3I4-0S-14b-4

Twitter ネットワーク上のユーザコミュニティ抽出と話題分析

Community extraction and topic analysis on Twitter

新保直樹*1 織田瑞夫*1 城沙友梨*1 米山照彦*1 水野誠*2 Naoki Shinbo Mizuo Oda Sayuri Jo Teruhiko Yoneyama Makoto Mizuno

*1 株式会社 構造計画研究所 * Kozo Keikaku Engineering

^{*2} 明治大学 Meiji University

ソーシャルメディア上に日々大量に投稿される自社製品のクチコミデータを「傾聴」することは企業にとって重要な課題になっている。本研究では、Twitter 上でのスマートフォンに関する発言や RT についてデータを収集し,他のユーザに対して強い影響力を持つ可能性があるユーザを中心としたコミュニティを抽出する。そして、そこでの話題の差異を分析する。

1. はじめに

ソーシャルメディアの普及によって、企業と顧客のコミュニケーションのあり方が大きく変わりつつある。[リー2008]はその最も基本的な段階として、顧客の声をソーシャルメディアから「傾聴」することを挙げた。最近では、それはソーシャル・リスニングといわれている。

ソーシャルメディアでの顧客の発言は、通常のマーケティング リサーチとは違い、顧客の自然な状態での発言である。また、企 業に直接に寄せられる苦情ほど切羽詰まっていないが、逆に潜 在的に重要な情報を含んでいる可能性がある。したがって、ソ ーシャル・リスニングは、マーケティングリサーチの重要なツール になりつつある[萩原 2011]。

ソーシャル・リスニングの目的が顧客や社会の平均的な意見を把握することだとしたら、対象を特に絞り込む必要はない。しかし、変化の芽をなるべく早い段階で見つけることが目的であれば、影響力の大きい人々、すなわちインフルエンサーの発言に重点を置くことが一つの有望な方法になる。

過去の研究では、SNS上で友人数(ネットワークの次数)が非 常に多い少数のユーザ(ハブ)の影響力が大きいことが示され ている[Goldenberg 2009]。Twitter のように、一方的にフォロー 対象を選べるメディアの場合、価値ある情報を流していると思わ れるユーザほどフォローされる可能性が高い。だとすれば、フォ ロワーの多いハブは影響力が大きくなる傾向があるはずである。 一方、ソーシャルメディア上に少数のインフルエンサーが存 在するという考え方への異論も存在する。Watts によれば、大規 模なクチコミは山火事のようなもので、どこで出火したかは偶然 の結果にすぎない。山火事がどこから起きたかを調べても意味 がないように、クチコミがどこから起きたかを調べても意味がない というという[Thompson 2008]。Watts の主張を裏づける根拠の1 つが、ある個人の影響力は持続しないという研究である[Bakshy 2011]。ただし、そもそも影響力をどう測るのか、それが時間とと もに変化することは問題なのか、といった点で議論の余地を残 している。

本研究はこうした問題を解決することを目的とした研究の第一ステップである。Twitter を対象に、スマートフォンに関するツイートと RT を分析してインフルエンサー候補を探す。次に、こうして集められたインフルエンサー候補を中心とするコミュニティを抽出し、そこでどのようなツイートがなされているかを分析する。

連絡先: 新保直樹,株式会社構造計画研究所 創造工学部 7164-0011 東京都中野区中央 4-5-3 ,

Tel.03-5342-1125, naoki-shinbo@kke.co.jp

そして、インフルエンサーを中心としたコミュニティの実態を把握する。

2. データセット

2011 年 11 月 1 日から 2012 年 3 月 31 日の間に Twitter API を用いて「iPhone」または「Android」を含む日本語のツイートを収集した。収集したツイートの件数は iPhone が 8,237,176 件、Android が 2,369,315 件である。また、ユーザ数は iPhone が 1,258,519 人、Android が 157,554 人である。月別の収集ツイート数を図 1 に示す。2 月のデータが極端に少ないが、これはデータ収集の失敗による欠損が主な原因である。

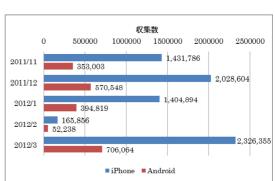


図 1: 収集した月別ツイート数

3. 分析方法

3.1 インフルエンサー候補の抽出

iPhone または Android を含むツイートの中で、多くのユーザが興味関心をもつ話題についての中心人物となるユーザを抽出する。この中心となるユーザをインフルエンサー候補、それ以外のユーザをインフルエンシーと定義する。ここでインフルエンサー候補の選定は以下の指標を用いておこなう。

条件 1.被 RT 数の絶対数が多いこと

条件 2.被 RT 日数が多いこと

条件3.複数期間において条件1と条件2を満たすこと

ある個人の影響力が高ければフォロワーの数は増えるし、被 RT 数も増えることから、条件 1 は必要条件と考える。条件 2 は 影響力の高いユーザはツイートが頻繁に RT されること、条件 3 はインフルエンサーが恒常的にフォロワーに影響を与える存在 であるとの仮定を満たす要件である。具体的には以下の手順で インフルエンサー候補を抽出する。

- 1.データセットの期間を前期・後期の 2 期間(2011/11/1~ 2011/12/31、2012/1/1~2012/3/31)に分割する
- 2.前期・後期それぞれに対して被RTの絶対数の上位1000 かつ被 RT の日数が上位 1000 のユーザを抽出する
- 3.前期・後期ともにインフルエンサー候補となるユーザを最終的 なインフルエンサー候補とする

この手法を適用した結果、iPhone は 270人、Android は 355人 のインフルエンサー候補が抽出された。このインフルエンサー 候補を中心としてコミュニティの抽出をおこなう。

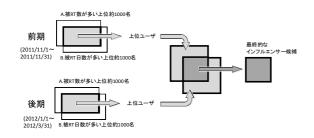


図 2:インフルエンサー候補の抽出方法

3.2 ネットワークの構築とコミュニティ抽出

インフルエンサー候補とインフルエンシーをノード、両者の間 の非公式 RT をエッジとしたネットワークを構築する。ただし、偶 発的なリツイートを除外するため、インフルエンサー候補とイン フルエンシー間において非公式 RT が 2 回以上かつインフル エンシーがインフルエンサー候補をフォローしていることを条件 とした。ユーザが非公式 RT としてツイートする方法は様々であ るが、"RT "もしくは"QT"と"@"を用いたリツイートが一般的に 用いられる。その中でも半角スペースやダブルクォーテーション の有無などの各種のパターンがあるが、今回は表 1 に示すパタ ーンに基づいて非公式 RT の判定をおこなっている。

表 1.非公式 RT の判定基準

RT,QTによるリツィート(引用符なし)							
	iPhone	Android					
RT@foo	4570	15					
RT@foo	6						

	Phone	Anarola
RT@foo	4570	1585
RT@foo	6	2
RT_@foo	1230293	417732
RT@foo	254	41
QT@foo	79	43
QT@foo	0	0
QT@foo	17086	8713
QT_@_foo	30	3

RT,QTによるリツィー	ート(引用を	(あり)
	iPhone	Android
RT"@foo	3214	287
RT"@foo	0	0
RT"@foo RT"@foo	6	0
RT" _ @ _ foo	0	0
RT"@foo	2076	212
RT"@foo	1	0
RT _ " _ @foo	5	0
RT"_@foo	0	0
QT"@foo	114	18
QT"@foo	0	0
QT"@foo	0	0
QT"_@_foo	0	0
QT"@foo	103	14
T"@foo QT"@foo QT"	0	0
QT"@foo	0	0
QT " @ foo	0	0

本研究では構築した RT ネットワークの最大コンポーネントを 分析対象とする。最大コンポーネントが全体に対して占める割 合は約 91%である。また、iPhone についてのみ言及したユーザ が 3818 人、Android について言及のみのユーザが 578 人、 iPhone と Android の両方に最低一回以上言及しているユーザ が 13,770 人である。ツイート数は iPhone が 527,198 件、 Android が 301,903 件となった。 図 3 に抽出した RT ネットワー

クを示す。次に、構築したネットワークからコミュニティの抽出を おこなう。コミュニティ抽出にはモジュラリティに基づくクラスタリ ング手法である CNM アルゴリズム[Clauset 2004]を用いてユー ザを 51 のコミュニティに分類し、各コミュニティを C00~C50 と名 付けた。各コミュニティのサイズを図4に示す。

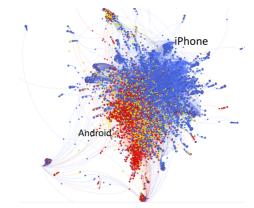


図 3:抽出した RT ネットワーク

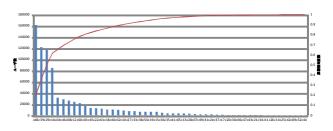


図 4:クラスタリング結果

3.3 トピックの抽出

本研究ではツイートからの話題の抽出に潜在的ディリクレ配分 法を用いる[Blei 2003]。潜在的ディリクレ配分法は1つの文章に 複数のトピックが存在すると想定した文書生成過程の確率的なモ デルである。ここでトピック数 K は予め与える必要がある。本研究 では K=40 としてツイートのトピック分類をおこない、トピック内の 特徴語から各トピックにラベルを付与した(表 2)。また、抽出し たトピックのうち、類似したトピックに同一のカテゴリ名を付与す ることで、Twitter 上のスマートフォンに関する話題を「ニュース」、 「アプリ情報(一般)」「アプリ情報(ゲーム)」、「端末情報」、「キャ ンペーン」、「市場動向」、「通信キャリア」、「製品情報」の8つの カテゴリに分類した。各カテゴリの概要について表3に示す。

トピック	ラベル	カテゴリ	トピック	ラベル	カテゴリ
topic0	語学関係アプリ情報	アプリ(一般)	topic 20	タブレット端末宣伝	キャンベーン
topic1	スマホ全般のニュース	アプリ(一般)	topic21	スマホ全般のニュース	ニュース
topic2	内蔵カメラ、写真加工、画像の話題	端末本体	topic 22	スマホ本体機能の話題	端末本体
topic3	端末のリリース情報、新製品の噂	划品情報	topic 23	代理店対応の話題	通信キャリア
topic4	通話の話題(絵文字送信不具合など)	端末本体	topic 24	音楽アプリ情報	アプリ(一般)
topic5	発売情報や製品情報	製品情報	topic 25	端末修理や苦情	端末本体
topic6	スマホ全般のニュース	ニュース	topic 26	アプリ勧強会	その他
topic7	電子書籍宣伝	キャンペーン	topic 27	パッテリー、充電の話類	端末本体
topic8	アプリ情報	アプリ(一般)	topic 28	通信障害の話類	通信キャリア
topic9	android日本語入力情報	端末本体	topic 29	ソフトバンク関連の話	通信キャリア
topic10	アプリリリース情報	アプリ(一般)	topic 30	アブリ宣伝	キャンペーン
topic11	ゲームアブリリリース情報	アプリ(ゲーム)	topic31	Padキャンペーンの話頭	キャンペーン
topic12	スマホ全般のニュース	ニュース	topic32	アプリセキュリティの話題	アプリ(一般)
topic13	スマホ本体設定	端末本体	topic33	スマホ市場動全般の話題	市場動向
topic14	海外のニュース(訴訟問題等)	市場動向	topic 34	アプリアップデート情報	アプリ(一般)
topic15	Androidアプリ開発情報	アプリ(開発)	topic35	iphone周辺グッズのプレゼント情報	キャンペーン
topic16	NTTドコモ動向	市場動向	topic36	キャリア間比較(通信速度比較)	通信キャリア
topic17	なめこ栽培アプリ情報	アプリ(ゲーム)	topic37	スマホ性能評価	端末本体
topic18	ゲームアブリリリース情報	アプリ(ゲーム)	topic38	iphone ゲームアプリリリース情報	アプリ(ゲーム
topic19	ケースの話題(iphone)	端末本体	topic 39	スマホ全般のニュース	ニュース

表 2 抽出したトピックとラベル

表 3.抽出したトピックのカテゴリ分類

カテゴリ	ツイート概要
ニュース	スマホに関連する様々なニュース
アプリ(ゲーム)	ゲームアプリの話題
アプリ(一般)	ゲーム以外のアプリの話題
端末本体	端末本体の操作方法や通信障害情報
キャンペーン	端末の割引情報や特典情報
市場動向	端末のシェア、メーカの参入・撤退情報など
通信キャリア	通信キャリア各社についての話題
製品情報	新製品のスペックや価格など

4. 考察

4.1 コミュニティの特徴分析

各コミュニティの iPhone/Android のツイート数の構成比を図 5 に示す。iPhone、Android それぞれの話題を中心としたコミュニティと、iPhone と Android 両方についてバランスよくツイートをおこなっているコミュニティが存在することがわかる。

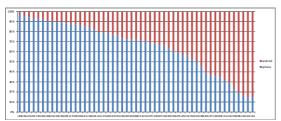


図 5:iPhone/android のツイート数の構成比

次に各コミュニティの話題分析をおこなう。コミュニティ数が多いことから分析対象を所属ユーザ数の上位 3 つのコミュニティ(c29、c48、c39)とした。選択した 3 つのコミュニティにおける特徴的なトピックを表 4 に、コミュニティ内のユーザの iPhone ツイートの比率と人数の関係を図 6 に示す。

表 4.上位 3 つのコミュニティのトピック

トピック	ラベル	カテゴリ	c29		c48		c39	
トピック	プベル		iPhone	Android	Phone	Android	iPhone	Android
topic6	スマホ全般のニュース	ニュース	0	0				
topic12	スマホ全般のニュース	ニュース						
topic39	スマホ全般のニュース	ニュース						
topic23	代理店対応の話題	通信キャリア		0				
topic29	ソフトバンク関連の話	通信キャリア						Т
topic36	キャリア間比較	通信キャリア	0		0			T
topic2	内蔵カメラ、写真加工、画像の話類	端末本体					0	
topic13	スマホ本体設定	端末本体					0	T
topic 19	ケースの話頭(phone)	端末本体						0
topic22	スマホ本体機能の話題	端末本体						
topic25	端末修理や苦情	端末本体						0
topic27	バッテリー、充電の話題	端末本体						$\overline{}$
topic37	スマホ性能評価	端末本体						T
topic3	端末のリリース情報、新製品の噂	製品情報		0		0		T
topic5	発売情報や製品情報	製品情報			0			T
tonic14	海外のニュース(版於問題等)	市場動向	0					$\overline{}$
topic16	NTTドコモ動向	市場動向	0		0			T
topic33	スマホ市場動全般の話題	市場動向			Ö	0		T
topic7	電子書籍宣伝	キャンベーン						
topic20	タブレット端末宣伝	キャンベーン						0
topic31	Padキャンペーンの話題	キャンベーン						$\overline{}$
topic35	iphone周辺グッズのプレゼント情報	キャンベーン					0	T
topic11	ゲームアブリリリース情報	アプリ(ゲーム)						$\overline{}$
topic17	なめこ栽培アプリ情報	アプリ(ゲーム)						${}^{-}$
topic18	ゲームアプリリリース情報	アプリ(ゲーム)						$\overline{}$
topic38	iphoneゲームアプリリリース情報	アプリ(ゲーム)						
topic15	Androidアプリ開発情報	アプリ(開発)		0		0		0
topic0	語学関係アプリ情報	アプリ(一般)					1	T -
topic1	スマホ全般のニュース	アプリ(一般)			0			T
topic8	アプリ情報	アプリ(一般)					0	$\overline{}$
topic 10	アブリリリース情報	アプリ(一般)		0				1
topic24	音楽アプリ情報	アプリ(一般)		0		0		1
topic34	アプリアップデート情報	アプリ(一般)		Ö		Õ		-

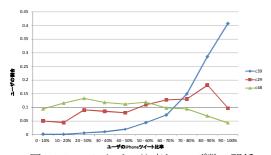


図 6:iPhone ツイートの比率とユーザ数の関係

最も特徴的なコミュニティは C39 の iPhone に関する話題を中心としたコミュニティである。ツイート内容の特徴として、本体の機能、バッテリー持続時間など既に発売済みの端末についての話題が多い。

C29、C48 は iPhone、Android 両方のキーワードに対して活発にツイートしているコミュニティで、新しい製品や、スマートフォン市場の動向についてのツイートが活発なグループである。一方で既存の端末の操作や機能など、端末利用としての話題への関心は C39 と比較して薄い傾向にある。このように本研究の手法を用いることで、指定したキーワードについて Twitter 上でのコミュニティ単位での話題を分析することが可能となる。

5. まとめと今後の課題

本研究では RT を指標としてスマートフォンについて Twitter 上で影響力の高いユーザを中心とした RT のネットワークによるコミュニティの抽出を行い、各コミュニティの話題についての分析をおこなった。

今後の課題としては、各コミュニティの中心となっているインフルエンサー候補について詳細に調べることでコミュニティの特徴についてより深い理解を得ることがまずは挙げられる。またインフルエンサー候補に本当に影響力があったかどうか、またその影響力がどこまで持続するかについては別の検証が必要で、それも今後に予定される研究課題である。

参考文献

[リー2008]シャーリーン・リー, ジョシュ・バーノフ (2008), グランズ ウェル ソーシャルテクノロジーによる企業戦略, 伊東美奈子 訳, 翔泳社。

[萩原 2011] 萩原雅之 (2011), 次世代マーケティングリサーチ, ソフトバンククリエイティブ。

[Goldenberg 2009] Goldenberg, J., Han, S., Lehmann, D. R. & Hong, J.W. (2009), The Role of Hubs in the Adoption Process, Journal of Marketing, 73 (March), 1–13.

[Bakshy 2011] Bakshy, E., Hofman, J. M., Mason, W. A. & Watts, D. J., Everyone's an Influencer: Quantifying Influence on Twitter, WSDM'11.

[Thompson 2008] Thompson, C. (2008), Is the Tipping Point Toast? Fast Company, Feb.8.

http://www.fastcompany.com/641124/tipping-point-toast

[Clauset 2004] Clauset, A., Newman, M. E. J. & Moore, C.. (2004), Finding Community Structure in Very Large Networks, Physical Review E, 70, 066111.

[Blei 2003] Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003), Latent Dirichlet Allocation, Jornal of Machine Learning Research, 3:993-1022.