらの分析は、突然の訃報に接し驚くことが不安定な精神状態を生み出し、それが自殺リスクに結びついているという可能性を示唆している。この可能性はあくまで解釈の行きを出ておらずさらなる検証が必要である。本研究は著名人自殺に対する人々の感情的反応を大規模に調査した初めての研究であり、その意義は大きい。

図 8: 各感情カテゴリーのツイート割合と自殺数(ログ)



#### 4 結論

本研究はなぜ著名人自殺に関する報道が自殺を誘発するのかを解明するために、亡くなった著名人に関するツイートの数と内容を利用した分析を行った。2010年から2014年にかけて自殺した26の著名人に関する100万件のツイートを分析した結果、いくつかの重要な知見を得た。人口動態調査から入手した日別自殺者数と日別のツイートデータを組み合わせた統計分析の結果によると、著名人の自殺後にツイート上でその自殺に対する大きな反応があった場合にのみ、著名人自殺と自殺者数には強い正の相関があることがわかった。一方で、ツイッター上で大きな反応がない場合には、著名人自殺と自殺者数には相関がなかった。また、教師あり機械学習法を用いてツイートの内容を分析したところ、全ツイートのうち約80%は「感情なし(事実のみ)」であり、「驚き」を含むツイートは10%を占めることがわかった。さらに、各著名人の自殺報道から14日間の各感情カテゴリーに含まれるツイート数と同期間の自殺者数の関連を調べたところ、「驚き」を含むツイートの数が多いほど報道後の自殺者数が増える傾向にあることがわかった。

これらの結果はウェルテル効果のメカニズムの一端を明らかにした重要な成果である。また、大規模なツイートデータを機械学習法で分類することで人々の感情的反応の理解を試み、さらにそれを自殺リスクと結びつけたという点でも新規性がある。データの拡張や分析手法のさらなる洗練は今後の研究課題である。

## 【参考文献】

- Cavazos-Rehg, Patricia A., Melissa J. Krauss, Shaina Sowles, Sarah Connolly, Carlos Rosas, Meghana Bharadwaj, and Laura J. Bierut. 2016. 'A Content Analysis of Depression-Related Tweets'. *Computers in Human Behavior* 54 (January): 351–57.
- Colombo, Gualtiero B., Pete Burnap, Andrei Hodorog, and Jonathan Scourfield. 2016. 'Analysing the Connectivity and Communication of Suicidal Users on Twitter'. *Computer Communications* 73 (Pt B): 291–300.
- Daine, Kate, Keith Hawton, Vinod Singaravelu, Anne Stewart, Sue Simkin, and Paul Montgomery. 2013. 'The Power of the Web: A Systematic Review of Studies of the Influence of the Internet on Self-Harm and Suicide in Young People'. *PloS One* 8 (10): e77555.
- Dillman Carpentier, Francesca R., and M. Scott Parrott. 2016. 'Young Adults' Information Seeking Following Celebrity Suicide: Considering Involvement With the Celebrity and Emotional Distress in Health Communication Strategies'. *Health Communication* 31 (11): 1334–44. <https://doi.org/10.1080/10410236.2015.1056329>.
- Fahey, Robert A. 2017. *Ja\_tokeniser: MeCab-Based Japanese Language Tokeniser Optimised for Twitter Data*. GitHub. [https://github.com/robfahey/ja\\_tokeniser](https://github.com/robfahey/ja_tokeniser).
- Jashinsky, Jared, Scott H. Burton, Carl L. Hanson, Josh West, Christophe Giraud-Carrier, Michael D. Barnes, and Trenton Argyle. 2014. 'Tracking Suicide Risk Factors through Twitter in the US'. *Crisis* 35 (1): 51–59.
- Kudo, Taku. 2016. *Mecab: Yet Another Japanese Morphological Analyzer*. GitHub. <https://github.com/taku910/mecab>.
- Niederkrötenhaller, Thomas, Benedikt Till, Nestor D. Kapusta, Martin Voracek, Kanita Dervic, and Gernot Sonneck. 2009. 'Copycat Effects after Media Reports on Suicide: A Population-Based Ecologic Study'. *Social Science & Medicine* 69 (7): 1085–90.
- O'Dea, Bridianne, Stephen Wan, Philip J. Batterham, Alison L. Calear, Cecille Paris, and Helen Christensen. 2015. 'Detecting Suicidality on Twitter'. *Internet Interventions* 2 (2): 183–88.
- Pedregosa, Fabian, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, et al. 2011. 'Scikit-Learn: Machine Learning in Python'. *Journal of Machine Learning Research* 12 (October): 2825–2830.
- Pirkis, Jane E., Philip M. Burgess, Catherine Francis, R. Warwick Blood, and Damian J. Jolley. 2006. 'The Relationship between Media Reporting of Suicide and Actual Suicide in Australia'. *Social Science & Medicine* 62 (11): 2874–86.
- Sato, Toshinori, Taiichi Hashimoto, and Manabu Okumura. 2017. 'Implementation of a Word Segmentation Dictionary Called Mecab-Ipadic-NEologd and Study on How to Use It Effectively for Information Retrieval (in Japanese)'. In *Proceedings of the Twenty-Three Annual Meeting of the Association for Natural Language Processing, NLP2017-B6-1*. The Association for Natural Language Processing.
- Stack, Steven. 1987. 'Celebrities and Suicide: A Taxonomy and Analysis, 1948-1983'. *American Sociological Review* 52 (3): 401–12.
- . 2011. 'Suicide in the Media: A Quantitative Review of Studies Based on Nonfictional Stories'. *Suicide and Life-Threatening Behavior* 35 (2): 121–33.
- Ueda, Michiko, Kota Mori, and Tetsuya Matsubayashi. 2014. 'The Effects of Media Reports of Suicides by Well-Known Figures between 1989 and 2010 in Japan'. *International Journal of Epidemiology* 43 (2): 623–29.
- Ueda, Michiko, Kota Mori, Tetsuya Matsubayashi, and Yasuyuki Sawada. 2017. 'Tweeting Celebrity Suicides: Users' Reaction to Prominent Suicide Deaths on Twitter and Subsequent Increases in Actual Suicides'. *Social Science & Medicine* 189 (September): 158–66.

- Värnik, Peeter. 2012. 'Suicide in the World'. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 9 (3): 760–71.
- Wasserman, Ira M. 1984. 'Imitation and Suicide: A Reexamination of the Werther Effect'. *American Sociological Review* 49 (3): 427–36.
- Woo, Hyekyung, Youngtae Cho, Eunyoung Shim, Kihwang Lee, and Gilyoung Song. 2015. 'Public Trauma after the Sewol Ferry Disaster: The Role of Social Media in Understanding the Public Mood'. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 12 (9): 10974–83.

〈 発 表 資 料 〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Tweeting celebrity suicides: Users' reaction to prominent suicide deaths on Twitter and subsequent increases in actual suicides	<i>Social Science &amp; Medicine</i> 189: 158-166	2017年9月