

社会関係の数と親密さのトレードオフが社会構造に与える影響

高野雅典¹ and 福田一郎¹

¹ 株式会社サイバーエージェント 技術本部 秋葉原ラボ

概要

1 人のヒトが維持できる社会関係の数は限られている。それは社会関係の構築・維持に掛けられる時間が限られているからである。この社会関係の構築・維持をするための行動を社会的グルーミングと言う。この社会的グルーミングによって作られた社会関係の強さ（相互作用頻度）は非常に偏っておりべき則を示す。この偏りは社会関係の強さによって、その関係の維持コストやその関係から得られる利益が異なり、そのため、社会的グルーミングが戦略的に行われていることを示唆する。社会関係の構築・維持をランダムに行っていれば、このような偏りは生まれないからである。したがって他種に比べて際立って複雑なヒトの社会について理解するには、社会的グルーミングの戦略とそれによって構成される社会構造について知ることは重要である。そのために本研究では 6 つのコミュニケーションシステム（ソーシャルネットワーキングサイトや携帯電話など）のデータを分析した。その結果、社会関係の数 N と強さ m のトレードオフは Nm^a ($a > 1$) で表されることがわかった。これは強い社会関係は弱い社会関係よりも高い維持コストを必要とすることを示唆する（両者が等しければ $a=1$ ）。これを検証するために社会関係の強さに比例して維持コストが高くなるという仮説のもとシンプルな個体ベースモデルを構築した。このモデルは 6 つのデータセット全てにフィットしたため、この仮説が対象の現象を説明可能であることが示された。また、このモデルの分析から維持コストの増加勾配が急になるほど社会構造は薄く広くなることがわかった。以上の結果は、ヒトの社会的グルーミング方法の進化が社会構造を変化させてきたことを示唆する。

1 はじめに

社会的グルーミングとは社会関係の構築・維持をするための振る舞いである [19, 18, 9, 8, 23]。この社会的振る舞いは複雑な社会に適応するために進化してきたと考えられる [8]。ヒトは相手との社会関係が強いほど利他的に振る舞いがちである。寄付ゲームを用いた心理学実験では、強い社会関係がある相手にほど、ヒトは利他的に振る舞うこと [14]。公共財ゲームにおいては、友人同士で構成されているグループのほうが、そうでないグループよりも利他行動が多く見られること [13] が示されている。また、ソーシャルゲームのデータ分析において、コミュニケーションを頻繁にする関係性ほど、利他的・互恵的な行動が多く見られることが示された [33, 32]。

しかし、多くの強い社会関係を構築・維持するには認知的な制約 [10] と共に時間的な制約が存在する。ヒトは日中のおよそ 20% の時間を社会的グルーミングに割り当てており [7]、その時間的なコストは大きい。親密さはコミュニケーションの頻度が高いほど高くなりやすく、また、時間経過と共に減衰していく [27, 15] ため、その関係を維持するためにコストがかかるからである。その結果、コミュニケーション頻度と社会関係の数は負の相関を示す [28, 22]。

したがって、複雑な社会に適応するためには、限られた時間リソースをうまく分配して効率よく社会関係を構築・

維持する必要がある [4, 21]。実際、そのヒトの社会関係の強さ（多くの先行研究ではコミュニケーションの頻度が使われた [27, 2, 30, 3, 12, 11]）の分布は非常に偏っており [35, 3]、べき則を示す [30, 2, 12, 16, 25, 17, 11, 31]。このべき分布は Yule-Simon 過程 [34, 29, 24] によって生成される [25]（社会関係を強化する確率が社会関係の強さに比例）。すなわち、社会関係構築における時間的リソースの分配戦略は社会関係の強さに依存する。

本研究はヒトがどのような戦略で時間を配分しているか？ その結果、どのような社会構造が形成されるのか？ について知ることを目的とする。そのために我々は 6 つのコミュニケーションのデータセットを分析する。

2 データ分析

2.1 データセット

次の 6 つのデータセットを分析した（詳細は表 1 参照のこと）。1) Twitter([6] のテストデータセット, 2007/6/23 ~ 2010/3/17)。“mention” と “reply” によるコミュニケーションを社会的グルーミングとした。2), 3) 755[31] (2015/1/1 ~ 2015/3/31)。755 とは 755, inc. の提供する 2 種類のコミュニケーションパターン（group chat と wall communication）を持つソーシャル・ネットワーキング・サービス（SNS）である。本研究ではそれぞれ別

のデータセットとして扱う。公式ユーザに関連するデータはそのデータセットから除いた。4) アメーバピグ [31] (2014/1/10～2015/12/31)。アメーバピグとは株式会社サイバーエージェントの提供する仮想空間のAvatarチャットサービスである。本研究では2人のユーザ間の会話を社会的グルーミングとした。5) 携帯電話 ([20] のデータセット; 2008/9/5～2009/6/29)。6) ショートメッセージサービス (SMS; [20] のデータセット; 2008/1/1～2009/6/27)。

Twitter, 755, アメーバピグの分析対象ユーザをアクティブなユーザに限定した (Twitter: 利用日数が50%ile以上, 755・アメーバピグ: 利用日数が75%ile以上)。また, 本研究では社会関係の強さを個体 i から個体 j に社会的グルーミングをした日数 d_{ij} とした。これらのデータセットの社会関係の強さは先行研究 [2, 30, 17, 12, 16] と同様にべき分布に従い, それらは [25] と同様に Yule-Simon 過程 [34, 29, 24] によって生成されていた ([31] 参照のこと)。

2.2 分析

社会関係を強化する確率が社会関係の強さに比例するということは, 社会的グルーミング戦略は社会関係の強さに依存するということである。そこで, どのような戦略でヒトはリソースを分配して社会関係を構築しているのかについて検討するために, コストに関して「社会関係に依存しない戦略」の Null モデルを構築し, データと比較する。

一日の社会的グルーミングのコストが社会関係の強さと無関係であれば, 全期間通しての各個体 i の総コスト C_i は $\sum_{j=1}^{N_i} d_{ij}$ となるはずである (N_i は i の社会関係の総数)。ここで i の平均的な社会関係の強さ $\sum_{j=1}^{N_i} d_{ij}/N_i$ を m_i とおくと $C = \sum_{j=1}^{N_i} d_{ij} = N_i m_i$ となる。すなわち, N と m は反比例するはずである。この Null モデルとデータを比較するために以下の回帰分析を行った。

$$\begin{aligned} \log N &\sim \text{Normal}(\mu, \sigma), \\ \mu &= -a \log m + b \log u, \end{aligned} \quad (1)$$

ここで u は各ユーザのサービス利用日数である (すなわち, $C = u^b$ を仮定している)。 $a = 1$ であればこの Null モデルが正しいということである。

図1, 表2にこの回帰分析の結果を示す。すべてのデータセットにおいて $a > 1$ になった。行動データは Null モデルに従わない, すなわち, 社会的グルーミングのコストは社会関係の強さに依存して決まるということである。 $a > 1$ は少数の強い社会関係を持つ個体 (N が小,

m が大) は多くの弱い社会関係を持つ個体 (N が大, m が小) よりも一日あたりに社会的グルーミングに掛けるコストが多いことを示唆する。

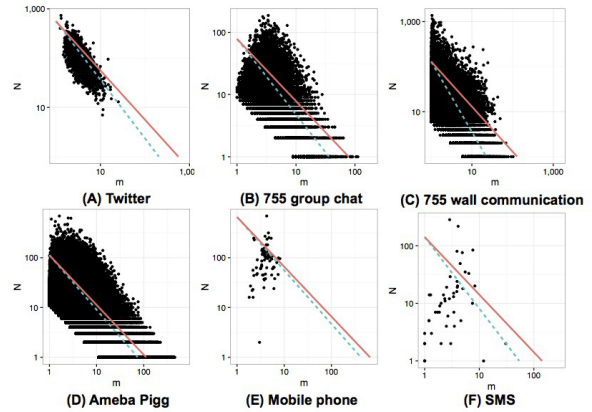


図1: 社会関係の数 N と社会関係の平均的な強さ m の関係。ユーザの行動データ (黒丸) は Null モデル ($C = Nm$; 橙) に従わず, $C = Nm^a$ (緑) に従った。 $a = 1.19$ (A: Twitter), $a = 1.21$ (B: 755 group chat), $a = 1.56$ (C: 755 wall communication), $a = 1.10$ (D: Ameba Pigg), $a = 1.07$ (E: mobile phone) and $a = 1.24$ (F: SMS) である (Eを除き5%水準で有意 (表2))。この回帰直線では u は各データセットの75%ileに固定した。

なぜ社会関係の強さ d が社会的グルーミングのコストに影響したかについて知るために, 社会関係の強さ d とコミュニケーションのボリューム v の関係を調べた (v はTwitter, 755, アメーバピグは送信文字数, 携帯電話は通話時間, SMSは送信回数とした)。その結果, 社会関係 d が強くなるほどコミュニケーションボリューム v が大きくなった (図2)。そしてその増加の勾配は期間 t に関係なく密度 d/t によって決まった (図3)。すなわち, コミュニケーションボリュームが社会的グルーミングの時間的コストと比例するとすれば, 社会関係が強くなると共に時間的コストも増加したため, $C = Nm^a$ において $a > 1$ となったと考えられる。

3 個体ベースシミュレーション

3.1 モデル

前節で得た仮説を検証するために, 個体ベースシミュレーションを行う。社会的グルーミングのコスト関数として, 最も単純な仮定として d/t に線形に依存するとし

て $c(d) = \alpha d/t + \beta$ を考える ($\alpha = 0$ であれば Null モデ

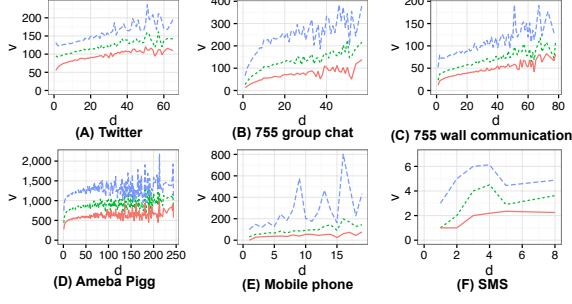


図 2: 社会関係の強さ d によるコミュニケーションボリューム v の増加. 橙は 25%ile, 緑は 50%ile, 青は 75%ile である. 各集計値はサンプル数が 20 以上存在する d について示している.

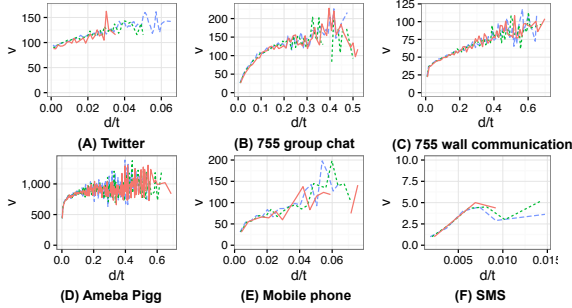


図 3: 社会関係の強さの密度 d/t によるコミュニケーションボリューム v の増加 (t は期間の長さ). 橙は全期間, 緑は期間の 9 割, 青は期間の 8 割の際の値を示す. v は t に依存せず d/t によって決まることが分かる. 各集計値はサンプル数が 20 以上存在する d について示している.

ルの仮定に等しい). このモデルでは, 社会的グルーミングをする個体 (Groomer) とされる個体 (Groomee) の 2 種類を考える. Groomer i は各ステップで時間リソース R_i を消費して Groomee j と社会関係を新規に構築, または, 既存の社会関係を強化する.

Groomer は以下のステップを T 回繰り返すことで社会関係 d_{ij} を構築する. Groomer i は各ステップごとに使用できるリソース R を持つ. この R は社会関係を新規構築・強化するごとに消費し, 0 になったら i のステップは終了する. $R > 0$ の間は以下を繰り返す. 確率 q_i で社会関係がない Groomee j と社会関係を新規に構築する. これによってそのユーザ間の社会関係の強さ d_{ij} は 1 になる. このときの消費コストは 1 とする. 確率 $1 - q_i$ で既存の社会関係を強化する. このときの相手は社会関係の強さ d_{ij} に比例した確率で選ばせる (Yule-Simon 過程). これによってそのユーザ間の社会関係の強さ d_{ij}

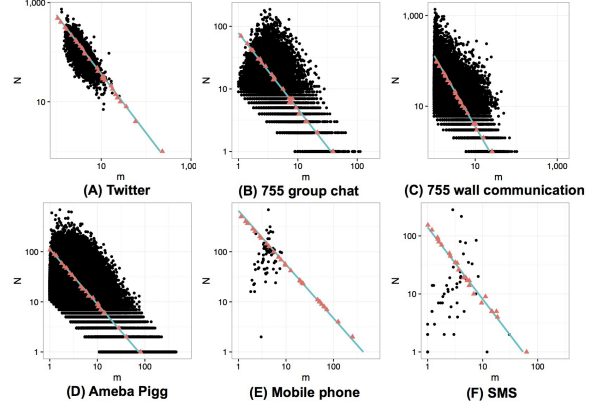


図 4: データ (黒) に基づく回帰直線 (緑) にモデルをフィットさせたシミュレーション結果 (橙). フィットさせたパラメータは $\alpha = 1.34, \beta = 0.24$ (A: Twitter), $\alpha = 1.27, \beta = 0.39$ (B: 755 group chat), $\alpha = 3.89, \beta = 0.23$ (C: 755 wall communication), $\alpha = 1.62, \beta = 0.64$ (D: Ameba Pigg), $\alpha = 0.05, \beta = 0.31$ (E: mobile phone), $\alpha = 5.05, \beta = 0.34$ (F: SMS) となった.

は 1 増加するとする. ただし, R が $c(d_{ij})$ に満たない場合は社会関係の強さの増分は $R/c(d_{ij})$ とする.

T は各データセットの期間, R の初期値 R_0 はユーザの利用日数 u の 75%ile の値を T で割ったものを使用した ($R_0 = 0.126, T = 998$ (Twitter), $R_0 = 0.258, T = 120$ (755 group chat), $R_0 = 0.225, T = 120$ (755 wall communication), $R_0 = 0.164, T = 456$ (Ameba Pigg), $R_0 = 0.589, T = 297$ (mobile phone), $R_0 = 0.107, T = 543$ (SMS)).

3.2 実験

本モデルの α, β を調節して図 1 の回帰直線にフィットさせた. もし前節の仮定が正しければ $\alpha > 0$ となるはずである. 図 4 にその結果を示す. 本モデルはすべてのデータセットにフィットした. すなわち, 本モデルは現象 ($C = Nm^a$ における $a > 1$) を説明可能ということである. そしてコスト関数 $c(d)$ は単調増加 ($\alpha > 0$) になった. 以上から現象 $a > 1$ は Groomer が社会関係 d が強い相手にほど時間コストを投資しがちだからである.

次に, コスト関数 $c(d)$ の勾配 α が社会構造に与える影響について調べた. T, R, β は前述の実験において Twitter データにフィットさせた値を用いた. 実験の結果, α が大きくなるほど a は大きく (図 5A), 社会関係の強さに関するべき分布の係数も大きく (図 5B, C) なった.

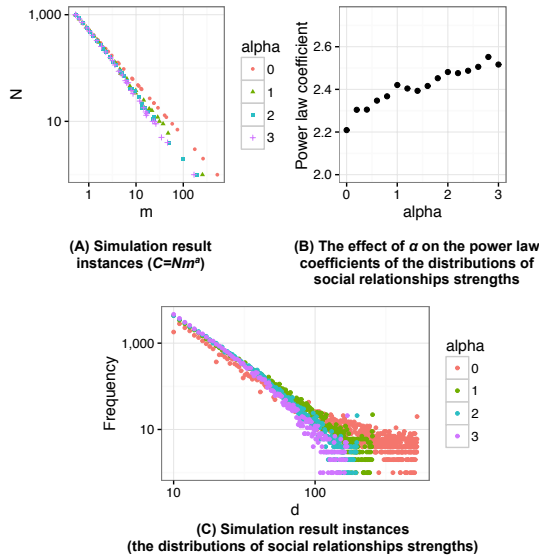


図 5: 社会的グルーミングのコスト関数の勾配 α が $C = Nm^\alpha$ と社会関係の強さの分布に与える影響。

なぜならば α が大きいほど、強い社会関係の強化コストが高いため、その社会関係の数が減少するからである。その結果、これはコスト関数 $c(d)$ が d に関して急勾配である (α が大) ほど、社会構造が広く浅くなった。

4 議論

社会関係の数 N と社会関係の平均的な強さ m にはトレードオフが存在する [28, 22]。我々はそのトレードオフ関係におけるシンプルな法則 $C = Nm^\alpha$ ($\alpha > 1$) を発見した。 $\alpha > 1$ は社会的グルーミングのコストが社会関係の強さに伴って増加することに起因する。このコスト増加は親密な関係であるほど複雑で頻繁なコミュニケーションをする傾向にあることに起因すると考えられる。

また、社会関係の強さに伴って増加するコストの勾配が社会構造を決定する重要な要因であることを発見した。その勾配が急なコミュニケーションシステムでは、ヒトは広く浅い社会関係を構築する傾向にある。一方で、勾配が緩やかなコミュニケーションシステムでは、ヒトは深く狭い社会関係を構築しがちである。

コミュニケーションシステムにおけるコスト関数の勾配の違いは、ヒトが多様な社会的グルーミング方法を使い分けていることを説明できるかもしれない。ヒトの軽量の社会的グルーミング方法 (視線 [19, 18] や噂話 [9]) は大きな社会集団への適応として進化した。軽量の社会的グルーミングは少ない時間で多くの他者と社会関係を

構築することを可能にするからである。例えば、Twitter ではユーザは情報収集のために広く浅い社会関係を構築する傾向にある [1, 26]。一方で、手の込んだ社会的グルーミング方法は社会関係の強化において軽量な方法よりも有効である [5]。また、親密な関係ではしばしば手の込んだ方法が用いられる (例えば Facebook ユーザは非常に親密な関係においては Facebook ではなく、直接会話したり電話したりする傾向がある [5])。そのため、このような手の込んだ社会的グルーミングのコスト関数の勾配は軽量な方法よりも緩やかであり、切片 (初対面や弱い社会関係におけるコスト) は軽量な方法の方が小さいと考えられる。したがって、ヒトは新しい社会関係の構築や弱い社会関係の強化には軽量の社会的グルーミングを用い、親密な社会関係においては手の込んだ社会的グルーミングをする傾向があると言える。

これは新たな社会的グルーミングの出現が社会構造を変えることを示唆する。ヒトの視線 [19, 18] や噂話 [9] の進化、電話や SNS などのコミュニケーションシステムの発明といった、軽量の社会的グルーミング方法の登場はヒトの社会を広く浅くしたのであろう。

参考文献

- [1] Valerio Arnaboldi, Marco Conti, Andrea Passarella, and Robin I.M. Dunbar. Dynamics of personal social relationships in online social networks: a study on Twitter. In *Proceedings of the first ACM conference on Online social networks - COSN '13*, pp. 15–26, New York, New York, USA, oct 2013. ACM Press.
- [2] Valerio Arnaboldi, Marco Conti, Andrea Passarella, and Fabio Pezzoni. Analysis of Ego Network Structure in Online Social Networks. In *2012 International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2012 International Conference on Social Computing*, pp. 31–40. IEEE, sep 2012.
- [3] Valerio Arnaboldi, Marco Conti, Andrea Passarella, and Fabio Pezzoni. Ego networks in Twitter: An experimental analysis. In *2013 Proceedings IEEE INFOCOM*, pp. 3459–3464. IEEE, apr 2013.
- [4] Stephanie L. Brown and R. Michael Brown. TARGET ARTICLE: Selective Investment Theory:

- Recasting the Functional Significance of Close Relationships. *Psychological Inquiry*, Vol. 17, No. 1, pp. 1–29, jan 2006.
- [5] Moira Burke and Robert E. Kraut. Growing closer on facebook: changes in tie strength through social network site use. In *Proceedings of the 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems - CHI '14*, pp. 4187–4196, New York, New York, USA, apr 2014. ACM Press.
- [6] Zhiyuan Cheng, James Caverlee, and Kyumin Lee. You are where you tweet: a content-based approach to geo-locating twitter users. In *Proceedings of the 19th ACM international conference on Information and knowledge management - CIKM '10*, p. 759, New York, New York, USA, oct 2010. ACM Press.
- [7] Robin I.M. Dunbar. Theory of mind and the evolution of language. In *Approaches to the Evolution of Language: Social and Cognitive Bases*, chapter 6, pp. 92—110. Cambridge University Press, 1998.
- [8] Robin I.M. Dunbar. On the origin of the human mind. In P Carruthers and A Chamberlain, editors, *Evolution and the Human Mind*, pp. 238–253. Cambridge University Press, 2000.
- [9] Robin I.M. Dunbar. Gossip in Evolutionary Perspective. *Review of General Psychology*, Vol. 8, No. 2, pp. 100–110, 2004.
- [10] Robin I.M. Dunbar. Social cognition on the Internet: testing constraints on social network size. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences*, Vol. 367, No. 1599, pp. 2192–201, aug 2012.
- [11] Robin I.M. Dunbar. Do online social media cut through the constraints that limit the size of offline social networks? *Royal Society Open Science*, Vol. 3, No. 1, p. 150292, jan 2016.
- [12] Akihiro Fujihara and Hiroyoshi Miwa. Homesick Lévy Walk: A Mobility Model Having Ichi-Go Ichi-e and Scale-Free Properties of Human Encounters. In *2014 IEEE 38th Annual Computer Software and Applications Conference*, pp. 576–583. IEEE, jul 2014.
- [13] Marco Haan, Peter Kooreman, and Tineke Riemersma. Friendship in a Public Good Experiment. 2006.
- [14] Freya Harrison, James Sciberras, and Richard James. Strength of social tie predicts cooperative investment in a human social network. *PLoS ONE*, Vol. 6, No. 3, p. e18338, jan 2011.
- [15] R A Hill and Robin I.M. Dunbar. Social network size in humans. *Human nature*, Vol. 14, No. 1, pp. 53–72, mar 2003.
- [16] Theus Hossmann, Thrasyvoulos Spyropoulos, and Franck Legendre. A complex network analysis of human mobility. In *2011 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, pp. 876–881. IEEE, apr 2011.
- [17] Tong Hu, Bernd-Ludwig Wenning, Carmelita Görg, Umar Toseef, and Zhongwen Guo. Statistical Analysis of Contact Patterns between Human-Carried Mobile Devices. In *4th International Conference on Mobile Networks and Management MONAMI 2012*, Vol. 58 of *Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering*, pp. 244–257, Berlin, Heidelberg, 2012. Springer Berlin Heidelberg.
- [18] Hiromi Kobayashi and Kazuhide Hashiya. The gaze that grooms: contribution of social factors to the evolution of primate eye morphology. *Evolution and Human Behavior*, Vol. 32, No. 3, pp. 157–165, may 2011.
- [19] Hiromi Kobayashi and Shiro Kohshima. Unique Morphology of the Human Eye. *Nature*, Vol. 387, No. 6635, pp. 767–768, jun 1997.
- [20] Anmol Madan, Manuel Cebrian, Sai Moturu, Katayoun Farrahi, and Alex "Sandy" Pentland. Sensing the "Health State" of a Community. *IEEE Pervasive Computing*, Vol. 11, No. 4, pp. 36–45, oct 2012.
- [21] Giovanna Miritello, Rubén Lara, Manuel Cebrian, and Esteban Moro. Limited communication capacity unveils strategies for human interaction. *Scientific Reports*, Vol. 3, p. 1950, jun 2013.

- [22] Giovanna Miritello, Esteban Moro, Rubén Lara, Rocío Martínez-López, John Belchamber, Sam G.B. Roberts, and Robin I.M. Dunbar. Time as a limited resource: Communication strategy in mobile phone networks. *Social Networks*, Vol. 35, No. 1, pp. 89–95, jan 2013.
- [23] Michio Nakamura. ‘Gatherings’ of social grooming among wild chimpanzees: implications for evolution of sociality. *Journal of Human Evolution*, Vol. 44, No. 1, pp. 59–71, jan 2003.
- [24] M. E. J. Newman. Power laws, Pareto distributions and Zipf’s law. *Contemporary Physics*, Vol. 46, pp. 323–351, 2005.
- [25] Thorsten Pachur, Lael J. Schooler, and Jeffrey R. Stevens. When Will We Meet Again? Regularities of Social Connectivity and Their Reflections in Memory and Decision Making. In *Simple Heuristics in a Social World*, pp. 199–224. Oxford University Press, nov 2012.
- [26] Daniel Preoiuc-Pietro, Svitlana Volkova, Vasileios Lampos, Yoram Bachrach, and Nikolaos Aletras. Studying User Income through Language, Behaviour and Affect in Social Media. *PLoS ONE*, Vol. 10, No. 9, p. e0138717, jan 2015.
- [27] Sam G. B Roberts and Robin I.M. Dunbar. Communication in social networks: Effects of kinship, network size, and emotional closeness. *Personal Relationships*, Vol. 18, No. 3, pp. 439–452, sep 2011.
- [28] Sam G.B. Roberts, Robin I.M. Dunbar, Thomas V. Pollet, and Toon Kuppens. Exploring variation in active network size: Constraints and ego characteristics. *Social Networks*, Vol. 31, No. 2, pp. 138–146, may 2009.
- [29] Herbert A. Simon. On a class of skew distribution functions. *Biometrika*, Vol. 42, No. 3-4, pp. 425–440, dec 1955.
- [30] Chaoming Song, Dashun Wang, and Albert-Laszlo Barabasi. Connections between Human Dynamics and Network Science. sep 2012.
- [31] Masanori Takano and Ichiro Fukuda. Limitations of Time Resources in Human Relationships Determine Social Structures. *Palgrave Communications*, may 2017.
- [32] Masanori Takano, Kazuya Wada, and Ichiro Fukuda. Lightweight Interactions for Reciprocal Cooperation in a Social Network Game. In *Proceedings of The 8th International Conference on Social Informatics (SocInfo)*, pp. 125–137, 2016.
- [33] Masanori Takano, Kazuya Wada, and Ichiro Fukuda. Reciprocal Altruism-based Cooperation in a Social Network Game. *New Generation Computing*, Vol. 34, No. 3, pp. 257–271, 2016.
- [34] G. U. Yule. A Mathematical Theory of Evolution, Based on the Conclusions of Dr. J. C. Willis, F.R.S. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, Vol. 213, No. 402-410, pp. 21–87, jan 1925.
- [35] W-X. Zhou, D. Sornette, R. A. Hill, and Robin I.M. Dunbar. Discrete hierarchical organization of social group sizes. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, Vol. 272, No. 1561, pp. 439–444, feb 2005.

表 1: 利用したデータセット. N , m は各個体について, d は各社会関係について, v は社会関係の強さごとに集計した.

Communication System	Variable	Size	min	2.5%ile	25%ile	50%ile	75%ile	97.5%ile	max
Twitter	N	2,585	7	28	65	94	136	264	736
	m	2,585	1.25	1.84	2.79	3.55	4.66	8.61	25.23
	d	278,475	1	1	1	1	3	20	166
	v	943,719	2	21	54	94	136	383	14,120
755 Group chat	N	17,796	1	1	5	9	17	51	187
	m	17,796	1.00	1.43	2.44	3.53	5.60	18.00	112.00
	d	238,611	1	1	1	2	4	18	112
	v	901,212	1	1	17	48	143	1,072	31,990
755 Wall communication	N	20,000	1	1	6	11	24	159	1,372
	m	20,000	1.00	1.02	1.53	2.45	4.39	15.67	103.00
	d	534,475	1	1	1	1	2	13	121
	v	1,270,546	3	6	17	33	73	452	17,565
Ameba Pigg	N	156,222	1	1	3	5	13	64	689
	m	156,222	1.00	1.00	1.33	2.00	3.92	19.32	454.00
	d	1,911,139	1	1	1	1	2	22	457
	v	6,989,307	13	143	358	652	1,289	4,588	87,281
Mobile phone	N	73	2	16	47	94	126	279	688
	m	73	1.81	2.06	3.34	3.95	4.75	7.45	8.07
	d	7,801	1	1	1	1	2	32	207
	v	32,728	0	0	24	60	223	10,261	328,031
SMS	N	48	1	1	4	11	19	194	283
	m	48	1.00	1.00	1.68	2.85	4.03	11.35	30.5
	d	1,233	1	1	1	1	2	30	153
	v	4,942	1	1	1	3	7	36	168

表 2: 回帰分析の結果. a の t 値, p 値は $a > 1$ に関する片側検定, b の t 値, p 値は b の符号に関する両側検定である. 決定係数は 0.990 (Twitter), 0.974 (755 group chat), 0.959 (755 wall communication), 0.997 (Ameba Pigg), 0.994 (mobile phone), 0.990 (SMS) であった.

Communication System	Coefficient	Estimate	Standard Error	t-value	p-value
Twitter	a	1.189567	0.023256	8.15	4.4×10^{-16}
	b	1.309346	0.006815	192.12	Less than 2.0×10^{-16}
755 Group chat	a	1.214229	0.004640	46.17	Less than 2.0×10^{-16}
	b	1.269766	0.002294	553.5	Less than 2.0×10^{-16}
755 Wall communication	a	1.562142	0.006250	89.94	Less than 2.0×10^{-16}
	b	1.476393	0.002769	533.2	Less than 2.0×10^{-16}
Ameba Pigg	a	1.0954104	0.0007440	128.24	Less than 2.0×10^{-16}
	b	1.0939529	0.0003137	3487	Less than 2.0×10^{-16}
Mobile phone	a	1.07332	0.15756	0.47	3.2×10^{-1}
	b	1.25628	0.04689	26.795	Less than 2.0×10^{-16}
SMS	a	1.24089	0.07815	3.08	3.5×10^{-3}
	b	1.21949	0.02995	40.72	Less than 2.0×10^{-16}