

ネットワーク自己相関分析：モバイルITシステム利用行動における連携利用パターンの把握と活用に関する考察

渡 辺 理[†] 樋 口 洋 一 郎^{††}

複数の利用者がいつでもどこでも互いに情報を作成したり活用したりできるモバイルITシステムの構築が可能になり、業務システム等への適用が期待されているが、システム運用者が、利用者が相互に影響を及ぼしながら何らかのパフォーマンスを達成する状況を効率的に把握して、提供情報の再配置や内容変更等を行うことは、システムの利活用を促進する重要なポイントと考える。そこで本研究では、筆者らが大学で取り組んできた、複数主体の相互影響関係を定量的に把握するネットワーク自己相関分析法を、会社の製品開発の一環として、ある女子大学で実行していた携帯インスタントメッセージ実験データに適用した。この結果、利用者を意味の塊に分けて作った関係パターンを適用すると、利用者が直接会ったり共通の達成目的を持ったりする場合には、情報の書き込みに与える相互の影響が強まり、会わなくなると影響が弱まるという、観察事実に即した分析結果が得られた。また、利用者ごとの定量分析で説明できなかった残差の相関から相互関係パターンを作ると、毎日の細かい変動を説明しやすくなることも分かった。これらについてまとめ、応用可能性等について考察する。

An Application Study of Network Autocorrelation Analysis to Interdependent Information Activity Pattern with Mobile IT System

SATORU WATANABE[†] and YOICHIRO HIGUCHI^{††}

The diffusion of the Internet and development of personal digital assistant technology make it possible to construct the mobile IT system which many users create and use information mutually anywhere, anytime. Then, it is expected to apply this system to business field or local community. To increase the effect of this system, it is considered to be one of the important points that the system administrator could efficiently grasp and utilize the mutual and cooperative use pattern between users to promptly try the improvement of rearrangement of offer information etc. In this paper, we discuss findings of mutual patterns by network autocorrelation analysis, which is a statistic method to evaluate interdependencies between actors, applied to our empirical study of a kind of instant messaging (IM) service on mobile phones. Consequently, it turns out that, by using a user's segmentation comparison and the correlation of the residual series of the regression estimation, the actual mutual and cooperative situation can be statistically grasped by the system to some extent. Then, the point of this analyzing method was summarized and the application possibility was considered.

1. はじめに

インターネットの普及と携帯端末技術の発展により、複数の利用者がいつでもどこでも情報を作成したり活用したりできるモバイルITシステムの構築が可能になっており、地域コミュニティの活性化や、複数顧客へのグループマーケティング、営業/販売員のナレッジ

流通による販売力強化等への活用が期待されている。

これらの実現には、きめ細かい情報流通やサービス提供が不可欠であり、システム運用者は、利用者から迅速にフィードバックを得て対応策を適用し、改善していくことが必要であろう。とりわけ、利用者が相互に関係して影響を及ぼしあいながらシステムを利用し何らかのパフォーマンスを達成している状況を迅速に把握して、提供情報の再配置や内容変更等の対応を行うことは、システム利活用の重要なポイントと考える。

このような相互利用の状況は利用ログを細かく観察しないと把握しにくい、利用者が増えると、システム運用者による個別観察は著しく困難になる。そこで、相互関係パターンの効率的な発見を支援する定量分析

[†] 富士通研究所 Web & IP システム研究センター
Web & IP System Research Center, Fujitsu Laboratories, Ltd.

^{††} 東京工業大学情報環境学専攻
Department of Mechanical and Environmental Informatics, Tokyo Institute of Technology

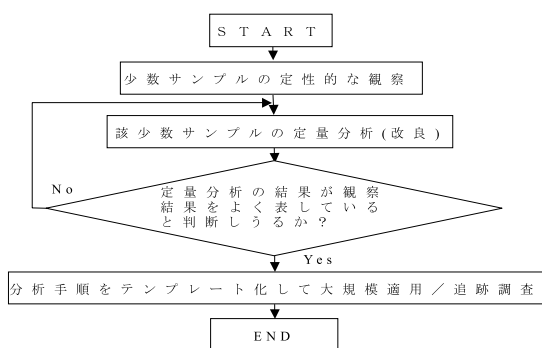


図1 定量分析の大規模展開手順

Fig.1 Deployment procedure of quantitative analysis.

手法が必要となる。定量分析は定性的な観察に比べ柔軟性に乏しいが、一度分析ノウハウが確立したら専門的知識がなくても大規模展開や追跡調査が行え、分析/対処効率が飛躍的に向上するのが利点である(図1)。

ところで、筆頭著者は、以前、大学の修士課程(社会工学科)において、相互関係パターンの定量的な把握を試みたことがあった²⁵⁾。情報の質的な評価手法に興味があり、情報が複数の主体に連鎖的に受容されて反応行動が起きる過程の解明が、この切り口の1つになると考えたからである。そして、この把握のために、ある時点における分布数値が相互に関係しあっていることを示す「ネットワーク自己相関」という概念を知り、分析手法を研究して実証分析に活用した。定量分析の代表的な方法に、GNPや売上額等の達成量(Y)を他の変数群(X)の変動で説明する重回帰分析という統計手法があるが、ネットワーク自己相関分析は、この因果関係(回帰方程式)に、主体どうしの相互関係(横断面の相関)も要因として組み込む手法である。

当時はITが普及しておらず、複数の利用者の相互関係を示す十分なデータを得ることは困難であり、代替案として、地域の農作物の作付面積の変動を対象にして作物の普及過程を分析した。そして、妥当な地域間相互関係パターンをあてはめた分析結果が、作物の特性や普及の実態に適合していることを示し、マーケティング等に応用できる可能性を述べた²⁶⁾。

そこで、社会人学生として以前の研究室に所属してネットワーク自己相関の研究を再開し、会社のモバイルITシステム開発の一環として、別の女子大学で実行していた携帯インスタントメッセージ実験^{27),28)}データに適用し、相互関係パターンの抽出を試みた。

以下では、まず関連研究を紹介したうえでネットワーク自己相関モデルの概要を説明し、次に、適用するプロトタイプの概要を説明する。その後、データの分析と考察を行い、最後にまとめる。

2. 関連研究

人々の効率的な相互関係は、社会的/経済的な利益をもたらすという観点から、近年、社会関係資本(Social Capital)と呼ばれ、米国を中心に研究が進められている^{15),20),21)}。また、関係を分析する手法は、社会ネットワーク分析として発展しつつある^{11),30)}。

たとえばLeenders¹³⁾は、ネットワーク構造と個々のアクタ(主体)の行動には因果関係があり、ネットワーク構造の変化を把握すればアクタの行動の解明につながると主張している。またBurtは、密度の高いネットワークよりも隙間を多く含むネットワークで媒介できる位置にいる人が競争力のあるアクタである、との考えから、「構造的すきま理論」を展開している⁴⁾。

一方、メール等の交換ログから社会ネットワークを計量する研究もさかんである。たとえばAdamicら¹⁾は、社内の436人のメール記録をもとに、特定2者間に6通のメール送受信が行われた場合に関係が存在すると仮定してネットワークツリーを作成し、少ないステップで未知の相手に到達するアルゴリズムの研究を行っている。Arenas³⁾は、大規模なネットワークからコミュニティを抽出する手法として最近注目されている「辺間隔度(edge-betweenness)」に基づくアルゴリズムを試している。しかしこれらの研究は、目的変数の変動を説明するモデルではないため、計量されたネットワークの機能的妥当性は弱い。また送信先が明確な場合のメッセージ交換を対象としており、疎結合の関係で情報をやりとりする掲示板等への適用は難しい。

3. ネットワーク自己相関モデル

3.1 概要と経緯

ネットワーク自己相関モデルのベースになっている重回帰分析は、ある変数(Y)の変動を他の変数(X)の変動で説明しようとする推測統計学の手法である(図2)。モバイルITシステムの場合、 Y には

社会ネットワーク分析は、近年、単なる関係の分析を主目的とする「社会構造論」から、アクタが関係をどのように利用し、それに投資するかという「社会資本論」的観点への転換を迫られている¹¹⁾。

「ネットワーク自己相関モデル」は社会ネットワークを対象とする際の名称であり、元々計量地理学において着想され「空間的自己相関モデル」と呼ばれる²²⁾。

隣接地域の動向に敏感であることや、本土出荷が本格化した後に地域間相互関係が連続検出されることが分かった。

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad \cdots(1)$$

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'Y \cdots(2)$$

図2 重回帰分析の回帰方程式とパラメータの推定式
Fig. 2 Regression and estimation equations.

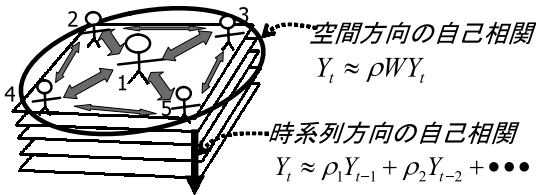


図3 空間的自己相関のイメージ
Fig. 3 Image of spatial autocorrelation.

個々の利用者の販売額や取扱い顧客数、ナレッジの作成量等、利用者がシステムを活用して達成したと想定される変数を選ぶ。そして、それ（被説明変数 Y ）が、モバイル IT システムの操作量を示す K 個の変数（説明変数 X ）との因果関係によって生じているという仮定に基づく回帰方程式を作り、説明できない部分（誤差 ε ）が最小になるよう K 個の係数（パラメータ β ）を推定する。モデルのあてはまりは説明力 R^2 で表され、この値が 1 に近いほど誤差が小さい。

また、自己相関統計量とは、データ間の序列情報を表す基本統計量である。時系列自己相関が、ある変数（例 Y_t ）と過去の同一変数（例 Y_{t-1} ）との関係を対象とするのに対し、ネットワーク自己相関（空間的自己相関）は、同一時点における、ある地点の変数（例 Y_i ）と別の地点の変数（例 Y_j ）の間の関係を対象とする。時系列自己相関が過去から未来への 1 方向の関係だけで定義できるのに対し、地点の組合せごとに異なる関係を想定でき、さらに、A 地点 → B 地点と、B 地点 → A 地点の関係を別々に定義できるため、多様なパターンをとりうる（図 3）。

ネットワーク自己相関モデルの由来は、統計学者の Cliff と Ord が Whittle²⁹⁾ の空間パターンの同時確率式をヒントに、空間方向の自己相関を重み行列 W で表現して簡便に計算する方法を考案したことに遡る^{5),19),22)}。その後、Doreian⁶⁾ や Dow⁷⁾ が基本的な手法をまとめ、Anselin²⁾ や Leenders^{13),14)} が検証を進め、統計手法として整備されてきた。従来の回帰分析では、平面上あるいは空間内の各計測点で得られたデータは互いに独立であると見なされ、観察値それ自体や誤差に空間方向の自己相関の存在が考慮されていなかった。しかし、皮肉にも地理学等が扱う現象は、空間的な自己相関に満ち満ちており、Cliff らの

	A	B	C	D	E
A	0	4	0	0	1
B	5	0	0	0	1
C	0	0	0	0	1
D	4	3	2	0	1
E	0	0	0	0	0



$$W = \begin{pmatrix} 0 & 0.8 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0.84 & 0 & 0 & 0 & 0.16 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0.4 & 0.3 & 0.2 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

図4 重み行列 W の一例

Fig. 4 Example of weight matrix W .

研究が発表された後、それまでは統計学的方法の適用を妨げるノイズとして否定的にとらえられてきた空間的自己相関概念が、地理学の理論構築の鍵概念として肯定的にとらえられるようになった^{18),22)}。

このモデルを使った実証研究は、筆者らの農作物作付面積変動分析のほかに、アメリカのある州の選挙投票行動にみられる地域間の相関関係や、感染死亡率/食糧自給率¹⁸⁾、東京の地価変動²³⁾、自治体の予算配分³¹⁾における地域間相関分析がある。しかし、IT システム利用者が相互に関係しあうパターンを分析した事例はまだない。

なお、この手法は、グラフ理論に基づく分析手法が中心の社会ネットワーク分析において、新しい研究方向の 1 つに位置づけられている。

3.2 重み行列 W と探索手順

ネットワーク自己相関モデルでは変数の変量の間に相関関係があると仮定し、重み行列 W を作成する。重み行列 W とは、変数 j が変数 i に与える影響を i 行 j 列の成分 w_{ij} として数値化して行列表記したものである。主体の数 (N) が 5 の場合の W の例を図 4 に示す。

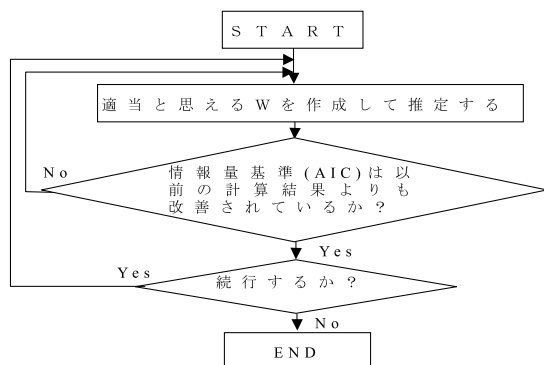
この行列の i 行は、主体 i が他の主体たちから得る影響の度合いを示し、 j 列は、主体 j が他の主体たちに与える影響の度合いを示す。また、対角成分の値は常に 0 となっている。これが 0 でなければ、ある変数でその変数自体を説明することになり矛盾をきたすからである。また、影響関係の度合いを確率化するために、各成分の値を行和で除して行和 = 1 にして使用する。

たとえば図 4 の (1,2) と (2,1) 成分に他の成分と比較して大きな値があることは、主体 A と主体 B に互いに強い相関関係が想定されていることを示す。また 3 行目の要素のほとんどが 0 であるのは、主体 C が、

要素間の相互作用の分析は、複雑な経済システムや生命システムを解明する有力な切り口としても注目されている¹⁰⁾。

第 24 回国際社会ネットワーク分析学会サンベルト会議の基調講演で Stockman (Groningen 大学) は、社会的影響を測る手法として、4 つの新しい方向の筆頭に位置づけていた。

この影響は、直接のコミュニケーションによって生じる場合と、各主体の沈思黙考（比較）によって生じる場合があるとされる¹⁴⁾。

図 5 妥当な w の探索手順Fig. 5 Search procedure of appropriate w .

主体 E のみから影響を受けていることの想定を示し、4 列目がすべて 0 であるのは、主体 D が誰にも影響を与えていないことの想定を示す。なお、一部の値が負を示すことも現実にはありうるであろう。

ネットワーク自己相関モデルでは、まず W を仮定して、回帰方程式に組み込んで検定を行う。 Y の説明にある程度寄与していれば有意な検定結果がでる。どのような情報から W を作成するかは分析者に依存しており、モデルへのあてはまりの高い W を効率的に作成して見つけることは、このモデルの重要なポイントであり課題である。Leenders¹⁴⁾ は、重み行列 W の作成には慎重になるべきであり、複数の W を適用して比較することの重要性を主張している。本研究はこの主張に同調し、図 5 に示す手順で複数の W を比較分析する。モデルの比較には情報量基準 AIC を用いる。AIC が小さいほど良いモデルといえる。ただし W は無限に多様なパターンをとりうるので全探索は困難であり、探索の続行は検出性能をみながら判断することとする。

3.3 基本モデル

ネットワーク自己相関モデルには 2 つの基本モデルがある。①外乱モデル (disturbance model) と②効果モデル (effect model) である (表 1)。外乱モデルは誤差 ε の間に自己相関の存在を仮定し、効果モデルは、被説明変数 Y に直接、自己相関の存在を仮定する。

表 1 に示す ρ は、 X に対する β と同様に、関係項目の影響度を示すパラメータであり、通常 $-1 < \rho < 1$ の間の値をとる。 ρ が負値になることは、すべての要素が互いに逆の影響を与えあっていることを意味す

表 1 ネットワーク自己相関の 2 つの基本モデル

Table 1 Two basic models of network autocorrelation.

DM (外乱モデル)	EM (効果モデル)
$Y = X\beta + \varepsilon$ (3)	$Y = \rho WY + X\beta + \varepsilon$ (5)
$\varepsilon = \rho W\varepsilon + v$ (4)	
v : 真の残差	
ρ : ネットワークのパラメータ (スカラー)	
W : 重み行列 ($N \times N$)	

るので、一般的には考えにくい。したがって、推定値が $0 < \rho < 1$ の範囲を示せば現実的と考えられる。

3.4 推定方法と使用モデル

パラメータの推定方法は、共分散 $\neq 0$ となり非線形となるため、最尤法を用いる。最尤法とは複数の未知変数を尤度方程式が最大値をとるようにして探索する方法である。計算の高速化のためには、 β や σ を ρ に置き換えて ρ 1 つを推定パラメータとしたうえで適用するのが望ましい。また推定値の正確な t 検定を行うには、クラメルラオ不等式から派生した情報行列に基づく計算を行うのが望ましい¹²⁾。筆者は計量経済分析パッケージ TSP で計算プログラムを作成し、既発表文献²⁴⁾ との計算値の一致を確認した。

次に、2 つのモデルの推計精度についてシミュレーションを行った。特定の重み行列を使い、誤差を発生させて、設定した ρ に対する推定値の分布傾向を調べた。その結果、どちらも ρ の設定値が 0 に近いと、推定値が設定した値よりも小さく推定され、そのばらつき (分散) が増加する傾向がみられた。これは高塚ら²³⁾ も同様の指摘をしている。この傾向は DM のほうが大きく、DM のほうが $0 < \rho < 1$ における有意な ρ が検出されにくいと考えられる。一方、自己相関モデルが重回帰モデルの説明力を改善する度合いは、EM も DM もほとんど同じであった。

本研究では下記の理由から DM による分析を行った。

- (1) 独立変数 (X) で説明を試みた残差に相関関係をあてはめる DM のほうが、独立項目 (X) と関係項目 (W) の役割が分担できているように考えられるため。
- (2) 相関関係が有意検定されるときとされないときの妥当性を吟味したいので、検出されにくいモデルのほうがメリハリが効いて分かりやすいと考えたため。

このほか、2 つのモデルを組み合わせたハイブリッドモデルや、複数の ρW を仮定する複数パラメータモデル等もあるが、基本モデルの適用が第 1 ステップと考える。

誤差 ε は正規分布に沿って出現すると仮定されており、 σ はその分散を示す値である。回帰分析では β だけを推定できるのに対し、最尤法では σ も一緒に推定する必要がある。

計算上、範囲外となる場合もありうるが、本研究では不適当な値と解釈する。

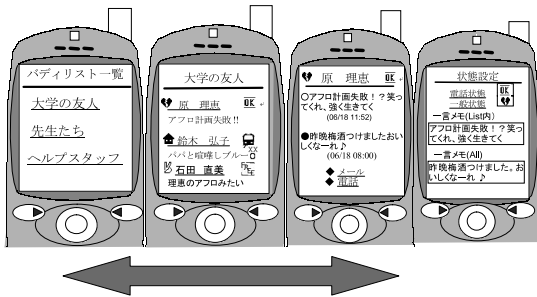


図 6 試行プロトタイプの主要画面

Fig. 6 Four main views of the prototype system.

- (3) 重回帰モデルと比べた説明力の向上については、2つのモデルで変わらないと考えられるため。

4. 分析対象

本章では、今回分析対象とした携帯インスタントメッセージ実験の概要を説明する¹。この実験は、アメリカで普及したインスタントメッセージと日本で普及した携帯電話の親和性が高いことがかねてから指摘されており¹⁷⁾、2つを融合した製品開発の一環として行われた。利用者は、他の利用者との間に情報の交換関係を結び、バディリストと呼ばれる、携帯電話の電話帳に相当するコンタクトリストを作成して、情報を交換する相手を登録する。そして互いに一言メモと呼ぶテキストメッセージを公開しあう。すなわち、利用者はグループに参加するのではなく、パーソナルな関係に基づいて交換関係を作り、些細な情報を伝え合う。そして、利用者の操作ログは自動的にサーバに蓄積される。

当初、プロトタイプがグループチャットやメーリングリスト等の強い対話場を持たないことを懸念していたが、実際には被験者は楽しみながら積極的に使ってくれた。友人同士でバディリストに一言メモを書いて見せ合うことは、メールやチャットでメッセージを送るよりも情報発信の敷居が低く、見られることを意識した日記を綴る感覚を楽しめる。ひとり言メモから対話的なメモに移行したり、パーソナルな対話や仲間以外への情報発信をしたりする際の起点としても機能していた。

4.1 基本画面

このプロトタイプの主要な画面例を図6に示す。左

端から「バディリスト一覧画面」「バディリスト画面」「メンバ詳細画面」「状態設定画面」である。

まず、バディリスト一覧画面には、この利用者が作成した3つのバディリストがメニュー表示されている。次に、一覧画面から大学の友人の画面(バディリスト画面)に入ると、登録した交換相手の名前と、状態情報の一部が表示される²。また登録相手の1人「原」の詳細画面に入ると彼女の設定した一言メモの全体を参照することができる。一言メモは、図6右端に示した設定画面から入力する³。全交換相手に公開するものと、このバディリストの登録相手に限定公開するものと、2種類のメモが用意されている。

4.2 システム利用の概要

被験者として、ある女子大学の同じゼミに所属する学生9名(女性)+助手(女性)+教授(男性)を選んだ。学生9名は、5名と4名の仲良しグループに分かれていた。計11台の携帯電話を貸与し、自由に交換関係を作って利用してもらった。また、システムのメンテナンスや使い方支援のために富士通の4名もヘルプスタッフとして参加した。試行期間は77日間であった⁴。

利用者は、他の利用者との間に情報の交換関係を結び、バディリストと呼ばれる、携帯電話の電話帳のようなリストを作成して交換相手を登録する。そして互いに一言メモと呼ぶテキストメッセージを公開する。この実験では、学生は、仲の良い友人たちと交換関係を結んで「友人」「仲良し」等のバディリストに登録し、結果として、AとBという2つのクリーク(完全共有関係)が発生した。学生たちは、先生やヘルプスタッフとも関係を結び、「先生」「ヘルプスタッフ」等の名前で別のバディリストに登録した。図7にこのイメージを示す。この結果、学生は、(1)仲良しのメンバーとは全員のメモを対等に共有して見せあう関係となり、一方、(2)先生や富士通ヘルプスタッフとは、もう少し疎遠な形で情報を公開しあう関係となった。先生やヘルプスタッフはバディリストで学生全員を俯瞰できるが、学生側のバディリストには、先生やヘルプスタッフだけしか登録されておらず、そこに仲間はいない。

¹ このモデルは業務システムへの適用も想定しているが、売上金額等を含む実データの入手や結果の外部公開は容易ではない。一方、携帯実験は筆頭筆者が関与しており、結果の妥当性が吟味できるため、今回の分析対象に選んだ。実験の詳細は、文献(27)、(28)を参照されたい。

² この画面には一言メモの最初の10文字が表示される。

³ 一言メモのほかに2種類の状態アイコンも設定できるようになっているが、今回の定量評価対象にはしていない。

⁴ 公式な測定期間は2カ月であり文献(27)はこの期間を対象としているが、被験者の希望により非公式に17日間延長しており、本論文では分析機会を増やすため全期間を分析対象とした。

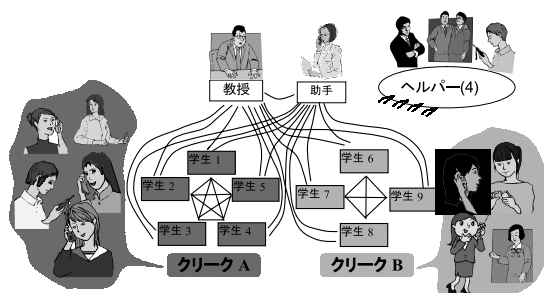


図7 実験で作成された交換関係の一覧
Fig. 7 Exchange relations map.

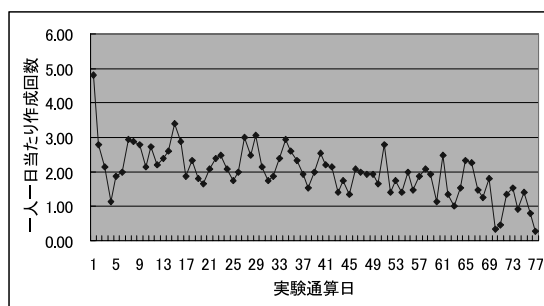


図8 一言メモの平均設定回数の推移
Fig. 8 Transition of memo-setup number of times.

4.3 利用の推移と特徴

図8に、一言メモの設定回数の推移を示す。後半55日目頃から夏休みに入り、設定回数は少し下がったが、全体的に1人1日あたり1.98回の設定（1回平均で32文字程度）が維持された。

次に、この期間中の主なトピックを週単位で列挙する（表2）。通常の授業期には学生は毎日学校で顔をあわせていたが、教育実習や夏休みには会う機会が激減したと思われる。また、教授の不在時期にはゼミがなく、直接会って対話する機会が減ったと想定される。

また、一言メモは、ひとり言の見せ合いが静かに続くことをイメージしていたが、実際には、擬似的な対話が比較的頻繁に起きていた。図6の左から2番目のパディリスト画面では、石田は、原の書き込み「アフロ計画失敗」に対する反応を自分の一言メモ欄に書いて公開している。ふだんはバイト先や授業等のひとり言的な内容だが、友人の就職内定や彼氏との喧嘩等のイベントが起きると、喜びや励ましを伝えるメモが現れる。このような擬似対話は、クリークAとBの内部で起こることが多く、クリーク内のメモの28%を占めていた。

さらに、学生被験者たちは専ら仲良しの間だけでメモを見せ合うと予想していたが、実際は、むしろ先生やヘルプスタッフにも見せるメモのほうが多かった（全

表2 週ごとの主なイベント

Table 2 Weekly events.

週	日	主なイベント
1	1-7	前期授業
2	8-14	前期授業
3	15-21	半数程度の学生が教育実習へ
4	22-28	前期授業
5	29-35	教授が海外出張で不在
6	36-42	教授が海外出張、後半帰国
7	43-49	前期試験
8	50-56	前期試験、後半終了
9	57-63	夏休み開始
10	64-70	大半の学生がセミナーキャンプに参加
11	71-77	夏休み

表3 仲良しクリークからの2種類のメモの同時作成例

Table 3 Examples of simultaneous memo creation.

	仲良し限定公開メモ	全交換相手向けメモ
1	理恵のアフロめっちゃ見たいー	きょうは須磨の海へ泳ぎに行きました
2	紀子は仲直りした？素直って素敵	明日は面接、いったい何聞かれるんやろう
3	バーゲンいつてきます、気合いだ	海いきたーい、小麦色の肌にあこがれる
4	中山美穂みたいな髪形になりたいよーでもはかずかしいからいわん	今から髪きりにいつてきます、やっと黒髪からおさらば
5	花火序盤で彼氏が腹痛、一番きれいなところが見れなかったよ。	花火計画第一段、天神祭失敗！次はPL祭だ

体の58%)。そこで、後者のようなメモを作成する場所を調べたところ、パディリストを一覧する画面での作成が全体の51%を占めていたが、仲良しパディリスト内のメモ設定画面で、仲良しに限定したメモを書くついでに全交換相手向けメモを書いた事例が38%あることが分かった^{27),28)}。表3にその例を示す。仲間向けの打ち解けた内容に対して、先生やヘルプスタッフに公開する内容は、外向きのトピックであったり、同じ内容をばかして書いたりしている。利用者は、パーソナルな友人たちを意識するついでに、先生やヘルプスタッフ等パブリックな関係の人たちも意識して、情報を作成していたと考えられる。

5. ネットワーク自己相関分析と考察

5.1 基本回帰方程式

はじめに、基本回帰方程式を作成した。利用者の主体的な情報行動を示す値として、 Y には、利用者が作成した一言メモの文字数を適用し、利用者の情報生産性を示す値と見なした。

続いて、説明変数 X を選択した。情報の作成は、

一言メモの作成回数ではデータが平滑化されすぎるので、変量の違いを際立たせるために、作成文字数にした。

表 4 基本モデルの変数

Table 4 Variables of basic model.

変数	推定パラメータ名	変数の内容
Y	---	作成した一言メモの情報量の合計
X 0	β_0	定数項
X 1	β_1	前の期の Y
X 2	β_2	前の期の他者のメモ（詳細画面）の参照量の合計

経験した出来事や性格等に依存することが大きいと考えられるが、これらを示す妥当な変数を持ち合わせていないので、代替的に 1 期前の Y を利用することにした。また、利用者が他の利用者の情報を参照することで触発されることも考えられるので、代表変数として、メンバー詳細画面をクリックして他人の書いたメモを見た量（文字数）、を選択した。これらを表 4 に示す。なお、傾向を見やすくするために、すべての変数を対数化した。

表 4 の変数に沿って、まず、1 日ごとの重回帰分析を試した。期間が 77 日間なので合計 76 回試したが、毎日の発信量の変動が大きく説明力のばらつきが目立った。そこで、傾向を発見しやすくするためにデータを週単位に集約することにした。77 日は 11 週となり、前の週のデータを X に使う関係で、合計 10 回の重回帰分析を行った。説明力は、おおむね 0.48 であった。

5.2 週ごとの分析とセクタセグメンテーション

前述したように、ネットワーク自己相関分析は W の作成がポイントである。地域分析の場合は地理的なデータを活用できるが、ネットワークデータにはこれに該当するものがあまりない。そこで、重み行列（サイズ = 15×15 ）を次の 3 つの方針で作成することにした。

- (1) 利用者間の情報の交換関係に基づいて作成する。
- (2) 利用者間の情報の流量に基づいて作成する。
- (3) 利用者の意味的な塊の単位で値を想定する。

はじめに、(1)、(2) を試した。ログデータから、誰と誰が交換関係を結んでいるか分かり、誰が誰のどの画面を見たかも分かる。これらの値を集約して W を作成して試したが、概して、検定有意回数は少なかった（表 5）。流量の大小関係の度合いを変化させて検出傾向を比較するために、W の各成分値を 2 乗したり 0.5 乗する等のバリエーションも試したが、検出回数はさほど変わらなかった。したがって、この実験データについては、(1)、(2) のような顕在データだけで W を作成しても、利用者の情報発信量に寄与する相互関係パターンを探するのは容易ではないとの感触

表 5 交換関係と流量に基づく W の有意検出回数

Table 5 Trends by W of relation or communication.

重み行列の名称	ρ の有意検出回数
利用者の交換関係（152 個）	0
利用者による互いの詳細画面のメモ参照量	1
利用者による互いの詳細画面のメモ参照回数	1
利用者によるバディリスト画面の参照回数	0

表 6 セグメント化した W の変数パターン

Table 6 Variables of sector-segmented W.

	学生 A	学生 B	先生 T	ヘルプ H
学生 A (5 名)	StoS	0	TtoS	HtoS
学生 B (4 名)	0	StoS	TtoS	HtoS
先生 T (2 名)	StoT	TtoT	HtoT	HtoT
ヘルプ H (4 名)	StoH	TtoH	HtoH	HtoH

を得た。

そこで、(3) 対象とする利用者を同一の塊（セクタ）にセグメント化して、それぞれのセクタ内やセクタ間の影響を示す値を一律に変えて連携関係の傾向を調べることにした（表 6）。15 名は、大きく、学生（5 名の A グループと 4 名の B グループ）、先生（2 名）、ヘルプスタッフ（4 名）に分けられる。表中の“○ to □”という表記は、それぞれのセクタの影響関係を変数に見立てて示したものである。たとえば StoS とは学生内部の影響を示す変数であり、TtoS とは先生から学生への影響度を示す変数である。学生は仲良しグループ A、B からなり、A と B の間には実際の交換関係がなかったので値 = 0 とした。また、先生 T とヘルプスタッフ H の内部や間には学生ほど強い相互連携はないかもしれないが、さりとて無関係ではないと考えられる。

この表 6 を参考に、一部のセクタ内やセクタ間の要素だけを 1 とし他はすべて 0 にした W を作成して分析した。その結果、仲良しグループだけを 1 とした W による ρ の有意検定回数が 4 回あり（表 7）、仲良しグループ内の関係が検定されやすいことが分かった。

農作物作付の分析の場合も、複雑な地理的指標よりも単純な隣接関係のほうが連携性の検出力が高かった。同じ重み行列 W を異なる時期に何度も適用する場合には、シンプルなおほうが適している可能性があると思える。

そこで表 7 の 1 の行列 (クリーク A, B の成分 = 1 とした重み行列) に対して, 他のセクタに値を入れて検出回数の変化を調べた. この結果, 表 8 に示すように先生から学生への影響の指標 (TtoS) と, ヘルプスタッフから学生への影響の指標 (HtoS) を変えることで, 検定結果が改善されることが分かった. 一方, 他の変数を変えてもさほど大きな改善はみられなかった.

表 9 は, 表 8 の 2 つの変数 (TtoS, HtoS) の値を少しずつ変えた際の, 検定結果の傾向を比較したものである. 下端の改善回数は, 重回帰分析と比べてネットワーク自己相関がモデルを改善したと見なしてよい回数である. 表 9 から, TtoS も HtoS も 0.1 近辺が

最も ρ が有意となる回数 (灰色のセル) が多いと分かる.

さらに, TtoS と HtoS の値を別々に変えて尤度の変化を調べたところ, HtoS は 0.2 のほうが若干良い結果を示すことが分かった. 表 10 にこの推定結果を示す. FIT は重回帰分析の説明力 R^2 に相当する値であり, R^2 と比較すると, ネットワーク自己相関によって説明力が向上していることが分かる.

また, この表 10 と表 2 を比較すると, ネットワーク自己相関 (ρ) が正の値で有意に検定されている時期は, 通常の授業や試験期間等であり, 教育実習や, 先生が海外出張でゼミがなくなった週は連携パターンがみられなくなっている. しかし, 夏休みでも, セミナーキャンプに参加して直接会った週には連携関係が検出されている. 直接顔をあわせることが連携関係に影響を与えている可能性を示唆していると考えられる.

5.3 日単位での分析への残差系列相関の試行

日単位の場合は個別変動が激しいが, 前節の代表的セグメント行列 (表 8, 表 10) に各利用者の前 7 日の

表 7 一部のセグメントに値を限定した W の有意検定回数
Table 7 Significant number of times of segmented W.

	学生A	学生B	先生T	ヘルプH
学生A(5名)	StoS	0	TtoS	HtoS
学生B(4名)	0	StoS		
先生T(2名)	StoT		TtoT	HtoT
ヘルプH(4名)	StoH		TtoH	HtoH

表 8 仲良しクリークに外部の影響を加味したセグメント行列
Table 8 Segmented W with friend-cliques and others.

	学生A	学生B	先生T	ヘルプH
学生A(5名)	1	0	TtoS	HtoS
学生B(4名)	0	1		
先生T(2名)	0	0	0	0
ヘルプH(4名)	0	0	0	0

表 10 代表的なセグメント W の推計例 (TtoS=0.1, HtoS=0.2)
Table 10 Results of representative segmented W.

週	R^2	FIT	ρ	$\beta 0$	$\beta 1$	$\beta 2$	AIC
2	0.34	0.52	0.86(*)	1.69	0.02	0.53(*)	改善
3	0.58	0.68	-1.81(*)	1.97	0.57(*)	0.10	改善
4	0.61	0.76	0.84(*)	-0.31	0.79(*)	0.17	改善
5	0.60	0.60	-0.14	2.28(*)	0.67(*)	0.06	
6	0.57	0.60	0.48	-12.38	2.33(*)	0.33(*)	改善
7	0.21	0.64	0.99(*)	5.76(*)	-0.03	0.07	改善
8	0.73	0.77	0.71(*)	-1.98	0.94(*)	0.27(*)	改善
9	0.48	0.65	-1.0	3.25(*)	0.51(*)	0.01	改善
10	0.29	0.54	0.95(*)	2.42	0.47	0.02	改善
11	0.43	0.45	-0.35	3.38(*)	0.41(*)	-0.01	

(*)5%有意

表 9 2 つの変数の変化と, ρ の有意検定傾向
Table 9 Significant trend with two variables.

主なイベント↓	TtoSの値→	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	1.0
	HtoSの値→	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	1.0
通常授業	2週目	0.64(*)	0.78(*)	0.91(*)	1.04(*)	1.16(*)	-1.36	-2.58
教育実習	3週目	-1.31(*)	-1.59(*)	-1.88(*)	-2.17(*)	-2.47(*)	-2.77(*)	-4.30(*)
通常授業	4週目	0.65(*)	0.77(*)	0.88(*)	0.99(*)	1.10(*)	1.20(*)	1.63(*)
先生渡欧	5週目	-0.08	-0.13	-0.19	-0.26	-0.34	-0.43	-0.89
渡欧・帰国	6週目	0.37	0.42	0.46	0.49	0.51	0.52	0.14
試験	7週目	0.79(*)	0.92(*)	1.03(*)	1.14(*)	1.24(*)	1.34(*)	1.75(*)
試験	8週目	0.50	0.60(*)	0.72(*)	0.87(*)	1.01(*)	1.13(*)	-1.97
夏休み	9週目	-1.27(*)	-1.48(*)	-1.69(*)	-1.90(*)	-2.11(*)	-2.32(*)	-3.39(*)
夏休み(合宿)	10週目	0.74(*)	0.87(*)	0.99(*)	1.10(*)	1.20(*)	1.31(*)	-1.78
夏休み	11週目	-0.27	-0.32	-0.36	-0.41	-0.45	-0.50	-0.70
	AIC改善回数	8	8	8	7	7	6	7

(*)5%有意

表 11 日単位の変動の分析例
Table 11 Analysis by each 76 day.

基本のW	使わず	使わず	1	1	1	1	1
前7日の詳細参照量	1	4乗	使わず	0.5乗	1	2乗	4乗
有意検定回数	2	4	15	14	19	19	13

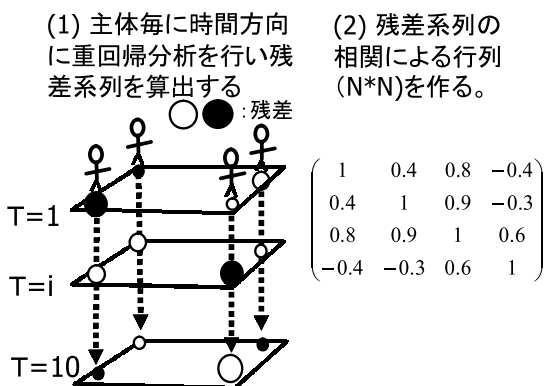


Fig. 9 Image of residual-correlation method.

互いの詳細画面のメモ参照量の合計値の累乗値を重ね合わせることで、細かい変動に追従しやすいと思える W を作成して傾向を調べた。参照量行列の乗数を変化させて傾向の変化をみたところ、最大で 76 回中 19 回の有意検出がみられた (表 11)。

次に、別の W 作成方法として、筆者らが農作物変動分析において着想した残差系列相関法を試した。これは図 9 に示すように、まず、個々のアクタごとに時間方向のデータ系列を使って別々に重回帰分析を行う。すると、個々のアクタごとに帰推定式で説明できない残差 (標本誤差) の系列が N 個現れ、それぞれの残差系列 i と j の間の相関係数値を W の (i, j) 成分と (j, i) 成分に利用する、というものである。このとき、相関係数は $-1 \sim 1$ の間の値となるが目安にすぎないので、 W の成分を枝刈りしながら検出傾向を比較する。この方法は、アクタの相互関係は単独の重回帰モデルで説明できない残差部分に隠れており、個別に重回帰分析をして現れた残差系列の位相がそろいやすい (同期性が高い) 場合には、その 2 つのアクタ間に相互関係が生じている可能性がある、という考え方に基づいている。なお、図 9 の白丸は正の、黒丸は負の残差を示す。

表 12 に、この方法による W を利用したネットワーク自己相関分析の有意回数を示す。枝刈りの基準によって 4 種類の結果を示している。0.5 以上に値を限定した W の場合は 24 回と、全期間 (76 回) のほぼ 3 分

表 12 残差系列相関法の枝刈りと有意検定回数
Table 12 Results of residual-correlation method.

	そのまま	正だけ	0.5以上	負だけ
有意回数	22	14	24	1

の 1 の時期について、統計的な有意判定をしていることが分かる。また、負の値に絞ると有意回数が 1 回であることも現実的に妥当であると考えられる。IT システムでは、大量のログが取得できるが、1 つ 1 つを細かく分析するのは困難であり、 W の作成に事前知識が不要な残差系列相関法は、大規模データの分析に向けた現実的な方法と思える。

6. まとめと今後

モバイル IT システムの利活用支援の可能性を探るために、携帯インスタントメッセージ試行実験における利用者の相互関係利用パターンの、ネットワーク自己相関分析による定量的な検出を試みた。その結果、

- (1) 仲良しグループ内の相互関係が有意に検出され、先生やヘルプスタッフからの影響も 0 ではないことが統計的に示唆された (5.2 節)。
- (2) 週単位での実イベントと検出結果の比較から、学校で会ったり試験という共通目的を持ったりすると相互関係が強まり、先生の不在や夏休みになると弱まることが分かった (5.2 節)。
- (3) 変動の大きい 1 日単位のデータについても、利用者ごとに重回帰分析をした残差の系列相関から W を作成して適用すれば、全体の 3 分の 1 程度について有意な関係パターンを抽出できることが分かった (5.3 節)。

これらはまだ可能性の示唆にとどまっており、今後、実例での試行と分析法改良を蓄積し、実効力のある分析ノウハウの確立を目指す。またネットワーク自己相関分析は、基本特性や精度にまだ不明確な部分もあるため、理論的検討とシミュレーションも継続していく。

今回のデータは、目的性があまり強くない仲良しコミュニティの情報発信を目的変数にしており、相互関係は抽出できたが、結果を役立てる可能性はさほど多くないかもしれない。今後は、業務システムの分析企画を推進し、利用者の相互情報行動が各々の業務遂行 (売上げ、顧客獲得数等) に及ぼす効果を測って、業務活動の支援やマーケティング等への応用を検討する。また、この手法は組織間や商品間の相互関係の把握に

も適用可能と考えられ、これらの検討を進める。

従来、大学では、社会・経済現象の解明のためのフィールドワークやデータ集めに苦勞をしていた。一方、IT 業界では、開発/支援対象がビジネスやコミュニティといった上位レイヤに上がり、業務過程や地域社会の支援等に、従来の情報技術の枠から離れた社会科学的分析や働きかけも必要になっている。また、従来は把握が難しかった社会ネットワークを電子環境上で観察・計量できるようになり、それを利用した社会的サービスが新しいビジネスになる可能性もある。したがって、企業と大学が双方の長所を活かした連携を進めていくことは、今後の IT の発展に欠かせない必須の流れになっていくと考える。

謝辞 試行に協力し貴重な意見をいただいた武庫川女子大学の藤本憲一先生と学生の皆様、および(株)富士通研究所の皆様、東京工業大学樋口研究室の皆様に深く感謝いたします。

参 考 文 献

- Adamic, L. and Adar, E.: How to search a social network. *The 24th Sunbelt Conference* (2004). <http://www.hpl.hp.com/research/idl/papers/socsearch/socsearch.pdf>
- Anselin, L. and Florax, R.: *New Directions in Spatial Econometrics*, Springer-Verlag, Berlin (1995).
- Arenas, A.: Community Analysis in Social Networks. *The 24th Sunbelt Conference* (2004). http://arxiv.org/PS_cache/cond-mat/pdf/0312/0312040.pdf
- Burt, R.S.: *Structural Holes: The Social Structure of Competition*, Harvard University Press, Cambridge, MA (1992).
- Cliff, A and Ord, K.: *Spatial Autocorrelation*, Pion: London (1973).
- Doreian, P.: Linear Models with Spatially Distributed Data, *Sociological Methods and Research*, Vol.9, pp.29-59 (1980).
- Dow, M.M., Burton, M.L. and White, D.R.: Network Autocorrelation: A Simulation Study of a Fundamental Problem in Regression and Survey Research, *Social Networks* 4, pp.201-212 (1982).
- 古川一郎: e コミュニティの誕生とマーケティングの革新, 一ツ橋ビジネスレビュー, Vol.49, No.2, pp.58-73 (2001).
- 樋口洋一郎, 高塚 創: 空間的自己相関の存在するデータが回帰分析に及ぼす影響に関する研究, 地域学研究, Vol.25, No.1, pp.57-71 (1995).
- 金子 勝, 児玉龍彦: 逆システム学—市場と生命の仕組みを解き明かす, 岩波書店 (2004).
- 金光 淳: 社会ネットワーク分析の基礎, 劉草書房 (2003).
- 小西貞則, 北川源四郎: 情報量規準, 朝倉書店 (2004).
- Leenders, R.Th.A.J.: *Structure and Influence: Statistical models for the dynamics of actor attributes, network structure and their interdependence*, Thela Thesis Publishers, Amsterdam, NL (1995).
- Leenders, R.Th.A.J.: Modeling social influence through network autocorrelation: constructing the weight matrix, *Social Networks* 24, pp.21-47 (2002).
- 諸富 徹: 環境, 岩波書店 (2003).
- 村本理恵子: オンラインコミュニティのビジネス活用とその構築事例, 第 43 回人工知能学会セミナー講演テキスト, pp.95-103 (2002).
- Nardi, B.A. and Whittaker, S.: Interaction and Outeraction: Instant Messaging in Action, *Proc. SIGCHI conference on Computer Supported Cooperative Work (CSCW'00)*, ACM Press, New York, NY, pp.79-88 (2000).
- Odland, J.: *Spatial Autocorrelation*, Scientific Geography Series, Vol.9, Sage, Newbury Park, CA (1988).
- Ord, K.: Estimation Methods for Models of Spatial Interaction, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.70, pp.120-126 (1975).
- Putnam, R.D.: *Bowling Alone: The Collapse and Revival of American Community*, Simon & Schuster, New York, NY (2000).
- パットナム: 哲学する民主主義, NTT 出版 (2001).
- 杉浦芳夫: 立地と空間行動, 古今書院 (1989).
- 高塚 創, 樋口洋一郎: 空間的自己相関分析手法を用いた地価の空間的連関に関する統計的検証, 地域学研究, Vol.26, No.1, pp.139-153 (1996).
- Upton, G. and Fingleton, B.: *Spatial Data Analysis by Example*, Vol.1, WILEY, New York, NY (1986).
- 渡辺 理: 農作物作付面積のネットワーク自己相関モデルに基づく実証研究, 東京工業大学大学院社会工学専攻修士論文 (1990).
- 渡辺 理, 樋口洋一郎: 空間的自己相関モデル: 沖縄本島における本土向け野菜作付面積変動の分析, 地域学研究, Vol.34, No.1, pp.37-55, 2004.
- 渡辺 理, 光岡 円, 角田 潤, 大野敬史, 奥山 敏: 携帯電話を用いた友人間のプレゼンス情報交換実験: パーソナルネットワークを支援する新しい情報環境に向けて, 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.1, pp.142-154 (2004).
- 渡辺 理: コピキタス時代の電子コミュニティのテキスト情報交換環境に関する一考察, 日本社

会情報学会第 19 回大会発表論文集, pp.167-170 (2004).

- 29) Whittle, P.: On Stationary Processes in the Plane, *Biometrika*, 41, pp.434-449 (1954).
- 30) 安田 雪: 人脈づくりの科学, 日本経済新聞社 (2004).
- 31) 横井渉央: 空間的自己相関モデルによる地方自治体行動の分析, 応用地域学会第 18 回研究発表大会論文集 (2004).

(平成 16 年 9 月 2 日受付)

(平成 17 年 2 月 1 日採録)



渡辺 理 (正会員)

1988 年東京工業大学工学部機械物理工学科卒業. 1990 年同大学大学院社会工学専攻修了. 同年株式会社富士通研究所に入社. 以来, オフィスワークやパーソナルネットワークを

支援するグループウェアの研究・開発に従事. 人間の社会的, 情緒的な特徴を把握し効果的に支援する情報環境/情報サービス~社会システムの構築と実現に興味を持つ. 生活感覚に基づく情報環境設計論の確立が必要と考えている. 2003 年度山下記念研究奨励賞 (GN 研) 受賞. 現在, 東京工業大学情報理工学研究科博士後期課程在学中. 国際社会ネットワーク学会 (INSNA), 情報通信学会, 数理社会学会, 日本地域学会, 日本社会情報学会各会員.



樋口洋一郎

1977 年東京工業大学工学部社会工学科卒業. 1987 年 Research School of Pacific Studies Australian National University 博士課程修了. 現在, 東京工業大学大学院情報環境学専攻教授. 計量経済学や統計学を基礎として, 社会経済的相互作用を定量的に解明する分析手法の開発と実証に興味を持つ. 2001 年日本計画行政学会論文奨励賞, 1999 年米国不動産学会最優秀論文賞受賞. 国際社会ネットワーク学会 (INSNA), 数理社会学会, 日本地域学会, 応用地域学会各会員.