

都知事選 2014 における “More Tweets, More Votes” 仮説の検証

田中 一輝^{1,a)} 笹原 和俊^{1,b)}

概要: 近年, 計算社会科学の分野でウェブ上のソーシャルデータを用いて, 社会現象の定量的理解や社会心理学的な実証研究等, 様々な研究が活発に行われている. その中でもソーシャルデータを用いた政治選挙の結果予測は重要課題の 1 つである. Twitter と選挙の関係を表す仮説として, More Tweets, More Votes (MTMV) 仮説がある. 本研究では, 2014 年 2 月に行われた東京都知事選挙を題材とし, この仮説が東京都知事選挙において成立しなかったことを示す. さらに, 候補者に対するオンライン注目度を情報エントロピーで計測することを提案し, この指標と得票数との相関が高いことを示す.

The Validation of “More Tweets, More Votes” Hypothesis in Tokyo Gubernatorial Election 2014

KAZUKI TANAKA^{1,a)} KAZUTOSHI SASAHARA^{1,b)}

Abstract: In recent years, various studies have been carried out using social data on the Web in the field of computational social science. These studies include the quantitative analysis of a wide variety of social phenomena and the validation of social psychological hypotheses. The prediction of political election results using social data is one of the most important issues. Previous research proposed a hypothesis on the relationship between election results and tweets, called “More Tweets, More Votes (MTMV)” hypothesis. Here we report that this hypothesis did not hold in Tokyo gubernatorial election on February 2014. Furthermore, we propose an alternative measure of the breadth of online attention to candidates, measured by information entropy, showing that the number of votes obtained and this measure were highly correlated.

1. はじめに

2000 年代中頃に Web2.0 が登場して以降, 人々は情報をウェブに簡単に投稿できるようになり, その結果, ウェブ上には大量のデータが行き交うようになった. Twitter や Facebook などのソーシャルメディアはそのプラットフォームとして機能している. これらのウェブサービスの登場によって, ウェブと人々, あるいはウェブによって繋がった人々間の相互作用については, 多くの研究者にとって興味深い問題となっている.

このようにインターネットによって, 人々のコミュニ

ケーションに変化が生まれている. そして, ウェブのソーシャル化によって, 今まで社会科学の研究では扱うことのできなかった人々のコミュニケーションに関する大量のデータが入手可能となり, ソーシャルデータを対象とする計算社会科学の研究が盛んに行われている.

1.1 Twitter を用いた計算社会科学

Twitter のソーシャルデータを用いた研究は 2010 年以降数多く行われている. いくつかの代表的な先行研究について紹介する. まず, Twitter の情報拡散に注目した初期の研究として Kwak らの研究があげられる [1]. 彼らは Twitter ユーザーのフォロー・フォロワー関係に着目して情報拡散の性質を定量的に分析した. 他の関連研究から, 政治的なハッシュタグを含むツイートはその拡散力が特に強いことや [2], 有名人や人気ブロガーのアカウントによる投稿は一

¹ 名古屋大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nagoya University,
Furo-cho Chikusa-ku Nagoya 464-8601, Japan

a) tanakazu@nagoya-u.jp

b) sasahara@nagoya-u.jp

般のユーザー以上に強い拡散力を持っていることが明らかになっている [3]。また、実世界で生じたイベントの種類に応じて、Twitter ユーザーが創発特性を示すことが「ソーシャルセンサー」や「集合注意」といった文脈で調べられている [4], [5], [6]。

さらに、Twitter のデータは実世界の現象や雰囲気を定量化する際にも有用である。Twitter のリアルタイム性に着目し、Twitter の投稿から実世界で生じているイベントや話題を検知する手法や [7], [8], [9], Twitter ユーザーの幸福度を計測する手法 [10] が提案されている。また、ソーシャルデータを用いた実世界の予測可能性についても活発な議論がある。例えば、Bollen らは、Twitter 内の人々の感情の移り変わりや株価変動の相関関係を明らかにし、株価予測へ応用している [11]。

ユーザー間のオンライン・コミュニケーションに焦点を当てた研究も多数存在する。Goncalves らは、人間が安定して社会的関係を築くことの出来る人数に認知的制限があることを Twitter 内のコミュニケーションで検証し、社会的関係を安定に維持できる交流人数の上限が 150 人程度 (ダンパー数) であることを示した [12]。また、Takhteyev らはユーザー間の地理的な距離に着目し、地理的に近いユーザー同士がより密接に Twitter でコミュニケーションをとっていることも示した [13]。これらの先行研究は、ソーシャルデータが人間行動や社会現象を定量的に研究するための新たな素材として有用であることを示している。

1.2 Twitter と政治選挙

近年、政治選挙や投票行動との関係においてもソーシャルデータは注目されている。よく知られた例として、アメリカでは 2008 年の大統領選挙で、オバマ候補が SNS を有効活用したことが当選の一因だとされている。日本でも 2013 年の参議院選挙よりインターネットでの選挙活動が解禁され、今後ますます SNS が活用されると予想される。このような背景から、ソーシャルデータ、特に Twitter を用いた選挙結果予測についての研究が活発に行われている。

国外の例では、Borondo らは 2011 年のスペイン大統領選挙を対象として、候補者とその政党の Twitter アカウントへのメンション数が実際の得票数と高い相関を示すことや、この選挙戦に関するツイートの大部分がごく少数のユーザーによるものであることを示した [14]。また、DiGrazia らは Twitter の投稿データを用いて 2010 年、2012 年のアメリカの中間選挙、大統領選挙の結果予測を行い、候補者の名前が含まれるツイートが多いほど得票数も多いという結果を示した [15]。種々の指標と得票数との相関を調べた結果、選挙結果の一番有効な予測指標は「ツイートの量」だという結論にいたっている。この事実に基づき、DiGrazia らは「More Tweets, More Votes 仮説」(以下、MTMV 仮説と省略)を提案している。

国内の研究に目を向けると、2013 年参議院選挙における当選者予測を行っているものがいくつかある。舟木らは、候補者の名前を含む投稿を機械学習の分類手法を用いて当選運動、落選運動に分類し、当選運動の比率が大きい候補者は実際の選挙でも当選しやすいことを示した [16]。一方、那須野らは、候補者自身による情報拡散に着目し、どれだけ多くのユーザーに候補者のツイートが行き渡るかという情報拡散の規模が選挙結果に影響を与えることや、また、候補者が Twitter を利用する上で望ましい状態として、候補者が登録されているリスト数が多いほど、そしてフレンド数が少ないほど当選しやすいことを示した [17]。

1.3 本研究の目的

ここまで、研究背景として Twitter を用いた先行研究について、特に Twitter と政治選挙に関する研究について述べてきた。本研究では、先述の MTMV 仮説が日本の政治選挙でも成立するのかどうかを検証し、オンライン注目度という別の観点から選挙予測を検討する。具体的には、東京都知事選 2014 に関するツイートを用いて、都知事選に関する Twitter ユーザーの候補者に対する注目度が実際の選挙結果にどのように関係するのかという観点から、候補者の名前が含まれるツイート (以下、得ツイート) の分布に着目して、MTMV 仮説について検証する。

この仮説の経験的根拠としてよくあげられるのが、「ポリアンナ効果」と、「批判は人気の裏返し」という 2 つの性質である。ポリアンナ効果とは、人間はポジティブに感じる物事ほど言語化して表出しやすいというもので、この効果により、Twitter ユーザーは自分の支持する候補者を応援する趣旨のツイートをしやすいと思われる。逆に候補者を批判するようなツイートがある場合でも、それは多くの人がその候補者を支持していることへの反発である可能性が高いため、その候補者の人気を逆説的に反映していると考えられる。この 2 つの性質から、候補者に対してユーザーがポジティブ、またはネガティブな感情を抱いてツイートしているかは関係せず、結局、得ツイート数が多いほどその候補者の支持者の数が多い (すなわち、MTMV) ということが考えられる。

しかし、文献 [14] で報告されているように、ソーシャルデータは一部のユーザーによる大量投稿が可能であるため、少数のユーザーが同一の候補者に対して大量にツイートしていた場合、得ツイート数だけでは、実際に支持している人は僅かでも、その候補者に話題が集中して見えてしまうというソーシャルデータのバイアスの問題がある。そのため、MTMV 仮説がどの選挙でも成立するとは考えづらい。そこで本稿では、2014 年の東京都知事選挙に関する Twitter 上の投稿を分析して MTMV 仮説が成立するか批判的に検討し、これに替わる有用な指標を提案する。

2. 2014年東京都知事選挙の概要

解析結果を理解するための背景知識として、東京都知事選 2014 の概要について簡単に述べる。2014年2月9日に執行された東京都知事選挙は、汚職発覚に伴い辞任した猪瀬前知事の後任選挙である。選挙の主な争点としては東京オリンピック、原発問題、少子高齢化問題などがあつた。マスコミが報じる有力候補者は舛添、宇都宮、細川、田母神の4氏であつたが、200万票を獲得した舛添氏が2位の宇都宮氏に倍以上の差をつけて当選した。3位は細川氏、4位は田母神氏であつた。他の候補者にはIT企業社長で「ネットの力で既存の政治や選挙をハッキングする」と宣言していた家入氏等、合計16名が選挙に立候補した。したがって、都知事選 2014 の当選者を含め、上記の有力候補者の得票数の順位を Twitter のデータから正しく予測できるか、というのが本研究のポイントになる。

3. データセット

本研究では、東京都知事選 2014 に関するツイートを収集するために、Twitter の REST API を用い、都知事選 2014 に関するハッシュタグを検索語に指定した。使用したハッシュタグには、都知事選と関連性の無いツイート（例えば、宇都宮氏と宇都宮市など、候補者名と一致する地名に関するツイート等）を収集しないように、候補者名や選挙関連のキーワードではなく、都知事選を表すハッシュタグ（#東京都知事選挙、#都知事選）を使用した。これらのハッシュタグ付きのツイートを1月30日から2月18日まで Twitter API の Search を用いて収集した。収集したツイート総数は450,775件、ユニークユーザー数は58,146名であつた。なお、ユニークユーザー数とは、都知事選に関する投稿（前述のハッシュタグ付きの投稿）を1件以上したユーザーの数である。解析の結果、全投稿の半分以上が僅か3%のユーザーによって投稿されたもので、ユーザーによって投稿数の偏りが著しく大きいことが分かつた。また、上記方法で得た全投稿の約8割をリツイートが占めていることもこのデータセットの大きな特徴である。

4. 解析結果

4.1 ツイート投稿数の推移と統計性

まず、都知事選に関するツイートの全体的な特徴を概観する。2014年1月30日から2月18日までの都知事選に関するツイート数（前述のハッシュタグ付き）の変化を図1に示す。都知事選全体のツイート数は特定のイベント日に急激に増加していることが分かる。2月1日に見られるピークは、主要4候補者によるニコニコ生放送での討論会が行われたことに対応する。1月30日には25,000件程度であつたツイート数がこの日は40,000件を超えていた。さ



図1 ツイートの投稿数の推移。選挙執行日は2月9日。

Fig. 1 Time series of daily tweet counts. The election was held on Feb. 9, 2014.

らに大きな変化を見せたのが選挙前日の2月8日である。2月7日には5万弱のツイート数であつたが8日には7万件を大きく超えていた。さらに、選挙当日も前日ほどではないにしても55,000件ほどのツイート数を維持しており、収集期間中2番目に多くのツイートがされた日であることが分かる。そして、選挙終了後の10日以降のツイート数は激減している。このことから、選挙前はユーザーは都知事選に関するイベントに反応してツイートしており、一方、選挙終了後は選挙に関するツイートをあまりしないことが分かる。

図2に投稿数ごとのユーザー数を両対数グラフで示す。両対数グラフで傾きが-1.6の直線となる。よって、都知事選に関するツイートをやるユーザー層はスケールフリー性を示しており、ユーザーによって投稿数は大きく異なっている。この図の左側を見てみると、10,000人以上のユーザーが都知事選に関するツイートを1件のみしか行っていないことが分かる。一方、右側を見てみるとツイート数が100件、1,000件を超えるユーザーも少ないながらも一定数存在している。このことから、得ツイート数という指標で候補者に対する注目度を測る場合、大量に投稿している少数のユーザーが大きな影響を与えてしまうという、先行研究と同様のソーシャルデータのバイアスの問題が見える。

図3に主要4候補と家入氏の得ツイート数の時系列変化を示す。家入氏を含めたのは、IT企業社長がネット選挙をどう戦うかをマスコミが注目していたためであるが、家入氏の得ツイート数は終始低い水準であつた。この図から田母神氏の得ツイート数は2月1日の討論会、選挙前日に他の候補者と比較しても大きく伸びていることが分かる。一方、舛添氏の得ツイート数は選挙終了まで終始低い水準で推移している。結果開示後に舛添氏の得ツイート数が急増しているのは、ニュースで舛添氏の当選速報に反応した

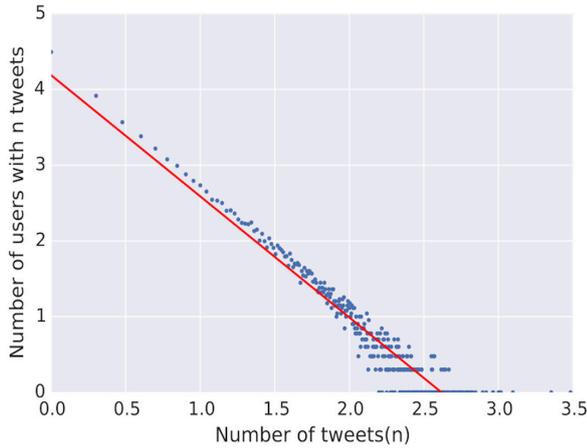


図 2 ツイート投稿数ごとに見たユーザー数の分布 (両対数グラフ).
 フィッティング直線の傾きは約-1.6.
Fig. 2 Distribution of user counts as a function of the number of tweets .

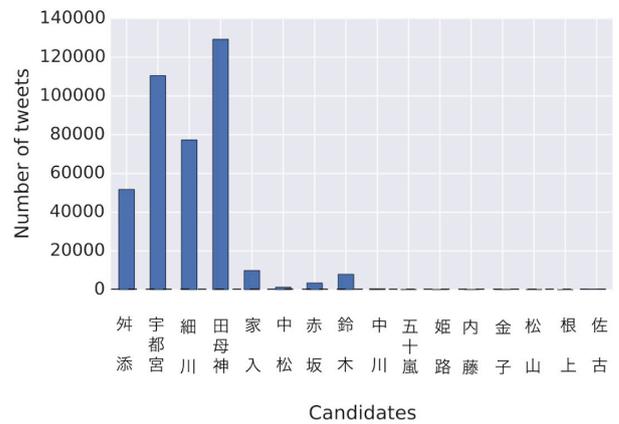


図 4 各候補者の得ツイート数. 左から得票数順位の降順.
Fig. 4 Number of tweets obtained arranged by the number of votes obtained.

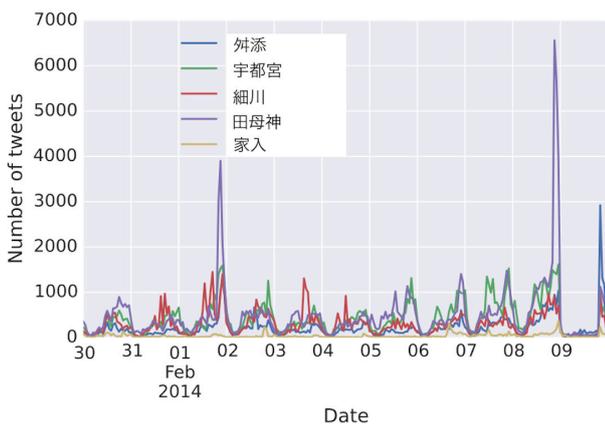


図 3 各候補者の得ツイート数の推移. 1 時間おきに集計.
Fig. 3 Time series of hourly tweet counts for each candidate.

ユーザー, またはニュースアカウントが舛添氏の当選をツイートし, それをリツイートしたユーザーが多いためである. 本研究の目的は選挙結果の予測指標を提案することなので, これ以降の解析対象のデータは 1 月 30 日から投票終了時 (2 月 9 日 20 時) までに収集したツイートとする.

4.2 MTMV 仮説の検証

図 4 に各候補者の得ツイート数を示す. 左から得票数の多い候補者となる. この図から主要 4 候補とそれ以外の候補者で得ツイート数は大きく差があることが分かる. しかし, 主要 4 候補の中で得ツイート数が一番多かったのは, 実際に当選した舛添氏ではなく, 田母神氏であった. 舛添氏の得ツイート数は主要 4 候補のうち最も少なかった.

図 5 に得ツイート数と得票数の関係を示す. なお, 縦軸,

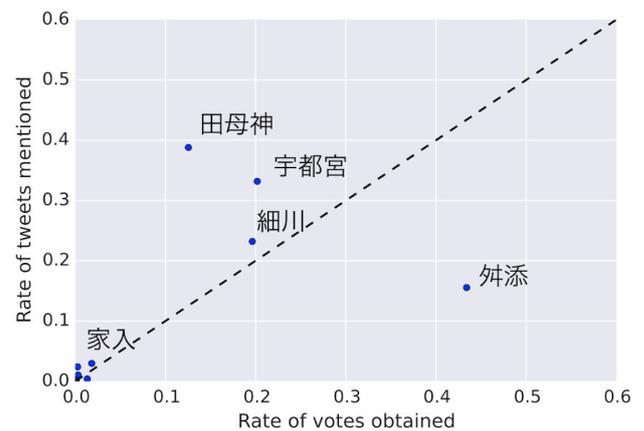


図 5 得票数と得ツイート数の関係.
Fig. 5 Relationship between the number of tweets obtained and the number of votes obtained.

横軸の値は, 縦軸を各候補者の得ツイート数を何れかの候補者の名前を含むツイート数で割った得ツイート率, 横軸を各候補者の得票数を全投票数で割った得票率として正規化している. 破線は傾き 1 の直線で, 両軸を正規化しているため, この直線にそって各候補者のプロットがあれば, 得票数と得ツイート数の相関が高いことになる. しかし, 実際にはほとんどそのような線形の傾向は見られない. 舛添氏は破線から大きく右側, 宇都宮氏は左側, 細川氏は僅かに左側, 田母神氏は大きく左側に位置している. また, それ以外の候補者は, そもそも得票数, 得ツイート数ともに低い値であるため, 図の左下に集まっている. これらのことから, 舛添氏は Twitter ではあまり目立たないが選挙では当選した実世界優位の候補者, 田母神氏, 宇都宮氏は Twitter ではよく話題になるが実際の選挙では落選した

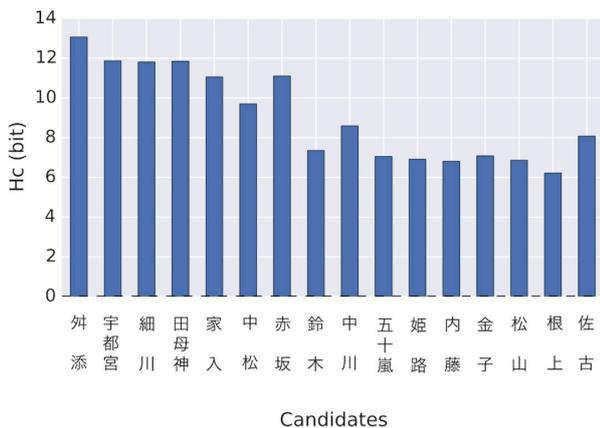


図 6 各候補者のオンライン注目度. 左から得票数順位の降順.

Fig. 6 Breadth of online attention to each candidate (measured by information entropy).

Twitter 優位の候補者と言える．そして，細川氏はその中間に位置する候補者である．全 16 候補者の得ツイート数と得票数の相関係数は 0.65，順位相関係数は 0.85 となった．よって，候補者全体で見たときに，得ツイート数と得票数が弱い相関を示すという点においては，MTMV 仮説は必ずしも間違っているとは言えない．しかし，主要 4 候補者に限って見てみると，得ツイート数は得票数とは相関しておらず，得ツイート数で予測すると田母神氏が当選になるはずだが，実際に当選したのは得ツイート数がかかるに少ない舛添氏である．以上のことから，都知事選 2014 で当選者を予測するという観点においては，MTMV 仮説は支持されないとと言える．

4.3 オンライン注目度としての情報エントロピー

図 2 でツイート総数の大部分は少数のユーザーによるものであったことを示した．これによって，一部のユーザーが特定の候補者（特に田母神氏と宇都宮氏）に関するツイートを集中的に行ったことも考えられる．したがって MTMV 仮説では，一部のユーザーによる大量のツイートが要因となり，得ツイート数が必ずしもその候補者のオンライン注目度を正しく反映しない場合があると考えられる．逆に言うと，より多くのユーザーに満遍なくツイートされる候補者は，オンライン注目度が高いと考えることができる．そこで MTMV 仮説に代わる，候補者に対するオンライン注目度を計測する手法として各候補者の得ツイートの分布から情報エントロピー H_c を測ることを提案する．エントロピー H_c (単位は bit) は次式となる．

$$H_c(x) = - \sum_{x \in U} P_c(X = x) \log_2 P_c(X = x) \quad (1)$$

確率変数 X は各ユーザー， U は全ユーザーの集合である． $P_c(X = x)$ は候補者 c についてツイートしたユーザー

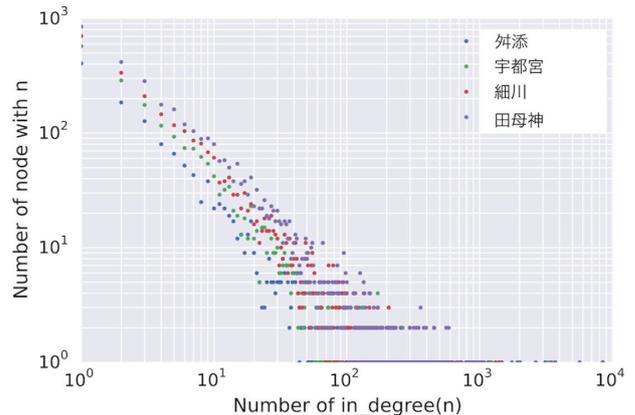


図 7 候補者ごとのリツイートネットワークの入り次数分布.

Fig. 7 In-degree distributions of the retweet network for each candidate.

が x である確率を表す．確率分布が一様に近いほど H_c の値は大きくなる．つまり，満遍なく多くのユーザーが候補者 c についてツイートしている場合， H_c の値は大きくなり，特定のユーザーが候補者 c についての投稿を占めている場合， H_c は小さくなる．これによって，MTMV 仮説の問題点であった大量ツイートをする少数ユーザーの影響を原理的には排除できると期待できる．以下では，候補者 c のオンライン注目度はエントロピー H_c と相関すると仮定して，データ解析を進める．

全候補者 16 名のエントロピー H_c を算出した結果を図 6 に示す．左から右にかけて候補者は得票数の降順に並んでいる．エントロピーの値は当選した舛添氏が約 13.07 で最も高い．他の主要 4 候補は宇都宮氏が約 11.87，細川氏が約 11.81，田母神氏が約 11.85 となっている．その他の候補者については，マック赤坂氏，中川氏，佐古氏のエントロピーはそれぞれ得票順位の近い候補者と比較して高い値を示している． H_c と得票数の相関係数は 0.75，順位相関係数は 0.88 と MTMV 仮説の場合と同程度以上の相関性を示し，主要 4 候補について MTMV 仮説で予測できなかった 1 位，2 位の候補者を的中させている． H_c の 3 位と 4 位は実際の順位とは逆になってはいるが， H_c の値は僅差である．主要候補以外については，一部 H_c が突出している候補者がいるものの，それ以外は， H_c による順位関係はほぼ実際の得票数による順位関係と等しい．よって，エントロピー H_c が高い候補者ほど得票数も多いと言える．

4.4 リツイートネットワークの分析

取得した都知事選 2014 に関するツイートは前述した通り，8 割がリツイートである．よって，リツイートネットワークを分析することは，都知事選に注目しているユーザー

表 1 各候補者のリツイートネットワークにおける入り次数上位 100 ノード.

Table 1 Top 100 nodes (users) in the in-degree rank of the retweet network for each candidate .

	舛添	宇都宮	細川	田母神
舛添	—	33	45	36
宇都宮	33	—	29	13
細川	45	29	—	18
田母神	36	13	18	—

ザーの構造にどのような特徴があるのか知る上で重要となる。ここでは、主要 4 候補者に関する（投稿テキスト内にそれぞれの名前が含まれる）リツイートネットワークをそれぞれ作成した。リツイートネットワークの構築方法は以下の通りである。ユーザー A のツイートをユーザー B がリツイートした場合、ユーザー B からユーザー A に向リンクが形成される。さらに、そのリツイートをユーザー C がリツイートした場合、ユーザー C からユーザー A に向リンクが形成される。今回は簡単化のため、オフィシャルリツイートのみを扱い、リンクの重みはリツイートの頻度に関わらず一律に 1 とした。図 7 に各候補者のリツイートネットワークに関する入り次数分布を示す、この図から、どの候補者ネットワークについても被リツイート数が少ないユーザーが大半を占めるものの、100 回または 1000 回以上リツイートされるユーザーも一定数存在することが分かる。

次に、各候補者のリツイートネットワークに関して、入り次数上位 100 ノード、つまり多くのユーザーにリツイートされるユーザーを算出し、他の候補者の入り次数上位 100 ノードとの重複数を調べた。それを表 1 に示す。表 1 の 2 行目を見ていくと、宇都宮氏の入り次数上位 100 ノードは舛添氏と最も重複数が多いことが分かる。そして細川氏、田母神氏の入り次数上位 100 ノードにおいても同様の特徴が見られる。よって舛添氏の入り次数上位 100 ノードは他の主要 3 候補者との重複数が多いことが分かる。一方、田母神氏の入り次数上位 100 ノードは舛添氏以外とは重複数が少ない。これらの結果から、舛添氏への注目は他の候補者への注目と同時に起きやすい傾向があり、田母神氏にはそのような傾向が見られない。この傾向は舛添氏のエンтроピーの高さの要因の 1 つとなった可能性がある。

5. 考察と今後の展望

本研究では、得ツイート数が多いほど得票数が多くなるという MTMV 仮説を批判的に検証し、東京都知事選 2014 に関してはそれが成立しないことを示した。そして、都知事選 2014 においては、得ツイート数よりも候補者のオンライン注目度を表す情報エンтроピー H_c の方が当選者の予測指標として優れていたことを示した。先行研究 [15] の

アメリカ大統領選挙の分析では、得ツイート数と得票数との間に相関関係があることが示され、確かに同様の統計性は都知事選 2014 でも確認できた。しかし、得ツイート数だけで選挙の当落を予測するには困難があることが本研究からわかった。得ツイート数では都知事選の上位 4 候補と他の候補者を差別化することが限界であるのに対し、得ツイートの分布を情報エンтроピー H_c で評価することによって舛添氏が当選することが明確に示された点から、仮に分析対象のソーシャルデータに偏りがあったとしても、この指標は MTMV 仮説以上に候補者の得票順位を正確に予測することが出来ると考えられる。

以上の結果から、都知事選 2014 においては Twitter という仮想空間で万人受けする舛添氏が現実の選挙で当選したと言える。これは経験的根拠として、万人受けする候補者に投票が集中しやすい実世界の選挙の特徴と一致している。この万人受けという定性的なイメージを定量化したものが候補者の情報エンтроピー H_c であり、オンライン上の注目度の広さを示す指標として応用できると考えられる。しかし、現時点では都知事選の 1 事例が当てはまるだけであり、この指標が本当に有用であるかさらに検証し、成立する条件を特定する必要がある。また、これらの結果を正当に評価するためには、予測指標の違いだけでなく、選挙制度の違いにも留意しなければならない。例えば、アメリカ大統領選挙の場合、予備選挙と全国大会を経たのちに本選挙があり、選挙の規模も仕組みも都知事選とは異なるため、結果の比較には注意を要する。そのため、今後、他の地方選挙、国政選挙等、別の国の選挙データを用いた追加実験が必要である。さらに、選挙の言説にリツイートネットワークに着目すると、スケールフリー性など、当選者のネットワークに興味深い傾向が見られた。前述した追加実験に加えて、ネットワークという観点で、ユーザー間の相互作用についてより詳細な分析を行うことが今後の課題である。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 24700291 の助成を受けたものです。本研究に関して有益なコメントをいただいた名古屋大学大学院情報科学研究科の有田・鈴木研究室の皆様へ感謝します。

参考文献

- [1] H. Kwak, C. Lee, H. Park, S. Moon. What is Twitter, a Social Network or a News Media?. Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web, pp. 591-600, 2010 .
- [2] D.M. Romero, B. Meeder, J. Kleinberg. Differences in the Mechanics of Information Diffusion Across Topics: Idioms, Political Hashtags, and Complex Contagion on Twitter. Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web, pp. 695-704, 2011.
- [3] S. Wu, J.M. Hofman, W. Mason, D.J. Watts. Who Says What to Whom on Twitter. Proceedings of the 20th In-

- ternational Conference on World Wide Web, pp.705-714, 2011.
- [4] J. Lehmann, B. Goncalves, J.J. Ramasco, C. Cattuto. Dynamical Classes of Collective Attention in Twitter. Proceedings of the 21st International Conference on World WideWeb, pp. 251-260, 2012.
- [5] K. Sasahara, Y. Hirata, M. Toyoda, M. Kitsuregawa, and K. Aihara. Quantifying Collective Attention from Tweet Stream. PLoS ONE, Vol. 8, No. 4, 2013.
- [6] Y. Takeichi, K. Sasahara, R. Suzuki, and T. Arita. Twitter as Social Sensor: Dynamics and Structure in Major Sporting Events. ALIFE14: Proceedings of the 14th International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems, pp.778-784 ,2014.
- [7] T. Sakaki, M. Okazaki, Y. Matsuo. Earthquake Shakes :Twitter Users: Real-Time Event Detection by Social Sensors. Proceedings of the 19th International Conference on World WideWeb, pp. 851-860 ,2010 .
- [8] J. Weng, Y. Yao, E. Leonardi. Event Detection in Twitter. Proceedings of the 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, pp. 401-408, 2011.
- [9] M. Cataldi, L. Di Caro, C. Schifanella. Emerging Topic Detection on Twitter Based on Temporal and Social Terms Evaluation. Proceedings of the 10th International Workshop on Multimedia Data Mining, pp. 4:1-4:10, 2010 .
- [10] P.S. Dodds, K.D. Harris, I.M. Kloumann, C.A. Bliss, C.M. Danforth. Temporal Patterns of Happiness and Information in a Global Social Network: Hedonometrics and Twitter. PLoS ONE, Vol. 6, 2011 .
- [11] J. Bollen, H. Mao, X.J. Zeng. Twitter mood predicts the stock market. Journal of Computational Science, pp.1-8, 2011 .
- [12] B. Goncalves, N. Perra, A. Vespignani. Modeling Users' Activity on Twitter Networks: Validation of Dunbar's Number. PLoS ONE, Vol. 6 ,2011.
- [13] Y. Takhteyev, A. Gruzd, B. Wellman. Geography of Twitter Networks, Social Networks, Vol. 34, pp.73-81, 2012 .
- [14] J. Borondo, A.J. Morales, J.C. Losada and R.M. Benito. Characterizing and modeling an electoral campaign in the context of Twitter: 2011 Spanish Presidential Election as a case study, Chaos, 2012 .
- [15] J. DiGrazia, K. McKelvey, J. Bollen, F. Rojas. More Tweets, More Votes: Social Media as a Quantitative Indicator of Political Behavior. PLoS ONE, Vol. 8, 2013 .
- [16] 船木洋晃, 佐々木彬, 岡崎直観, 乾健太郎 他. インターネット上の当選運動, 落選運動の分析. 2014 年度人工知能学会全国大会論文集, 2014.
- [17] 那須野薫, 松尾豊. Twitter における候補者の情報拡散に着目した国政選挙当選者予測. 2014 年度人工知能学会全国大会論文集, 2014 .