

博 士 論 文

普及過程におけるネットワーク動力学の研究

－インフルエンシャル仮説の理論的・経験的検討－

羅 一 等

## 要 旨

本論文の目的は、社会集団内で行為者が持つ影響力が、普及（diffusion）の発生に果たす役割を分析することである。行為者の影響力と普及の発生との関係を分析する理由は、既存の理論枠組みでは、社会集団内で大きな影響力を持つ少数の行為者が、普及の発生において重要な役割を果たすとされているからである。この理論枠組みはインフルエンシャル仮説（influentials hypothesis）と呼ばれる。本論文では、インフルエンシャル仮説が持つ問題点を明らかにした上で、行為者の影響力と普及の発生との関係を理論的・経験的に検討し、インフルエンシャル仮説が理論的にも経験的にも支持されないことを論じる。インフルエンシャル仮説の理論的検討のために、本論文では所属・影響ネットワーク（affiliation influence network）モデルを構築してシミュレーション分析を行った。その結果、第一に、インフルエンシャルが集団全体に及ぼす影響力は、インフルエンシャルが隣人に対して持つ影響力よりも小さかった。第二に、インフルエンシャルはアーリーアダプターとして重要な役割を果たさなかった。つまり、インフルエンシャル仮説が想定している状況は、例外的な一部の条件を除いて、理論モデルを用いて再現することができないことが分かった。次に、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行うために、本論文では北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるウェブサイトの普及過程を分析した。その結果、第一に、北海道の宿泊業界の社会ネットワークは、スイスやマレーシアに比べて、より緊密であることが示唆された。第二に、北海道の宿泊業界の社会ネットワークにおけるウェブサイトの普及は、所属団体が少ない宿泊施設から始まって、所属団体が多い宿泊施設を通じて、団体から団体へと広まっていて、その過程でインフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たすことはなかった。第三に、本論文が構築したスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、北海道の宿泊業界の社会ネットワークにおけるウェブサイトの普及の特徴を適切に捉えていた。以上の分析結果から、インフルエンシャル仮説が想定している状況は、経験データからも確認することができないことが分かった。したがって、インフルエンシャル仮説は理論的にも経験的にも支持されない。

# 目次

<b>第1章 序論</b>	
<b>－普及を発生させる少数の影響力者という神話－</b>	<b>1</b>
1.1. 問題提起	1
1.2. 研究方法	10
1.3. 論文構成	12
<b>第2章 普及研究の諸学説</b>	
<b>－インフルエンシャル仮説の視点から－</b>	<b>17</b>
2.1. はじめに	17
2.2. タルドの模倣の法則	18
2.3. ラゼーフエルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論	24
2.4. ロジャースのイノベーションの普及	29
2.5. グラノヴェッターの閾値モデル	36
2.6. ワッツらの影響ネットワークモデル	40
2.7. 結論	44
<b>第3章 理論モデルのシミュレーション分析</b>	
<b>－所属・影響ネットワークモデル－</b>	<b>49</b>
3.1. はじめに	49
3.2. 先行研究	50
3.2.1. 閾値モデル	50
3.2.2. SIRモデル	52
3.2.3. 影響ネットワークモデル	55
3.3. 分析モデル	59
3.3.1. 所属・影響ネットワークモデル	59
3.3.2. スケールフリー所属・影響ネットワークモデル	64
3.4. 分析方法	67
3.5. 分析結果	70
3.5.1. 所属・影響ネットワークの閾値モデルの分析結果	70
3.5.2. 所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果	75
3.5.3. スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの分析結果	79
3.5.4. スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果	82
3.6. 考察と結論	84

<b>第4章 北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及 ーバスモデルによる国際比較ー</b>	<b>93</b>
4.1. はじめに	93
4.2. 先行研究	94
4.2.1. バスモデル	95
4.2.2. スイスとマレーシアの研究事例	97
4.3. データ	101
4.4. 分析結果	104
4.5. 結論	106
<b>第5章 北海道の宿泊業界の所属ネットワークとウェブサイトの普及 ーインフルエンシャル仮説の経験的検討ー</b>	<b>109</b>
5.1. はじめに	109
5.2. 分析方法	110
5.2.1. 仮定	110
5.2.1. データ	112
5.3. 分析結果	114
5.3.1. 次数分布	114
5.3.2. アーリーアダプターの平均次数	115
5.3.3. シミュレーション分析	117
5.4. 結論	120
<b>第6章 結論</b>	
<b>ー得られた知見と含意ー</b>	<b>125</b>
6.1. 得られた知見	125
6.2. 本論文の含意	128
6.2.1. スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの意義	129
<b>参考文献</b>	<b>137</b>
<b>資料1 シミュレーションモデルのアルゴリズム</b>	<b>145</b>
7.1. ネットワーク構造の生成	145
7.2. イニシエーターの設定	146
7.3. 行動決定モデルと普及プロセス	147

# 目次

図1-1	行為者間の影響力の行使関係の単純化モデル	4
図1-2	順次的予測ゲームのセットアップ	14
図2-1	ロジャースによる普及のS字曲線	30
図2-2	ロジャースによる行為者類型	30
図2-3	ロジャースによる行為者類型の特徴	32
図2-4	ロジャースによる「テイク・オフ」期間	34
図3-1	閾値モデルとSIRモデルにおける行為者の採用確率関数の一例	53
図3-2	影響ネットワークモデルの影響力分布の確率質量関数	56
図3-3	2部グラフの1部グラフへの変換例	61
図3-4	所属関係の優先的選択アルゴリズムによる所属ネットワークの次数分布	67
図3-5	所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードサイズ	70
図3-6	所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける絶対的・相対的乗数効果	72
図3-7	所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるアーリーアダプターの平均次数	73
図3-8	所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるカスケードサイズ	75
図3-9	所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける絶対的・相対的乗数効果	76
図3-10	所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるアーリーアダプターの平均次数	77
図3-11	スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードサイズ	79
図3-12	スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるアーリーアダプターの平均次数	80
図3-13	スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるカスケードサイズ	82
図3-14	スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける絶対的・相対的乗数効果	82
図3-15	スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるアーリーアダプターの平均次数	83
図3-16	閾値累積分布と均衡時点との関係	88
図3-17	閾値平均.25の正規分布における標準偏差と均衡との関係	89
図3-18	閾値モデルの標準偏差と均衡との関係をシミュレーション分析した結果	89
図3-19	閾値モデルの平均と標準偏差と均衡との関係をシミュレーション分析した結果	90
図4-1	バスモデルの様々なパラメーターとS字曲線	96
図4-2	分析対象とする宿泊施設の地理的分布	102
図4-3	スイスとマレーシアと日本のインターネット使用人口の割合	105
図5-1	北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける次数分布	114
図5-2	スケールフリー所属・影響ネットワークモデルによって再現された次数分布	115
図5-3	北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるアーリーアダプターの平均次数	116
図5-4	北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるアーリーアダプターの次数分布（1日単位）	117
図5-5	北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおけるアーリーアダプターの平均次数	118
図5-6	ネットワークにおけるコンポーネントの例	122
図6-1	影響ネットワークモデルとスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの概略図	129
図6-2	スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける普及過程の例	132

## 表目次

表2-1	カットによる影響の類型化	20
表3-1	図3-3(A)の接続行列	61
表3-2	表3-1の共起行列の計算	62
表3-3	所属・影響ネットワークモデルのシミュレーション分析結果の要約	84
表4-1	スイスとマレーシアの研究事例の分析対象	99
表4-2	スイスとマレーシアの研究事例の分析結果	99
表4-3	分析対象とする宿泊施設の件数とウェブサイト導入時期の範囲	102
表4-4	ウェブサイト導入時期の業種別記述統計	103
表4-5	バスモデルによる変曲点とパラメーター推定の分析結果	104
表5-1	分析対象とした北海道の宿泊業界の所属団体	112
表5-2	北海道の宿泊業界の所属ネットワークのコンポーネント	113
表5-3	ネットワーク接続状態とウェブサイト導入状況とのクロス表	113
表5-4	北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおけるカスケードサイズの分析結果	119
表5-5	北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおける乗数効果の分析結果	120



# 第1章

## 序論

### －普及を発生させる少数の影響力者という神話－

#### 1.1. 問題提起

本論文の目的は、社会集団内で行為者が持つ影響力が、普及<sup>1</sup> (diffusion) の発生に果たす役割を分析することである。行為者の影響力と普及の発生との関係を分析する理由は、既存の理論枠組みでは、社会集団内で大きな影響力を持つ少数の行為者が、普及の発生において重要な役割を果たすとされているからである。本論文では、既存の理論枠組みが持つ問題点を明らかにした上で、行為者の影響力と普及の発生との関係を理論的・経験的に検討し、分析結果の含意を考察する。

社会集団内で大きな影響力を持つ少数の行為者が、普及の発生において重要な役割を果たすという既存の理論枠組みは、インフルエンシャル<sup>2</sup>仮説 (influentials hypothesis) と呼ばれる (Watts and Dodds 2007; Watts 2007, 2011)。ワッツによると、インフルエンシャル仮説は次のように定義できる。つまりインフルエンシャル仮説とは、少数の特別な人々が、大多数の人々に対して並外れた (disproportionate) 影響力を行使することができるという仮説である (Watts 2007: 202)。インフルエンシャル仮説は、さらに2つの仮説に分けることができる。まず、社会には平均的な人より大きな影響力を持つ個人、つまりインフルエンシャルが存在する。そして、インフルエンシャルは自分の周辺にいる人たちへ直接的に影響力を行使するだけでなく、自分が属する集団のより広い範囲に対しても、普通の人より大きな影響力を間接的に行使することができる (Watts 2007: 202)。これがインフルエンシャル仮説である。

イノベーション (新しい制度、新しい発明、新しい考え方など) が普及していく過程の中で、普及の成功に決定的な役割を果たす少数の行為者を想定し、その行為者を中心に理論を構築する立場は、普及研究の一般的な理論枠組みである。事実、インフルエンシャル仮説は、



普及研究の誕生から現在に至るまで、ひとつのパラダイムとしてありつづけた。古くはタルドの上流階級 (the superiority) 概念があり (Tarde 1890=1903) , コミュニケーションの2段階の流れ論 (two-step flow of communication) ではオピニオンリーダー (opinion leaders) が (Lazarsfeld et al. [1944] 1948; Katz and Lazarsfeld 1955; Katz 1957) , ロジャースのイノベーションの普及 (diffusion of innovations) ではアーリーアダプター (early adopters) が (Rogers 1962) , それぞれ普及の成否を左右する重要な行為者として論じられた。近年ではグラッドウェルの少数者の法則 (law of the few) や (Gladwell [2000] 2002) , ケラーとベリーのインフルエンシャル (influentials) 概念 (Keller and Berry 2003) が、インフルエンシャル仮説の理論枠組みを用いて普及を説明している。

インフルエンシャル仮説の特徴は、普及の原因をインフルエンシャルに帰結させる点である。つまり、インフルエンシャルは普通の人と違って、多くの人々に影響を与えることができるので、あるイノベーションをインフルエンシャルが採用 (adopt) すると、多くの人々もそのイノベーションを採用するようになり、普及は成功する。また、あるイノベーションをインフルエンシャルが採用しないと、多くの人々もそのイノベーションを採用しなくなり、普及は失敗する。このようなインフルエンシャル仮説の論理図式では、普及が成功した原因は、インフルエンシャルによるイノベーションの採用という1つの要因に帰結される。

インフルエンシャルではない普通の人、つまりノン・インフルエンシャル (non-influentials) は、自分の周辺と自分が属する集団のより広い範囲に対して、直接的・間接的にわずかな影響力しか行使できないので、普及の成否を決定づけることはできない。一方、インフルエンシャルは、自分の周辺と自分が属する集団のより広い範囲に対して、直接的・間接的に並外れた影響力を行使することができるので、インフルエンシャルがイノベーションを採用すれば、そのイノベーションは普及に成功し、インフルエンシャルがイノベーションを採用しなければ、そのイノベーションは普及に失敗する。この論理図式はインフルエンシャル仮説を過度に単純化しているように見えるかもしれない。しかし、以下のロジャースとグラッドウェルの引用文が示しているように、この論理図式は決して不当な要約ではない。インフルエンシャルには普及の成否を左右する力があるので、意図的に普及を成功させようとする場合は、普及を成功させるための努力をインフルエンシャルに集中すべきである、というのがインフルエンシャル仮説の明確な主張である。

影響力が最も強いオピニオンリーダーたちは、普及の成功を意図する行為者たちの努力の中心ターゲットである。（Rogers [1962] 1983: 281）

少数者の法則によれば、口コミによる流行の発端はコネクター（connectors）、通人（mavens）、セールスマン（という類型の人たち）に責任がある。つまり、口コミによる流行を起こしたいなら、持っている資源をこの3つのグループに集中すべきである。他の人たちは無視してもいい。（Gladwell [2000] 2002: 256）……社会的に大きな力を持っている少数の特別な人たちを見つけて接近するだけで、我々は社会的伝染の進行方向を形づけることができる。（Gladwell [2000] 2002: 259）

（ ）は筆者による加筆。

しかし、インフルエンシャル仮説には問題点がある。第一に、インフルエンシャルの影響力が普及の成否を左右するメカニズムが明確に示されていない。第二に、インフルエンシャルの存在を仮定しなくても、集団内で同調（synchronization, conformity）が起きるメカニズムを説明することができる。以上の2つの問題点が、インフルエンシャル仮説に問題を提起する理由である<sup>3</sup>。

まず、1番目の問題点について説明する。図1-1は行為者間の影響力の行使関係を単純化して、グラフで表したものである。行為者は点に、行為者間の影響力の行使関係は方向性のある線で表されている。時間 $t$ は上から下へと流れる。単純化のために $t > 0$ 以降の行為者の入次数は1で出次数は2にし、(A)では $2^t$ 人の行為者が増えていき、(B)では $2^{t+1}$ 人の行為者が増えていくとする。(A)の行為者1は $t=1$ に2人の行為者に影響を与えていて、(B)の行為者2は $t=1$ に4人の行為者に影響を与えているので、 $t=1$ における行為者2の影響力は行為者1の影響力より2倍強い。行為者1と行為者2はイノベーションを採用した状態である。イノベーションを採用した状態の行為者は、確率 $p(t)$ をもって自分が影響を与えている $t+1$ 時の行為者のイノベーション採用行動に影響を与える。

図1-1 行為者間の影響力の行使関係の単純化モデル

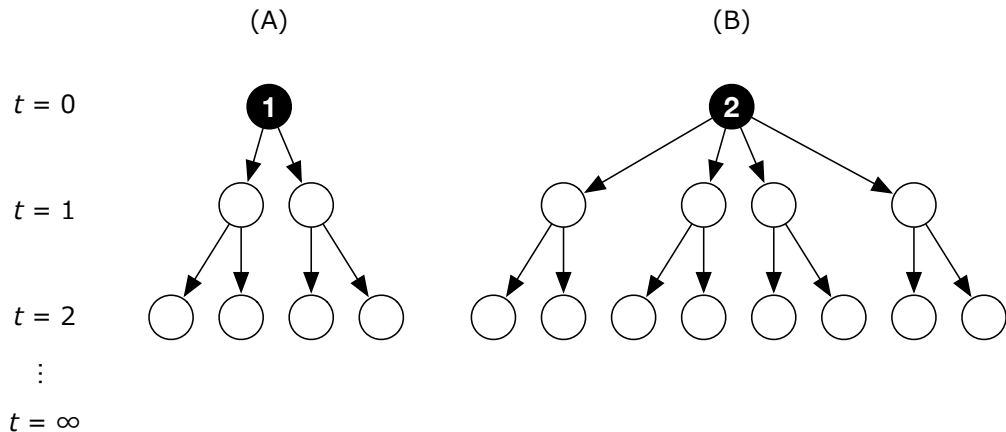


図1-1の行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルを利用して、インフルエンシャル仮説が想定する状況をモデル化し、インフルエンシャル仮説が説明していないメカニズムとはどのようなものなのかを明らかにする。以下では、行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルにおける4つの条件について考察する。

1番目の条件として、イノベーションの採用確率  $p(t)$  が、常に1である場合を考える。

$t=1$ に(A)では2人が、(B)では4人が新しく採用状態になる。 $t=2$ に(A)では4人が、(B)では8人が新しく採用状態になる。同じ要領で、 $t=\infty$ でも(B)の採用者数は(A)の採用者数の2倍になる。行為者1と行為者2が直接的に影響力を行使する $t=1$ 時点において、行為者2の影響力は行為者1の影響力より2倍強い。そして、影響力を間接的に行使する $t>1$ 以降においても、行為者2の影響力は行為者1の影響力より2倍強い。したがって1番目の条件では、インフルエンシャルの直接的影響力の強さと間接的影響力の強さは一致する。

普及率を考えると、(A)と(B)で時差はあるものの、普及率は同一である。たとえば、 $t=2$ に(B)では8人が新しく採用状態になるが、(A)でも $t=3$ になれば8人が新しく採用状態になる。行為者1から始まる普及と、行為者2から始まる普及は、普及が進む速度が違うだけで、普及率は同じである。インフルエンシャル仮説では、インフルエンシャルから始まる普及だけが成功するとされるので、1番目の条件はインフルエンシャル仮説と合致しない。

次に、2番目の条件として、 $0 < p(t) < 1$ の場合を考える。たとえば、 $p(t)$ が常に.5である場合を考える。 $t=1$ に(A)では1人が、(B)では2人が新しく採用状態になる。 $t=2$ に(A)では1

人が、(B)では2人が新しく採用状態になる。  $t = 3$  に(A)では1人が、(B)では2人が新しく採用状態になる。同じ要領で、  $t = \infty$  でも(B)の採用者数は(A)の採用者数の2倍になる。行為者1と行為者2が直接的に影響力を行使する  $t = 1$  時点において、行為者2の影響力は行為者1の影響力より2倍強い。そして、影響力を間接的に行使する  $t > 1$  以降においても、行為者2の影響力は行為者1の影響力より2倍強い。したがって2番目の条件において、インフルエンシャルの直接的影響力の強さと間接的影響力の強さは一致する。

普及率を考えると、時差を考慮しても、(B)の普及率は(A)の普及率の2倍である。たとえば、  $t = 2$  に(B)では2人が新しく採用状態になるが、(A)では  $t = 3$  になっても1人が新しく採用状態になる。2番目の条件では、インフルエンシャルから始まる普及は、ノン・インフルエンシャルから始まる普及より普及率が高い。インフルエンシャルから始まる普及とノン・インフルエンシャルから始まる普及との間には普及率の違いがあり、インフルエンシャルから始まる普及の普及率が高いので、2番目の条件はインフルエンシャル仮説と合致する。

次に、3番目の条件として、影響力の強さに比例してイノベーションの採用確率  $p(t)$  も大きくなる場合を考える。インフルエンシャルはより多くの人に影響を及ぼすだけでなく、イノベーションの採用確率にも影響を及ぼすとするわけである。たとえば、(A)での  $p(t)$  を.5にして、(B)での  $p(t)$  はその2倍の1とする。すると、  $t = 1$  に(A)では1人が、(B)では4人が新しく採用状態になる。  $t = 2$  に(A)では1人が、(B)では8人が新しく採用状態になる。  $t = 3$  に(A)では1人が、(B)では16人が新しく採用状態になる。行為者1と行為者2が直接的に影響力を行使する  $t = 1$  時点において、行為者2の影響力は行為者1の影響力より4倍強い。そして、影響力を間接的に行使する  $t = 2$  では、行為者2の影響力は行為者1の影響力より8倍強くなり、  $t = 3$  では行為者2の影響力が行為者1の影響力より16倍強くなる。3番目の条件では、時間が経つほどインフルエンシャルの間接的影響力は強くなる。

普及率を考えると、時間が経つほどインフルエンシャルの間接的影響力は強くなるので、時間が経つほど(B)の普及率は(A)の普及率を圧倒するようになる。3番目の条件では、インフルエンシャルの間接的影響力は直接的影響力より大きく、普及率もノン・インフルエンシャルから始まる普及より高い。したがって、3番目の条件はインフルエンシャル仮説と合致する。

最後に、4番目の条件として、インフルエンシャルから始まる普及だけが、時間が経つほどイノベーションの採用確率  $p(t)$  が高くなる場合を考える。  $t=1$  時の  $p(t)$  は(A)と(B)で同じだが、  $t>1$  以降に(B)の  $p(t)$  だけが增加していくとする。たとえば、(A)と(B)ともに  $t=1$  時の  $p(t)$  は.5とし、  $t$  が1増加するたびに(B)の  $p(t)$  だけが.01ずつ高くなるとする。すると、  $t=1$  に(A)では1人が、(B)では2人が新しく採用状態になる。  $t=2$  に(A)では1人が新しく採用状態になるが、(B)では  $p(t) = .51$  なので2人以上が新しく採用状態になる可能性が生じる。  $t>1$  以降も(B)の  $p(t)$  が.5より小さくなることはないので、(B)では常に2人以上が新しく採用状態になる。そして、(B)の  $p(t)$  が1に達すると、3番目の条件と同じ状況になる。したがって、4番目の条件では、時間が経つほどインフルエンシャルの間接的影響力は強くなる。

普及率を考えた場合も、(B)の  $p(t)$  が1に達するほどの十分な時間が経った後は、3番目の条件と同じ状況になるので、(B)の普及率は(A)の普及率を圧倒するようになる。4番目の条件では、インフルエンシャルの間接的影響力は直接的影響力より大きく、普及率もノン・インフルエンシャルから始まる普及より高い。したがって、4番目の条件はインフルエンシャル仮説と合致する。

以上の考察の結果、インフルエンシャル仮説が想定する状況は、行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルに、上記の2番目、3番目、4番目の条件を与えた場合に再現できることが分かった。2番目の条件では、インフルエンシャルから始まる普及とノン・インフルエンシャルから始まる普及におけるイノベーションの採用確率に違いはなく、インフルエンシャルの直接的影響力が大きいほど普及率も大きくなる。3番目の条件では、インフルエンシャルの影響力が強いほどイノベーションの採用確率も大きくなり、インフルエンシャルの間接的影響力はノン・インフルエンシャルに比べて強く、したがって、インフルエンシャルから始まる普及の普及率は、ノン・インフルエンシャルのそれを圧倒する。4番目の条件では、インフルエンシャルから始まる普及でのイノベーションの採用確率が、時間が経つにつれて高くなり、いずれインフルエンシャルの間接的影響力と普及率がノン・インフルエンシャルのそれに比べて圧倒的に高くなる。

行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルによると、インフルエンシャル仮説が想定する状況は上記の3つの条件の内の1つでなければならない。まず、インフルエンシャル仮説が

想定する状況が行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルの2番目の条件である場合、インフルエンシャル仮説は、直接的影響力が非常に大きいインフルエンシャルの存在を仮定しなければならない。たとえば、人口100万人の都市の30万人に、あるイノベーションを普及させたいとする。平均的な人の直接的影響力を10人、 $p(t)$ を.5とし、行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルを利用して、インフルエンシャルに必要な直接的影響力を計算すると、約10万人になる<sup>4</sup>。普及率30%を達成するために、インフルエンシャルは約10万人もの人と人間関係を持たなければならない。現実世界で友人や知人を約10万人持つ人を想像することは難しい。したがって、インフルエンシャル仮説が想定する状況が行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルの2番目の条件であるとするならば、インフルエンシャル仮説は、なぜそれほど直接的影響力が大きいインフルエンシャルが存在するのかを説明しなくてはならない。

次に、インフルエンシャル仮説が想定する状況が行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルの3番目の条件である場合、インフルエンシャル仮説は、直接的影響力とイノベーションの採用確率との比例関係を仮定しなければならない。直接的影響力の強さに比例してイノベーションの採用確率  $p(t)$  も高くなるという状況では、インフルエンシャルの間接的影響力が時間が経つほど大きくなる。したがって、インフルエンシャルから始まる普及は成功する。もし、インフルエンシャル仮説が想定する状況が行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルの3番目の条件であるとするならば、インフルエンシャル仮説は、なぜ直接的影響力が強いほど、イノベーションの採用確率も高くなるのかを説明しなくてはならない。

最後に、インフルエンシャル仮説が想定する状況が行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルの4番目の条件である場合、インフルエンシャル仮説は、インフルエンシャルから始まる普及だけにおいて、イノベーションの採用確率が時間が経つほど高くなると仮定しなければならない。時間とともにイノベーションの採用確率  $p(t)$  が高くなると、間接的影響力も大きくなり、普及は成功しやすくなる。そして、時間とともに  $p(t)$  が高くなるのは、インフルエンシャルから始まる普及だけである。もし、インフルエンシャル仮説が想定する状況が行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルの4番目の条件であるとするならば、インフルエンシャル仮説は、なぜインフルエンシャルから始まる普及においてのみ、時間とともに  $p(t)$  が高くなるのかを説明しなくてはならない。

以上で検討したように、インフルエンシャル仮説の立場から普及を説明する場合には、常識的な程度を超えるほどの友人・知人を持つ行為者、あるいは、友人・知人を多く持つ行為者だけが持つ特別な説得力、あるいは、友人・知人を多く持つ行為者から始まった普及だけに生じる説得力の増大現象、のどれかを仮定する必要がある。以下の引用文が示しているように、実際にインフルエンシャル仮説にはこれらの仮定が含意されている。

インフルエンシャルは大勢の人を知っていて、一週間のうちにもたくさんの人に会うため、強力な**乗数効果 (multiplier effect)** が発揮できる。多くの人に知ってほしい事柄があれば、速いスピードで広いネットワーク上に広まる。(Keller and Berry 2003: 29)

強調は筆者による。

一旦、オピニオンリーダーたちが〔イノベーションを〕採用し、イノベーションについて他の人たちに話をすれば、**単位時間における採用者数の数は跳ね上がる**。(Rogers [1962] 1995: 281)

( ) は筆者による加筆。強調は筆者による。

しかし、インフルエンシャル仮説では、これらの仮定を示唆することはあっても、説明をすることはできない。これがインフルエンシャル仮説の1番目の問題点である。

2番目の問題点は、インフルエンシャルの存在を仮定しなくても、同調メカニズムを説明することが可能である点である。同調メカニズムに関する理論モデルとして広く知られたものには、分居モデル (segregation model) (Schelling 1971, 1978) , 閾値モデル (threshold model) (Granovetter 1978; Granovetter and Soong 1983, 1986, 1988) , 群れをなす行動 (herd behavior) (Banerjee 1992) , 情報カスケード (informational cascade) (Bikhchandani et al. 1992) , 順次的予測ゲーム (sequential prediction game) (Anderson and Holt 1996, 1997) などがある。これらのモデルは、インフルエンシャルの存在を仮定せずに、同調が起きるメカニズムを説明している。そして、先述したインフルエンシャル仮説の1番目の問題点も克服している。アンダーソンとホルトの順次的予測ゲーム<sup>5</sup>を例に挙げて説明する。

順次的予測ゲームは、私的情報 (private information) に基づいて行動するより、推論情報 (inferred information) に基づいて他者の行動に同調した方が、より合理的になる状況の発生メカニズムを説明したものである。たとえば、友達にすすめられたレストランを訪れることにしたとする。そのレストランの料理はおいしい、というのは私の私的情報である。しかし、レストランの前で中を覗くと客が1人もいなかった。一方、隣のレストランは客で賑わっていた。隣のレストランの料理はおいしい、というのは他者の行動から推論した情報である。それでは、本当においしいレストランはどちらのレストランだろうか (Easley and Kleinberg 2010: 483)。もし、隣のレストランで食事をしている客の数が1人や2人程度だった場合は、私的情報に基づいて行動した方が正しいかもしれない。順次的予測ゲームでは、何人以上の行動から推論した情報であれば、私的情報を無視できるかが計算できる。

合理的行為者が私的情報を無視できる状況では、情報カスケードが起き、集団全体が同じ行動をとるようになる、というのが順次的予測ゲームの結論である。そして、順次的予測ゲームにおいて、同調を引き起こす力は特定の行為者に集中しない。集団を変化させる力は全ての行為者が同じ程度で持っている、その力が行使されるきっかけは偶然による。したがって、順次的予測ゲームではインフルエンシャルが存在しなくても普及が発生する。そして、一度情報カスケードが起きると、同調する行為者の数が増えていき、推論情報の力は圧倒的に強くなる。時間が経つほど、イノベーションの採用確率が高くなるわけである。したがって、インフルエンシャル仮説の1番目の問題点は、順次的予測ゲームには当てはまらない。

先ほどのおいしいレストランの選択問題を、インフルエンシャル仮説で説明すると次の通りである。

ホーチョウの娘、サリーがこんな話を聞かせてくれた。ある日、サリーは、友人が開業した日本料理屋にお父さんを連れて行った。そこの料理が気に入ったホーチョウは、家に戻ってすぐにパソコンの電源を入れ、近所に住む知人たちの連絡先を調べた。そして知人らに、素晴らしいレストランを見つけたので、みんな一度試してみた方がいいとファックスを送った。これこそ口コミである。私があなたに、新しくできたレストランの料理が美味いと伝えるだけでは口コミは始まらない。あなたがあなたの友人に、あなたの友人がまた友人に、新しくできたレストランの料理が美味いと伝えることでも口コミは始まらない。口コミは、その連鎖のどこかでロジャー・ホーチョウのような人に伝えてこそ始まるのである。(Gladwell [2000] 2002: 55-6)



順次的予測ゲームの論理を用いれば、なぜ繁盛するレストランが生まれるのかが説明できるが、インフルエンシャル仮説では、なぜホーチョウが伝える情報だけがレストランの繁盛につながるかが説明できない。

以上で論じたように、インフルエンシャル仮説には問題を提起する十分な理由があり、したがって詳細な理論的・経験的検討が必要である。

## 1.2. 研究方法

本論文では、インフルエンシャル仮説を理論的・経験的に検討する。インフルエンシャル仮説の理論的検討では、理論モデルを構築し、シミュレーション分析を行う。インフルエンシャル仮説の経験的検討では、ウェブサイトの普及データと所属ネットワークデータを利用して、行為者の影響力と普及との関係を分析する。

まず、インフルエンシャル仮説の理論的検討方法について説明する。インフルエンシャル仮説の理論的検討では、行為者間の影響関係をモデル化し、ネットワーク構造で表した理論モデルを構築する。そして、理論モデルをコンピューター・コード化し、演算シミュレーション (numerical simulation) を行う。そして、演算シミュレーションの結果から、インフルエンシャルが普及の発生に果たす役割を分析する。

本論文が構築する理論モデルは、所属・影響ネットワーク (affiliation influence network) モデルである。所属・影響ネットワークモデルは、ワッツとドッズの影響ネットワーク (influence network) モデル (Watts and Dodds 2007) を修正したものである。ワッツらの影響ネットワークモデルは、行為者を点で、行為者間の影響力の行使関係を方向性のない線で表した理論モデルである。しかし影響ネットワークモデルは、インフルエンシャル仮説の検討を行うために構築されたモデルであるが、紐帯の形成に社会的文脈を考慮していないという限界がある。影響ネットワークモデルでは、どの行為者がどの行為者に影響力を行使するかは、ランダムに決まるとされる。この限界を克服するために、所属・影響ネットワークモデルでは、行為者の団体への所属関係から紐帯を形成する。つまり、所属・影響ネットワークモデルは、影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造 (Breiger 1974) を導入し、紐帯の形成に社会的文脈を与えたモデルである。

ワッツらの影響ネットワークモデルは、紐帯の形成に社会的文脈を考慮していないので、モデルを経験データに適用することが難しい。経験データに影響ネットワークモデルを適用するためには、行為者間の影響力の行使関係がランダムに決まる状況の経験データが必要であるが、そのような状況を想像することは難しい。一方、所属・影響ネットワークモデルは、紐帯の形成に所属ネットワークという社会的文脈を与えているので、経験データへの適用が比較的容易である。所属ネットワーク構造は、現実社会の様々な場面から観察されるからである (e.g., Breiger 1974; Faust 1997; Faust et al. 2002)。つまり、所属・影響ネットワークモデルは、経験データへの活用という面では、影響ネットワークモデルより有利である。したがって、本論文では所属・影響ネットワークモデルを利用して、経験データの分析を行う。

次に、インフルエンシャル仮説の経験的検討方法について説明する。インフルエンシャル仮説の経験的検討では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークデータと、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるウェブサイトの普及過程を分析する。そして、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるインフルエンシャルが、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及に果たした役割を検討する。

北海道の宿泊業界の所属ネットワークは、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の所属情報を利用して構築する。同じ団体に所属する宿泊施設同士では、所属団体の活動を通じた情報の交流があると仮定し、宿泊施設の所属ネットワークを構築する。所属団体の活動とは、たとえば、機関紙の発行やウェブサイトの運営などを意味する。これらの活動により、各宿泊施設は、同じ団体に所属する宿泊施設の名前、住所、電話番号、そしてウェブサイトのアドレスなどの情報を知ることができる。したがって、同じ団体に所属している宿泊施設同士では、ウェブサイトの導入事実が伝わりやすいと仮定することができる。

北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データは、各宿泊施設のウェブサイトの導入時期を調査して構築する。ウェブサイトの導入時期を利用して、宿泊施設におけるウェブサイトの普及を分析するという研究方法は、先行研究でも使用された研究方法である

(Scaglione et al. 2004, 2009; Hashim and Murphy 2007; Hashim et al. 2012; Hashim et al. 2014)。本論文でも、先行研究と同様の研究方法を用いて、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析する。そして、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを、北海道の宿泊業界の所属ネットワークに適用することで、北海道の宿泊業界の所

属ネットワークにおけるインフルエンシャルを見つけ出し、インフルエンシャルがウェブサイトの普及に果たした役割を検討する。

### 1.3. 論文構成

本論文は、全6章から構成される。第1章では、インフルエンシャル仮説への問題提起を行った。第2章では、インフルエンシャル仮説の視点から、既存の学説を再検討する。第3章では、理論モデルのシミュレーション分析を通じて、理論モデルが仮定する条件のもとで、インフルエンシャル仮説の検討を行う。第4章では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析し、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が持つ特徴を明らかにする。第5章では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを、北海道の宿泊業界の所属ネットワークに適用して、インフルエンシャル仮説の経験的検討を試みる。第6章では、インフルエンシャル仮説の理論的・経験的検討を通じて得られた知見を整理し、その含意を考察する。以下では、各章の内容について簡単に説明する。

第2章では、普及研究の諸学説をインフルエンシャル仮説の観点から再検討する。取り上げる学説は、タルドの模倣の法則 (Tarde 1890=1903) , ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論 (Lazarsfeld et al. [1944] 1948; Katz and Lazarsfeld 1955) , ロジャースのイノベーションの普及 (Rogers 1962) , グラノヴェッターの閾値モデル (Granovetter 1978) , そしてワッツらの影響ネットワークモデル (Watts and Dodds 2007) である。

第3章では、ワッツらの影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造を導入した、所属・影響ネットワークモデルを構築する。そして、所属・影響ネットワークモデルのシミュレーション分析を行う。シミュレーション分析では、所属・影響ネットワークモデルの4つの修正モデルを用いる。4つの修正モデルは、所属・影響ネットワークの閾値モデルとSIRモデル、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルとSIRモデルである。

第4章では、北海道の宿泊施設のウェブサイトの導入時期を調査して構築した、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析し、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が持つ特徴を明らかにする。北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及デー

タは、バスモデル (Bass 1969) を利用して分析し、その結果をスイスとマレーシアの先行研究の結果と比較して考察する。

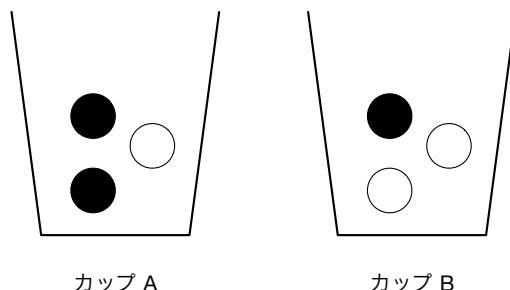
第5章では、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の所属情報を利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築する。そして、北海道の宿泊業界の所属ネットワークに、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを適用し、インフルエンシャル仮説の経験的検討を試みる。

第6章では、本論文が行ったインフルエンシャル仮説の理論的・経験的検討の結果から得られた知見を整理し、その含意を考察する。

- 
- 1) 「diffusion」の日本語訳は、ロジャースの *Diffusion of Innovations* (Rogers 1962=1966, [1962] 1983=1990, [1962] 2003=2007) の日本語版を参照した。
  - 2) 「influentials」の日本語訳は、ワッツの *Everything Is Obvious* (Watts 2011=2012) の日本語版を参照した。
  - 3) インフルエンシャル仮説の問題点については、本論文が指摘する2つの問題点以外に、ワッツが3つの問題点を指摘している (Watts 2007)。第一に、インフルエンシャル仮説は用語を厳密に定義せずに使用している (ambiguous language)、第二に、時間的前後関係と因果関係を混同し (post-hoc reasoning)、第三に、インフルエンシャルの採用があったが普及に失敗した事例を無視している (biased selection of events) という問題がある。
  - 4) 行為者間の影響力の行使関係の単純化モデルを利用して直接的影響力と普及率との関係を計算すると次の通りである。平均的な人の直接的影響力が10人なので、インフルエンシャルの直接的影響力を1,000人とした場合、集団のサイズは  $t = 4$  で1,111,000人に達する。 $p(t) = .5$  なので、 $t = 1$  には500人、 $t = 2$  には3,000人、 $t = 3$  には15,500人、 $t = 4$  には78,000人が採用状態になる。約7%の普及率である。インフルエンシャルの直接的影響力を10,000人とした場合、集団のサイズは  $t = 3$  で1,110,000人に達する。そして、 $t = 1$  には5,000人、 $t = 2$  には30,000人、 $t = 3$  には155,000人が採用状態になる。約14%の普及率である。インフルエンシャルの直接的影響力を100,000人とした場合、集団のサイズは  $t = 2$  で1,100,000人に達する。そして、 $t = 1$  には50,000人、 $t = 2$  には300,000人が採用状態になる。約27%の普及率である。
  - 5) 順次的予測ゲーム (sequential prediction game) の説明は次の通りである。白いボールを3つ、黒いボールを3つ、中が見えない不透明なカップを2つ用意する。図1-2のように、黒・黒・白のボールが入ったカップをカッ

プAとし、黒・白・白のボールが入ったカップをカップBとする。そして、ゲーム参加者には内緒でカップAとカップBのどちらかのカップをテーブル上に用意しておく。

図1-2 順次的予測ゲームのセットアップ



まず、1人目の参加者が、他の参加者には見られないようにして、カップの中からボールを1つ取り出す。1人目の参加者はそのボールの色を見て、ボールを取り出したカップがカップAかカップBかを予測する。予測結果は他の参加者にも知らせる。そして、取り出したボールをカップに戻す。他の参加者は1人目が取ったボールの色が何色だったか分からないままである。この過程を参加者全員で繰り返していく。

以上の順次的予測ゲームから情報カスケードが発生するメカニズムを、ゲームの実施例を挙げて説明する。もし、1人目の人が取り出したボールが黒いボールだった場合、このカップがカップAである確率はベイズの定理から(1・1)の式で計算できる。

$$P(A | \text{Black}) = \frac{P(\text{Black} | A) \cdot P(A)}{P(\text{Black})} = \frac{P(\text{Black} | A) \cdot P(A)}{P(\text{Black} | A) \cdot P(A) + P(\text{Black} | B) \cdot P(B)} \quad (1 \cdot 1)$$

計算結果は(1・2)の通り、2/3であり、1人目の人の予測はカップAになる。

$$\frac{\frac{2}{3} \cdot \frac{1}{2}}{\frac{2}{3} \cdot \frac{1}{2} + \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2}} = \frac{2}{3} \quad (1 \cdot 2)$$

1人目の予測から、このカップがカップAである確率はカップBである確率の2倍であることが分かったので、もし2人目のボールが黒だった場合、このカップがカップAである確率は(1・3)の通り、4/5になる。したがって、2人目の予測はカップAになる。

$$\frac{\frac{2}{3} \cdot \frac{2}{3}}{\frac{2}{3} \cdot \frac{2}{3} + \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{3}} = \frac{4}{5} \quad (1 \cdot 3)$$

3人目の人は、自分が取り出したボールの色と関係なく、前の2人の予測に同調してカップAと予測した方が合理的である。なぜなら、自分が取り出したボールの色からカップを予測した場合、その予測が正しい確率は $(1 \cdot 2)$ のように $2/3$ であるが、前の2人の予測が正しい確率は $(1 \cdot 3)$ のように $4/5$ だからである。4人目以降もこの状況は変わらない。したがって、結局全ての参加者が最初の2人の予測と同じく、カップAと予測することになる。

2人目のボールが白いボールだった場合、2人目は1人目の予測と関係なく、カップBと予測するべきである。そして3人目も、前の2人の予測が一致しないので、自分のボールの色に基づいて予測するべきである。ただ、3人目のボールが白で、2人目の予測と一致した場合、4人目以降は自分が取り出したボールの色と関係なく、カップBと予測することになる。

つまり、連続して同じ予測が2回続くだけで、情報カスケードは発生する。情報カスケードは、他の行為者を模倣して下した予想が正しい確率が、自分が持っている情報に基づいて下した予想が正しい確率を上回ることによって発生する。一方、それが正しくない予想であっても、同じ予想が2回続くだけで、合理的な行為者集団全体が間違った予想をしてしまうこともありうる。



## 第2章

### 普及研究の諸学説

#### ーインフルエンシャル仮説の視点からー

##### 2.1. はじめに

本章の目的は、既存の学説の中で、インフルエンシャル仮説がどのように論じられてきたかを明らかにすることである。前章では、インフルエンシャル仮説に問題を提起する理由について説明した。本章では、本論文が提起したインフルエンシャル仮説の問題が、既存の学説の中では、具体的にどのように議論されてきたかを明らかにする。

本章で取り上げる学説<sup>1)</sup>は、その論点から大きく2つの流れに区別することができる。ひとつは、普及を説明する理論枠組みとしてインフルエンシャル仮説を用いた学説であり、もうひとつは、インフルエンシャル仮説を用いて普及を説明することの問題点を指摘した学説である。前者の学説には、タルドの模倣の法則 (Tarde 1890=1903) , ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論 (Lazarsfeld et al. [1944] 1948; Katz and Lazarsfeld 1955) , ロジャースのイノベーションの普及 (Rogers 1962) があり、後者の学説には、グラノヴェッターの閾値モデル (Granovetter 1978) , ワッツとドッズの影響ネットワークモデル (Watts and Dodds 2007) がある。

普及を説明する理論枠組みとしてインフルエンシャル仮説を用いた学説の検討では、インフルエンシャル仮説の具体的な内容と、学説におけるインフルエンシャル仮説の位置付けを検討する。まず、インフルエンシャル仮説の具体的な内容の検討では、インフルエンシャルの特徴、役割、影響力の行使方法や行使時期などを明らかにする。そして、学説におけるインフルエンシャル仮説の位置付けの検討では、普及のメカニズムを説明する際に、インフルエンシャルの役割がどの程度重要視され、詳しく論じられているかを検討する。



インフルエンシャル仮説を用いて普及を説明することの問題点を指摘した学説の検討では、インフルエンシャル仮説を用いて普及を説明する場合に、どのような問題が生じるかを検討する。

## 2.2. タルドの模倣の法則

本節では、タルドの模倣の法則を取り上げ、普及研究の誕生時におけるインフルエンシャル仮説の内容と位置付けについて検討する。タルドは、普及という社会現象を、社会学の研究テーマとして論じた最初の社会学者であり、後の普及研究の発展につながる多くの貢献を残している。普及研究におけるタルドの意義は、第一に、普及に関する諸概念を定義し、普及とは何かを論じた点、第二に、普及のS字曲線モデルを提唱した点、第三に、普及プロセスが階級構造を通じて行われることを論じた点である。いずれも現在の普及研究につながる先駆的貢献であり、ひとつずつその意義を考察する価値がある。

まず、普及に関する諸概念を定義し、普及とは何かを社会的に論じた点について考察する。タルドは「社会的に、全ては発明あるいは模倣である」（Tarde 1890=1903: 3）とした上で、発明と模倣概念の定義、メカニズム、事例などを説明している。しかし、日常語の意味を拡張して、学術的概念の表現に用いたせい（Tarde 1890=1903: xiii）、第1版刊行後に議論の本質とは関係のない誤解や批判を受け、第2版ではその誤解や批判に釈明する長文の序文を書き加えている。ただ、この序文のおかげで概念がより明確に説明されたのは事実である。以下では、タルドが日常語を用いて定義した概念について考察し、タルドの論点を明確にする。

タルドが用いた用語を理解するためには、意識の程度について考える必要がある。まず、発明（invention）という用語と、意識の程度との関係について考える。個人的創意（individual initiatives）には偶然によって生まれるものと、努力によって生まれるものがある。前者は個人の意識は関与せず、後者は個人の意識が関与している。ただし、いずれの個人的創意も革新（innovation）につながる可能性がある。タルドは「発明」という言葉を、革新につながる可能性がある全ての個人的創意に対して使用している。

たとえば、日常語の「発明」は、個人が意図して作り出したもの、個人が努力して作り出したものという意味合いで使われる。しかし、タルドの「発明」には、そういった意味合い

の制限はない。重要なのは、その発明がそれまで存在しなかったものであること、そして模倣される可能性を持っていることである。次の引用文が示しているように、タルドの「発明」は、個人の意図とは関係がなく、また発明の難易度や価値とも関係がない。

私は確かにこの名称（＝発明）を全ての個人的独創力に対して使用した……今議論しているイノベーションの難易度や価値の程度には少しの注意も払わずに。（Tarde 1890=1903: xiv）

（ ）は筆者による加筆。

模倣される可能性さえあれば、無意識的に生まれたものでも、価値のないものでも、発明と呼ぶことができる。ただし、既存の観念や行為に反対する意義をもって生まれたものは、発明と呼べない。なぜならば、既存の観念を肯定あるいは否定するためには、その対象となる観念を、まず共有しなければならないからである。肯定や否定の対象となる観念の発生は発明であるが、肯定や否定自体は発明ではない。

次に、模倣（imitation）という用語と、意識の程度との関係について考える。発明の場合と同じく、模倣においても意識の程度は関係がない。日常語の「発明」の場合と同じく、日常語の「模倣」は意識的に観念や行為を真似る時に使う言葉である。しかしタルドの「模倣」は、意識の程度とは関係がなく、概念や行動が、ある人の脳内から別の人の脳内に伝達された時点で、模倣が起きたとされる。タルドによれば、意図的か非意図的か、意識的か無意識的かは、連続的な量でしか表すことができないので、両者を不連続的に区分することは適切ではない。したがって、「模倣」から意図的模倣や意識的模倣を排除することはできない。

常に、私はそれ（＝模倣）を正確かつ特徴的な意味で使用してきた。ある精神が距離の離れた別の精神に対して働きかける行為、まるで写真のように、ある人の脳内イメージを別の人の脳内にある感光版に焼き増しする行為……私は模倣という言葉を用いて、いわば精神間写真の全ての影響を意味するものとして使用した。それが、意図したものであれ意図しなかったものであれ、受動的なものであれ能動的なものであれ。

（Tarde 1890=1903: xiv）

（ ）は筆者による加筆。

模倣という用語の使用にあたっては、反対模倣（counter-imitation）と非模倣（non-imitation）を区分する必要がある。反対模倣は、模倣の対象となった観念や行為と、まったく逆の観念を抱いたり行為をしたりすることを意味する。しかし、反対模倣をするためには、（発明の場合と同じく）同じ観念や意図を共有しなければならない。したがって、反対模倣は本質的に模倣である。一方、非模倣は反社会関係（anti-social relations）を意味する。隣人や隣国や先祖との関係を絶つ時、真の分離（veritable disassociation）が起きる。この状態では、模倣も反対模倣も起きない。これが非模倣である。

このように発明と模倣の概念を定義した後、タルドは、発明と模倣が社会の中心的メカニズムであると論じる。

それでは、この広い観点から、次のようなことが言える。つまり社会とは、模倣と反対模倣によって生まれた、たくさんの類似性を示す人々の集団である。（Tarde 1890=1903: xvii）

現代の普及研究の文脈で、タルドが定義した概念や命題をそのまま用いることは適切ではない。たとえば、タルドの「模倣」は、現代の普及研究では「採用（adoption）」という言葉で代替されている（Rogers [1962] 1983: 40）。しかし、現代の普及研究においても、概念の精緻化などを行う際には、タルドの議論が重要な役割を果たす。たとえば、カッツはタルドの用語を考察した上で、行為者間で行使される影響を次のように類型化している。

表2-1 カッツによる影響の類型化\*

AがBに影響を与えた		
Bは、自分が影響を受けたことを認識しているか？	Aは、自分が影響を与えたことを認識しているか？	
	はい	いいえ
はい	説得 (Persuasion)	模倣 (Imitation)
いいえ	操縦 (Manipulation)	伝染 (Contagion)

\*Katz (2006: 267) から一部加筆して転載。

この類型化を参考にすると、次に説明するS字曲線モデルを理解しやすくなる。

次に、普及のS字曲線モデルを最初に提唱した意義について考察する。タルドは、普及研究の課題を次のように述べている。

同時に100のイノベーション（それは、言葉の形をしていたり、神話的な考えであったり、産業プロセスであったり、色々である）が与えられた時に、9割が忘れ去られる中で、なぜ1割は広く伝播していくのかを研究することが、私たちの解くべき問題である。（Tarde 1890=1903: 140）

そして、この問題には2種類の社会的原因が関わっているとする。

さて、社会的原因には2種類がある。1つは論理的なもので、もう1つは非論理的なものである……あるイノベーションが他のイノベーションに比べて、より有用であり、より真実であると思われる時、つまり、その人の精神が持つ目的や原理（もちろんこれらも模倣によって形成されたものである）に合致することで、他のイノベーションよりも好まれる時には論理的原因が作動する……（一方で）従うべき例を選択する際に、超論理的（extra-logical）影響が干渉する。これから説明するように、論理的観点から見て質の低いイノベーションが、その生まれた時期や場所を理由に、選択される場合がしばしばある。（Tarde 1890=1903: 141）

（ ）は筆者による加筆。

ここで超論理的影響は、非論理的原因を意味する。そして非論理的原因は、表2-1のカッツの類型化に従うと、伝染（contagion）である。超論理的影響は、イノベーションの有用性や目的性とは関係がなく、タルドの例示を借りると、イノベーションが生まれた時期や場所などに関係があり、したがって、超論理的影響は行為者の意図や認識とは関係がない。

普及が発生する原因を、論理的原因と非論理的原因に分けて考えるタルドのアイデアは、バスモデルのアイデアと一致する（Bass 1969）。市場に導入された新しい耐久消費財の販売推移を描くバスモデルは、商品に内在する価値と商品に外在する要因の2つのパラメーターを持つ。前者をイノベーション係数（coefficient of innovation）と呼び、後者を模倣係数（coefficient of imitation）と呼ぶ。タルドの論理的原因は、イノベーションの有用性や目的

性と関係があるので、バスモデルのイノベーション係数にあたる。そしてタルドの非論理的な原因は、行為者の意図や認識と関係がない（カッツの類型化での）伝染を意味するので、バスモデルの模倣係数にあたる。つまり、バスモデルの基本アイデアは、バスより約80年も前に、タルドによって述べられているのである。

バスモデルについては第4章で詳しく紹介するが、バスモデルでは商品の販売推移がS字曲線を描くとされる。S字曲線が描かれる座標の横軸は時間軸であり、縦軸は商品の販売累積軸である。そして商品の販売累積分布は、S字を時計回りに90度倒した形になる。つまり、商品の販売推移は、最初は緩く増加し、途中から急激に伸び、最後は再び緩く増加していく。このS字曲線も、タルドによってすでに述べられている。

最初の進行はゆっくりと進んでいく。それから、急速かつ一律的に加速していく。最後では、再びゆっくりと進んでいき、最終的に静止する。（Tarde 1890=1903: 127）

普及のS字曲線モデルを最初に提唱したのは、タルドである。タルドの普及に関する研究は、彼の他の研究と同じく、長い間注目されなかった。社会学分野において普及研究が注目されるようになったのは、ライアンとグロスによる新種のトウモロコシの普及研究がきっかけである（Ryan and Gross 1943）。ライアンとグロスの研究が発表されたのは、タルドの *Les lois de l'imitation*（Tarde 1890=1903）が出版されてから約50年後のことである。その間、タルドのS字曲線モデルは理論的に精緻化されることも、経験的に検討されることもなかった。しかし、半世紀後、S字曲線モデルはバスによって理論的に精緻化され、ロジャースによって経験的に立証されることになる（Rogers 1962）。現在もS字曲線モデルが普及研究における中心モデルとして位置付けられていることを考えると、S字曲線モデルを最初に提唱したタルドの貢献は大きい。

最後に、普及プロセスが階級構造を通じて行われることを論じた点について考察する。ここに、インフルエンシャル仮説の源流を見つけることができる。

S字曲線モデルが描く普及の様子は、まず少数の人々が発明を模倣しはじめ、次第に多くの人々が模倣するようになり、後半では模倣の勢いが弱まっていく。タルドは、次第に多くの人々が模倣していき、模倣の勢いが増す段階では、上流階級（superior）の役割が重要であ

ると考えた。なぜならば、タルドは普及プロセスを内から外へ（from the inside to the outside）、上から下へ（from the superior to the inferior）と流れるものと考えたからである。

結局、モデルの内部から外部へと模倣が進行するという事実は、下降（descent）、つまり上流階級から下流階級への下降を意味する。これが第二の法則であり、第一法則から部分的に示唆される法則である……（Tarde 1890=1903: 214）

強調は原文。

タルドの上流階級は、現代の言葉で言うとインフルエンシャルのことである。というのも、上流階級は単に社会経済的に上の階級を指すのではなく、下流階級に直接影響を与える人々を指しているからである。

……それがまさに上流階級を模倣した例である。ただ、上流階級は近くにいなければならない。そして、上流階級の優越さは、模倣を妨げるほど大きいものであってはならない。（Tarde 1890=1903: 224）

そして、全ての普及は下流階級が上流階級を模倣することによって発生し、それ以外の普及プロセスは存在しないとタルドは考えた。つまり、普及はノン・インフルエンシャルがインフルエンシャルを模倣することによって発生するのであって、それ以外のメカニズムは存在しない。これがタルドの考えである<sup>2</sup>。この考えは、インフルエンシャル仮説の内容と一致する。インフルエンシャル仮説では、インフルエンシャルから始まる普及は成功し、ノン・インフルエンシャルから始まる普及は失敗するとされるからである。次の引用文は、タルドが考えた普及プロセスが一方向的であることを表している。

したがって、社会組織の形が神権政治であれ、貴族政治であれ、民主政治であれ、模倣は常に同一法則にしたがって進行する。距離さえ同一であれば、模倣は上流階級から下流階級へ、内側から外側へと進行する……上流階級の人、全ての面において模倣される。上流階級の人が下流階級の人を模倣することはなく、これはおそらく真実である。したがって、モデルとコピーとの関係は、ほぼ一方的である（Tarde 1890=1903: 232）

以上、タルドの模倣の法則をインフルエンシャル仮説の視点から再検討した結果から、次の2つのことが言える。

第一に、インフルエンシャル仮説の始まりは、タルドの模倣の法則にまで遡ることができる。普及研究における様々な定義や概念の源流を、タルドの模倣の法則から見つけることができるのと同じく、インフルエンシャル仮説の源流も、タルドの模倣の法則から見つけることができる。タルドは、普及プロセスが、インフルエンシャルからノン・インフルエンシャルへと進むものであり、この方向性は普遍的な法則であると論じた。つまり、タルドの模倣の法則は、インフルエンシャル仮説を明示した最初の研究である。

第二に、しかし、タルドの模倣の法則におけるインフルエンシャルの定義と役割は明確ではなく、インフルエンシャルによって普及が発生するメカニズムも説明されていない。タルドは、普及プロセスが、インフルエンシャルからノン・インフルエンシャルへと進むものであると論じたが、インフルエンシャルの階級的な位置以外の特徴については説明していない。そして、ノン・インフルエンシャルによるインフルエンシャルの模倣以外に、普及が発生するメカニズムも詳しく論じていない。

つまり、タルドの模倣の法則は、インフルエンシャル仮説を明示した最初の研究として意義があるが、普及を説明する説得力のある仮説としてインフルエンシャル仮説を論じることに成功したとは言えない。

### 2.3. ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論

本節では、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論 (two-step flow of communication) を取り上げて、インフルエンシャル仮説の内容と位置付けを検討する。前節で検討を行ったタルドの模倣の法則は、普及に関する理論的な検討が中心であり、経験データによる検証はされていない。それに比べて、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論は、経験データの分析に基づいて普及に関する理論枠組みを構築した研究として重要な意義がある。本節では、カツがまとめたコミュニケーションの2段階の流れ論の貢献 (Katz 1957) をなぞりながら、インフルエンシャル仮説の内容と位置付けを検討する。

ラザースフェルドらは、1940年のアメリカ大統領選挙の時に、オハイオ州で投票行動に関する社会調査を実施し、その結果からコミュニケーションの2段階の流れ論を展開した (Lazarsfeld et al. [1944] 1948; Katz and Lazarsfeld 1955) . コミュニケーションの2段階の流れ論は、政治キャンペーンと人々の投票行動における次の観察に基づいている。一般的に、人々はマスメディアの政治キャンペーンに接触する頻度より、身近な人々との政治的議論の場に接触する頻度が高い。マスメディアの政治キャンペーンに接触する頻度が高いのは、少数のオピニオンリーダー (opinion leaders) である。一般の人々は、日常的な議論の場で接触するオピニオンリーダーから、政治キャンペーンに関する情報を得て、その情報に基づいて自分の投票行動を決定する。つまり、政治キャンペーンから個人の投票行動に至るまでの流れの中には、マスメディア、オピニオンリーダー、フォロワー (followers) の3つの行為者類型がある。マスメディアから発信された情報は、人々に直接届くのではなく、オピニオンリーダーを経由して届く。マスコミュニケーションは、マスメディアからオピニオンリーダーへ、オピニオンリーダーからフォロワーへと、2段階を経て流れるというのがコミュニケーションの2段階の流れ論である<sup>3</sup>。次の引用文はこれを要約している。

しばしば、ラジオから流れ出したアイデアは、オピニオンリーダーに伝達され、オピニオンリーダーはより不活動的 (less active) 人口集団にそれを伝える。

(Lazarsfeld et al. [1944] 1948: 151)

コミュニケーションの2段階の流れ論の意義は、近代の都市社会を分析する理論枠組みを一新した点である。それまで、近代の都市社会におけるマスコミュニケーションを分析する理論枠組みは、原子化された聴衆 (atomized audience) が個別的にマスメディアとつながっているモデルであった (Katz 1957: 61) . しかし、ラザースフェルドらは、個人間には社会ネットワークが存在し、マスメディアはこの社会ネットワークを介して個人に影響を及ぼしていることを明らかにした。そして、マスメディアの影響力が社会ネットワークを介する際に仲介役をするのが、オピニオンリーダーであると論じた。それまでの理論枠組みは、行為者間の相互作用を考慮しなかったが、ラザースフェルドらは経験データの分析結果をもとに、社会ネットワークを考慮した新しい理論枠組みを提示し、マスコミュニケーションの研究に貢献した。



コミュニケーションの2段階の流れ論の貢献を、カッツは3つに要約する (Katz 1957) . 個人的影響が持つ力 (the impact of personal influence) の発見, 個人的影響の流れ方 (the flow of personal influence) の発見, オピニオンリーダーとマスメディアとの関係 (the relationship of opinion leaders to the mass media) の発見という貢献である。以下では、カッツの要約に従って、コミュニケーションの2段階の流れ論の貢献を考察しながら、コミュニケーションの2段階の流れ論の中で論じられているインフルエンシャル仮説の内容を説明する。

まず、個人的影響が持つ力の発見は、個人が個人に対して行使する影響力の重要性を発見したことを意味する。コミュニケーションの2段階の流れ論以前のマスコミュニケーション研究では、先述したように、原子化された聴衆という理論枠組みであったため、もっぱらマスメディアが持つ影響力に注目していた。しかし、ラザースフェルドらは、個人の投票行動に影響するのは、マスメディアより、家族や友人などによる個人的接触 (personal contacts) であることを明らかにした。ラザースフェルドらの調査によると、多くの人は、政治演説を聞いたり新聞社説を読んだりするよりも、日常的な議論の場から選挙に関する情報を得ていた。個人の投票行動に影響するのは、マスメディアの影響力ではなく、個人から受ける影響力である (Lazarsfeld et al. [1944] 1948: 135-52) .

インフルエンシャル仮説を理解する際に注意が必要なのは、インフルエンシャル仮説がマスメディアの役割とは関係がないということである。先述したように、ラザースフェルドらが発見したのは、個人の投票行動に影響するのは、マスメディアではなく個人的接触であるという事実である。インフルエンシャル仮説は、特別な影響力を持つ少数のインフルエンシャルが社会の大多数に対して並外れの影響力を行使し、普及の成否を左右することができるという仮説である。そして、インフルエンシャルが影響力を行使するのは、マスメディアを通してではなく、個人的接触を通じてである。したがって、有名な政治家や新聞の編集者、コメンテーターなどは、マスメディアを通じて影響力を行使するので、インフルエンシャルではない。インフルエンシャル仮説は、特別な影響力を持つ少数のインフルエンシャルが、**個人的接触を通じて**社会の大多数に並外れの影響力を行使し、普及の成否を左右することができるという仮説である。

次に、個人的影響の流れ方の発見は、影響力を行使する個人はどのような個人であることを発見したことを意味する。ラザースフェルドらは、人々の投票行動に影響力を行使する個人を見つけるために、次の2つの質問を行った。「最近、あなたはあなたの政治的考えを、

誰かに納得してもらおうとしたことがありますか」と「最近、あなたは誰かから政治的問題について助言を求められたことがありますか」である。そして調査結果から、彼らがオピニオンリーダーと呼ぶ人々を見つけ出した。ラザースフェルドらが見つけたオピニオンリーダーの特徴を3つにまとめると、次の通りである。第一に、他の人々に比べて、選挙に関心を持っている。第二に、あらゆる階級や職業において存在する。第三に、影響を与える人々と社会経済的に類似している。第一の特徴は、そもそもラザースフェルドらがオピニオンリーダーを見つけ出すために行った質問の内容と同語反復なので、大きな意味はない。重要なのは第二の特徴である。人々の投票行動に影響を与えるのは、友人、同僚、親戚、家族などであり、この人たちがオピニオンリーダーである。第三の特徴は、第二の特徴から導出されるものである。友人、同僚、親戚、家族などがオピニオンリーダーであるので、フォロワーとオピニオンリーダーの社会経済的特徴は類似する。

つまり、インフルエンシャルとノン・インフルエンシャルは、同種親和的 (homophilic) 関係にある。インフルエンシャルとノン・インフルエンシャルは、同じ学校に通っていたり、同じ職場で働いていたりして、日常的にコミュニケーションを行う関係にある。ラザースフェルドらが発見した個人的影響の流れ方とは、オピニオンリーダーが自分と同じ集団に属する人々の投票行動に影響を与えているということの意味する。つまり、インフルエンシャル仮説とは、特別な影響力を持つ少数のインフルエンシャルが、**自分と同じ集団に属するノン・インフルエンシャルとの個人的接触を通じて**社会の大多数に並外れの影響力を行使し、普及の成否を左右することができるという仮説である。

最後に、オピニオンリーダーとマスメディアとの関係の発見とは、オピニオンリーダーがマスメディアにアクセスする頻度がとても高いことの発見を意味する。ラザースフェルドらは、一般的な人々に比べてオピニオンリーダーは、新聞、雑誌、ラジオなどに接する頻度が非常に高いことを発見した。オピニオンリーダーは、所属集団の外から発信される情報を所属集団内部に伝える役割を果たす。

以上、コミュニケーションの2段階の流れ論における発見をまとめると、人々の行動に直接的に影響を及ぼすのは、マスメディアではなくて個人であること、人々の行動に直接的に影響を及ぼすオピニオンリーダーは、影響を受ける人々と社会経済的に類似していること、そして、オピニオンリーダーはマスメディアにアクセスする頻度が高いことが明らかになった。本節では、これらの発見を考察し、インフルエンシャル仮説はマスメディアの影響力を

主張する仮説ではないこと、インフルエンシャルの影響力は個人レベルでのコミュニケーションを通じて行使されることを理解した。

ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論をインフルエンシャル仮説の視点から再検討した結果から、次の3つのことが言える。

第一に、コミュニケーションの2段階の流れ論は、経験データの分析に基づいて、普及を説明する新しい理論枠組みを提案し、普及研究のひとつのパラダイムとなった。ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論の以前の理論枠組みは、先述したように、原子化された聴衆の理論枠組みであった。しかし、ラザースフェルドらは、投票行動に関する経験データの分析結果をもとに、マスメディア、オピニオンリーダー、フォロワーの3つの行為者類型からなる、新しい理論枠組みを提案した。オピニオンリーダーという行為者類型を想定して普及を説明するコミュニケーションの2段階の流れ論の理論枠組みは、社会学では、マーソンのインフルエンシャル (influentials) 研究 (Merton 1968a) , ロジャースのイノベーションの普及研究 (Rogers 1962) , コールマンらの新薬の普及研究 (Coleman et al. 1966) などでも利用され、普及研究におけるひとつのパラダイムとなった (Gitlin 1978) 。つまり、インフルエンシャル仮説が、普及を説明する説得力のある仮説になったのは、コミュニケーションの2段階の流れ論によってであると言える。

第二に、コミュニケーションの2段階の流れ論では、インフルエンシャルの定義と役割が明確にされている。コミュニケーションの2段階の流れ論によると、インフルエンシャルは、ノン・インフルエンシャルと同種親和的關係にあって、マスメディアにアクセスする頻度が高い。そして、インフルエンシャルは、マスメディアから発信された情報を、所属集団内部に伝える役割を果たす。タルドの模倣の法則では明確にされていなかったインフルエンシャルの定義と役割について、コミュニケーションの2段階の流れ論では、経験データに基づいて明確な説明を与えた。

第三に、しかし、コミュニケーションの2段階の流れ論は、普及の成功と失敗が決まるメカニズムを説明していない。コミュニケーションの2段階の流れ論では、インフルエンシャルの存在と役割を経験的に確認したが、インフルエンシャルの影響力がどのようにして普及の成否を左右するのかは説明していない。

つまり、コミュニケーションの2段階の流れ論は、インフルエンシャル仮説が普及研究におけるひとつのパラダイムとなるきっかけとなった重要な研究であり、インフルエンシャル

の存在と役割を経験的に確認したが、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムについては説明していないという問題がある。

## 2.4. ロジャースのイノベーションの普及

本節では、ロジャースのイノベーションの普及（diffusion of innovations）を取り上げて、インフルエンシャル仮説の内容と位置付けを検討する。普及を社会学の研究テーマとして論じた最初の学者はタルドだが、普及研究を学問分野として体系的に定立させたのはロジャースである。ロジャースの*Diffusion of Innovations*（Rogers 1962）は、タルド以降に蓄積された理論的・経験的な普及研究の集大成とも言える。2005年に第5版が出版された*Diffusion of Innovations*は、社会科学分野で2番目に多く引用された文献であり（Rogers et al. [1996] 2008）、普及研究に限らずに、社会学の古典として位置付けられている。

*Diffusion of Innovations*が普及研究に果たした貢献は多い。たとえば、普及研究の誕生と発展を体系的に整理して文脈的理解を試みたこと、普及に関連する様々な用語を学術的に定義したこと、採用プロセス（adoption process）の5段階仮説やイノベーション決定プロセス（innovation-decision process）の5段階仮説を提案したことなど、現在の普及研究につながる多くの貢献がある。本節では、その貢献の中からS字曲線モデルと行為者類型に関する議論に焦点を当てる。ロジャースは、経験的研究の検討からS字曲線モデルの普遍性を論じた後、S字曲線モデルに基づいて行為者類型の分類を行った。本節では、ロジャースのS字曲線モデルと行為者類型を考察し、インフルエンシャル仮説におけるインフルエンシャルの特徴と、影響力の行使時期を明らかにする。

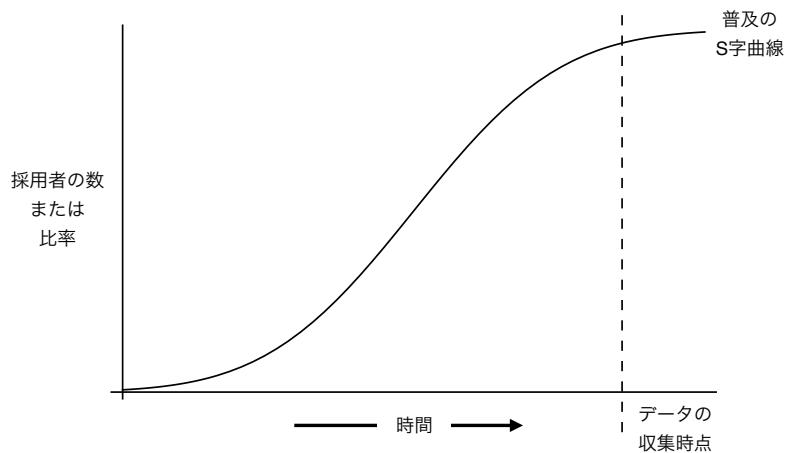
ロジャースは、それまで発表された経験的研究を網羅的に検討した結果をもとに、S字曲線モデルの普遍性を論じた。

ほとんどのイノベーションの採用率は、S字曲線を描く。（Rogers [1962] 1983: 23）

S字曲線は、タルドの節で説明したように、時間軸に対する採用率の累積分布を表す。図2-1はロジャースが描いたS字曲線である。ロジャースのS字曲線モデルの意義は、豊富な研

究事例を根拠にしてS字曲線の普遍性を論じた点である。タルドの時代には理想型（Tarde 1890=1903: 115）に留まるしかなかった議論が、ロジャースの労作により、経験的に検討できる科学的仮説になったのである。

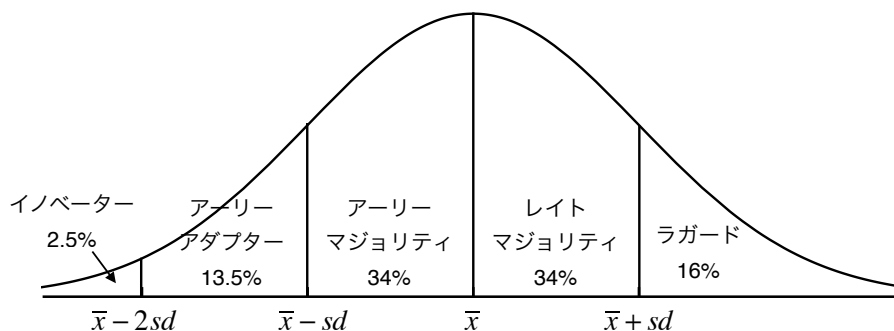
図2-1 ロジャースによる普及のS字曲線\*



\*Rogers ([1962] 1983: 95) から転載（筆者による再作図）。

ロジャースは、このS字曲線モデルに基づいて行為者類型の分類を行った。行為者類型の分類は、図2-1の導関数を利用する。それを表したのが図2-2である。以下では図2-2に基づいた行為者類型の区分とそれぞれの特徴について説明する。

図2-2 ロジャースによる行為者類型\*



\*Rogers ([1962] 1983: 247) から転載（筆者による再作図）。

ロジャースの行為者類型の分類は、革新度（innovativeness）、つまりイノベーションに対する態度が基準となる（Rogers [1962] 1983: 22）。革新度が高いと、イノベーションを

採用するタイミングが早く、革新度が低いと、イノベーションを採用するタイミングが遅い。図2-2は図2-1の導関数なので、横軸は時間を表す。したがって、図2-2の横軸の左側から、革新度が高い順に行為者類型を分類することができる。

ロジャースの行為者類型は5つに分類される。5つの行為者類型は、革新度が高い順に、イノベーター (innovators=革新者)、アーリーアダプター (early adopters=初期採用者)、アーリーマジョリティ (early majority=前期追随者)、レイトマジョリティ (late majority=後期追随者)、ラガード (laggards=遅滞者) である。

行為者類型の具体的な分類方法は、図2-2に示されているように、イノベーションの採用時期の平均と標準偏差を利用する。この方法をとると、それぞれの行為者類型の割合が固定される。つまり、行為者全体の2.5%がイノベーター、13.5%がアーリーアダプター、34%がアーリーマジョリティ、34%がレイトマジョリティ、16%がラガードに分類される。

それぞれの行為者類型の特徴は次の通りである。

イノベーターは、革新度が最も高く、新しい経験への選好が強い。なので、イノベーションの採用から期待される利益が少なくても、イノベーションを採用する傾向がある。そして、イノベーターには冒険心があり、高い専門知識を持っている場合がある。イノベーターの特徴の中で注目すべき点は、イノベーターが所属集団はもちろん、非所属集団ともつながりを持っていて、所属集団の外部から内部へイノベーションを持ち運ぶ役割を果たすという点である。

イノベーターは、その専門性と冒険心のせいで、所属集団内では孤立する場合があるが、アーリーアダプターは、そのようなイノベーターとは対照的に、所属集団内で構成員のロールモデルになる人たちである。アーリーアダプターは、普段から周りの相談役や情報源になる場合が多い。したがって、アーリーアダプターがイノベーションを採用すると、そのイノベーションはお墨付きのものになる。

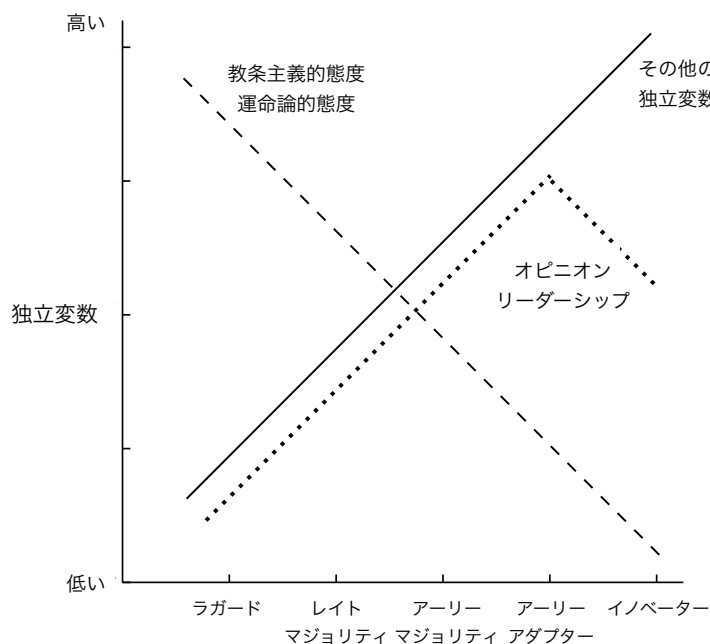
アーリーマジョリティは、アーリーアダプターと同じく、普及の初期段階でイノベーションを採用する。新しいものに対する関心の面では、アーリーアダプターほどではないが高い。アーリーアダプターと区別されるアーリーマジョリティの特徴は、アーリーアダプターはリーダーシップを持っているが、アーリーマジョリティはリーダーシップを持っていない点である。アーリーマジョリティは、イノベーションの採用に慎重であって、最初にイノベーションを採用することはない。そして、最後にイノベーションを採用することもない。

レイトマジョリティは、アーリーマジョリティよりもイノベーションの採用に懐疑的な人  
たちである。レイトマジョリティの割合は、アーリーマジョリティの割合と同じく、全体の  
約3割であり、行為者類型の半数以上はアーリーマジョリティとレイトマジョリティであ  
る。レイトマジョリティは、周囲のほとんどの人がイノベーションを採用した後に、イノベ  
ーションを採用する。レイトマジョリティがイノベーションを採用する理由は、経済的必要性  
や同僚の圧力（peer pressure）による場合などがある。

ラガードは、レイトマジョリティよりもイノベーションの採用に懐疑的な人たちである。  
ラガードはリーダーシップを持つ場合がほとんどなく、社会ネットワーク的にも同じラガード  
で構成される集団に属するが多い。ラガードは、伝統的な価値観を持っていて、専門  
的知識や資源を持っていない場合が多いので、イノベーションの採用がもたらす利益を確か  
めるまでイノベーションを採用しない。したがって、採用判断（innovation-decision）の所  
要時間が行為者類型の中で最も長い。

以上の5つの行為者類型は、さらに2つの大きな行為者類型に分類することができる。イ  
ノベーター、アーリーアダプター、アーリーマジョリティをアーリーアダプター（earlier  
adopters）に、レイトマジョリティ、ラガードをレイターアダプター（later adopters）に分  
けることができる。

図2-3 ロジャースによる行為者類型の特徴\*



\*Rogers ([1962] 1983: 262) から転載（筆者による再作図）。

以上、ロジャースのS字曲線モデルと、それに基づいた行為者類型について説明した。以下では、S字曲線モデルと行為者類型を考察し、インフルエンシャル仮説におけるインフルエンシャルの特徴と、影響力の行使時期を明らかにする。

図2-3は、それぞれの行為者類型が持つ特徴を表したものである。図2-3を見ると、行為者類型の間には、価値観、社会経済的地位、コミュニケーション能力などに差があることが分かる。つまり、ロジャースによれば、イノベーションの採用時期は階層差と関連がある。この分析結果は、タルドの「内から外へ、上から下へ」モデルを支持する結果である。イノベーションの採用時期と階層との関係について、ロジャースは次のように述べている。

新しいアイデアがもたらす利益が最も必要な人々や集団（たとえば、教育水準が低く、経済的に豊かではない）は、一般的にシステムの中で最も遅くイノベーションを採用する。（Rogers [1962] 2003: 263）

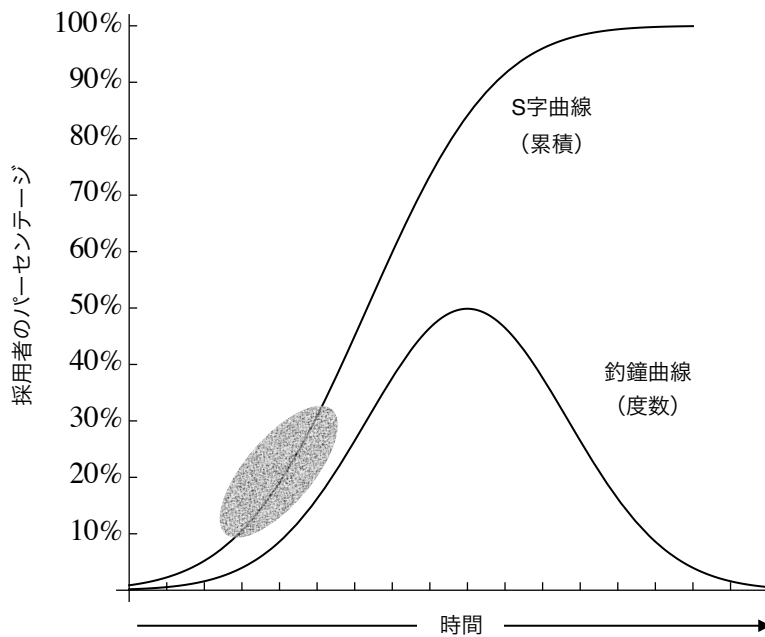
図2-3では、早いイノベーション採用時期とオピニオンリーダーシップとの関連も確認できる。つまり、アーリーアダプターは、オピニオンリーダーの特徴を持つ。オピニオンリーダーの定義については、コミュニケーションの2段階の流れ論の節で説明した。ロジャースによると、アーリーアダプターにはオピニオンリーダー的特徴がある。ロジャースは、オピニオンリーダーが普及において果たす役割がとても重要であると考えた。

オピニオンリーダーたちの行動は、システムにおけるイノベーションの採用率を決めるので、重要である。事実、普及のS字曲線が現れる理由は、一旦、オピニオンリーダーたちがイノベーションを採用し、そのイノベーションについて他の人々に話すと、単位時間における採用者数が跳ね上がるからである<sup>4</sup>。（Rogers [1962] 1995: 281）

つまり、ロジャースはインフルエンシャル仮説を主張しているのである。図2-4のだ円で囲まれた領域は、ロジャースが「take off」と表現した期間を表している。この期間は、インフルエンシャルがイノベーションを採用する期間であり、この期間を境に単位時間におけるイノベーション採用率は急激に増加する。この期間の具体的な定義と性格について、ロジャースは次のように説明している。



図2-4 ロジャースによる「テイク・オフ」期間\*



\*Rogers ([1962] 1983: 243) から転載 (筆者による再作図) .

普及曲線における、採用率10%から20~25%までの領域は、普及プロセスの心臓部である。この領域を超えた後は、たとえ新しいアイデアのさらなる普及を望まないとしても、もはや普及を止めることは不可能であろう。(Rogers [1962] 1983: 245)

ロジャースによると、インフルエンシャルが普及の成否を左右する決定的な影響力を行使する期間は、採用率が10%から20~25%までの期間である。この期間に行使される影響力は特別であり、この期間を過ぎると、インフルエンシャルでも普及を止めることはできない。インフルエンシャルの影響力は、特定の期間で行使されてこそ普及の成否を左右することができるのである。

以上、ロジャースのイノベーションの普及における、S字曲線モデルと行為者類型の議論をまとめると次の通りである。普及のS字曲線を利用して、イノベーションの採用時期による行為者類型の分類を行うと、アーリーアダプターの存在が明らかになる。そして、アーリーアダプターは、他の行為者類型に比べて、イノベーションの採用時期が早く、社会経済的地位が高く、オピニオンリーダーの特徴を持つ。アーリーアダプターは、イノベーションの採用率が10%から20~25%までの期間に、イノベーションを採用することによって、普及の成功に決定的な役割を果たす。

ロジャースのイノベーションの普及におけるS字曲線モデルと行為者類型の議論を、インフルエンシャル仮説の視点から再検討した結果は、次の通りである。

第一に、ロジャースのイノベーションの普及では、インフルエンシャルの特徴と、インフルエンシャルの影響力の行使時期が明確に述べられている。ロジャースのイノベーションの普及におけるアーリーアダプターは、つまり、インフルエンシャルのことである。アーリーアダプターは、自らの採用行動を通じて普及の成否を左右することができると思われるからである。アーリーアダプターの特徴は、高い社会経済的地位とオピニオンリーダー的性格である。そして、アーリーアダプターは、イノベーションの採用率が10%から20~25%までの期間、つまり普及の初期段階において、その影響力を行使する。これらの発見を反映させて、インフルエンシャル仮説を書き直すと次の通りである。インフルエンシャル仮説とは、特別な影響力を持つ少数のインフルエンシャルが、**普及の初期段階（採用率10%から20~25%までの期間）**において、自分と同じ集団に属するノン・インフルエンシャルとの個人的接触を通じて、社会の大多数に並外れの影響力を行使し、普及の成否を左右することができるという仮説である。

第二に、しかし、ロジャースのイノベーションの普及では、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムを説明していない。ロジャースのイノベーションの普及では、インフルエンシャルの特徴と、影響力の行使時期については詳しく論じられているが、なぜインフルエンシャルが普及の初期段階においてイノベーションを採用すると、単位時間における採用者数が跳ね上がり、普及のS字曲線が現れるかについては説明されていない。ロジャースのイノベーションの普及では、インフルエンシャルの特徴、役割、影響力の行使時期などについて非常に詳しく論じられているので、インフルエンシャル仮説は、ロジャースのイノベーションの普及における中心的な理論枠組みであると言える。にもかかわらず、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムは、ブラックボックスのままにされている。

つまり、普及研究の集大成とも言えるロジャースのイノベーションの普及において、インフルエンシャル仮説は普及を説明する重要な仮説として位置付けられていて、インフルエンシャルの特徴、役割、影響力の行使時期などが詳しく論じられているが、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムについては説明していないという問題がある。

## 2.5. グラノヴェッターの閾値モデル

前節まで、普及研究の学説の中から、タルドの模倣の法則、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論、ロジャースのイノベーションの普及を取り上げ、それぞれの学説におけるインフルエンシャル仮説の内容と、位置付けを検討した。本節と次節では、インフルエンシャル仮説の問題点を指摘した学説を検討し、インフルエンシャル仮説を用いて普及を説明する場合に、どのような問題が生じうるかを明らかにする。本節では、グラノヴェッターの閾値モデル (threshold model) を取り上げ (Granovetter 1978)、インフルエンシャル仮説を用いて普及を説明する場合に生じうる問題を考察する。

まず、閾値モデルについて簡単に説明する。閾値モデルでの閾値は、行為者が行動を決定する際に基準とする利得構造を意味する。まず、二項選択 (binary decision) の選択肢から、ひとつの選択肢を選択した状態の行為者を想定する。もし、現在選択している選択肢と違う選択肢を選択した場合に期待される利得が、その行為者が持っている利得構造、すなわち閾値と同じ、または閾値より大きければ、その行為者は現在と違う選択肢を選択する。選択肢を選択した場合に期待される利得は、他の行為者の選択状況によって決まるとする。たとえば、AとBの2つの選択肢があり、ある行為者がAを選択した状態であるとする。集団内でBを選択した行為者の割合が、この行為者の閾値と同じ、または閾値より高いと、行為者はBを選択する。ここで閾値がどのようにして形成されたかは問わない。閾値の形成問題は閾値モデルの関心ではない。閾値モデルでは、個人の行動を説明する心理学的部分を省略し、行動がもたらす社会的結果だけに焦点を合わせる。

もっとも、閾値モデルはグラノヴェッターのオリジナルではない。グラノヴェッターの閾値モデルと基本的に同じアイデアに基づいているものには、社会学では集団内行為者行動の進化モデル (Coleman 1964)、居住分離モデル (Schelling 1971)、心理学では行動伝染モデル (Wheeler 1966)、疫学では伝染病モデル (Bailey 1976) などがある。グラノヴェッターのオリジナリティーはモデル自体にあるのではなく、モデルの分析方法と分析結果の解釈にある。

グラノヴェッターの分析結果は、驚くべきものである。まず、閾値が一様に分布している状況の分析結果から説明する。閾値の一様分布 (uniform distribution) とは、たとえば、100人からなる集団がある場合、閾値.00の人が1人、閾値.01の人が1人、閾値.02の人が1人と続き、閾値.99まで1人ずつ存在するという状況である。全ての行為者は選択肢Aを選択した状

態であるとする。このような状況で行為者が選択を開始すると、まず、Bを選択した行為者の割合が0なので、閾値.00の人が選択肢Bに選択を変える。次に、Bを選択した行為者の割合が.01になったので、閾値.01の人が選択肢Bに選択を変える。同じ要領で、十分に時間が経つと、全員がBを選択した状態になる。ドミノ倒しのような状態である。しかし、ここで2番目のドミノを抜いた状況を考える。つまり、閾値.01の人の閾値を.02に変えた状況である。すると、この状況ではいくら時間が経っても、Bを選択した人の数は、閾値が.00の1人だけで、99人はAを選択したままの状態になる。ここで注目すべきは、ドミノ倒しが完了して全員がBを選択した集団と、ドミノ倒しが途中で中断してBを選択した人が1人だけの集団での、最初の閾値分布がほとんど同じであるという点である。閾値分布がほとんど変わらない2つの集団であっても、社会的結果は大きく異なりうる。

閾値の一様分布という条件は、非常に単純な条件なので、上記の分析結果は直感的に理解しやすい。しかし、グラノヴェッターの分析結果が衝撃的なのは、閾値の正規分布を仮定した場合でも、閾値の一様分布条件と同じ分析結果が得られるという点である。

閾値の正規分布では、閾値が極端に低い人や極端に高い人が少ない。分析では数学的な理由から、分析結果を分かりやすくするために閾値分布の平均を.25とする（原著では25人）。分析では、分布のばらつきと均衡との関係を調べる。均衡とは、Bを選択した人の割合である。つまり、閾値分布の平均を.25に固定して、閾値分布の標準偏差を変化させていき、Bを選択した人の割合がどのように変化するかを分析する。分析結果は次の通りである。標準偏差が約.122以下では、Bを選択した人の割合はほとんど0に近い。しかし、標準偏差が約.122を超えると、突然集団全体がBを選択した状態になる。たとえば、標準偏差が.121の集団と、.123の集団の閾値分布はほとんど同じである。しかし、2つの集団の社会的結果はまったく異なる。閾値の正規分布という条件でも、閾値の一様分布の条件の場合と同じく、閾値分布がほとんど変わらない2つの集団の社会的結果が大きく異なりうる。

この分析結果の含意は、要約すると次の通りである。つまり、閾値モデルの分析結果によると、集合行動 (collective behavior) の原因は、個人行動 (individual behavior) に単純に還元できない。集合行動は、たとえば、暴動、ストライキ、投票行動、移民、イノベーションの普及などを例にあげることができる。そして個人行動は、個人の規範、動機、選好などを反映した行動を意味する。単純な還元とは、個人行動の足し合わせが、すなわち集合行動であることを意味する。たとえば、ある集団が暴動を起こしたとする。暴動に参加した全て

の個人が、仮に政府に対する不満を共有していて、全ての個人がその不満を理由に暴動に参加した場合、暴動の原因は個々人が抱えている政府への不満という個人レベルの理由に単純に還元できる。しかし、暴動に参加した全ての個人が不満を共有していなくても暴動が起こりうるとすると、暴動の原因は個人レベルの理由に単純に還元できない。グラノヴェッターは閾値モデルの分析を通じて、個々人が動機を共有していなくても社会的変化が起こりうることを明らかにしたわけである。

この含意から、グラノヴェッターの議論を、代表的個人 (representative agent) を用いた説明に対する問題提起として理解することができる。たとえば、グラノヴェッターは次のように述べている。

(これから分析する) 最も単純なバージョンのモデルからも、逆説的に見える集合的結果 (collective outcomes) の出現が明確に確認できる。ここで言う逆説的とは、集合的結果を発生させる個人の意図と集合的結果が、直観的には矛盾しているように見えることを意味する。多数の行為者の規範 (それが古いものであれ新しいものであれ) を反映したものが、集合的結果であるという考えに我々が固執している限り、集合的結果が逆説的に見える可能性は失ってしまう。(Granovetter 1978: 1421)

( ) は筆者による加筆。

社会的結果を、その社会的行為に参加した大多数の人の規範 (norms) を反映した結果と見なす考え方は、方法論的個人主義の考え方である<sup>5</sup>。方法論的個人主義では、多数の行為者の規範を、代表的個人という仮想の行為者を想定して代表させる場合がある。代表的個人の規範は、多数の行為者の規範と同じであると仮定される。このように代表的個人を設定すると、異なる規範を持つ個人と個人との相互作用という複雑な問題を回避することができる。たとえば、社会的結果を行為者間の相互作用の結果として理解しようとする、分析方法と分析結果の解釈が非常に複雑になる。しかし、多数の行為者の規範を代表する行為者が存在すると仮定し、この行為者の規範を反映した結果として社会的結果を理解すると、分析方法と分析結果の解釈は明白になる。

一方で、グラノヴェッターの議論は、代表的個人にとらわれている場合に生じる問題点を指摘したものとして理解できる。たとえば、閾値分布がほとんど同じである2つの集団は、多数の行為者の規範という面では、ほぼ同一集団である。つまり、2つの集団を代表する代

表的個人の特徴はほぼ同じである。しかし、グラノヴェッターの閾値モデルの分析が示しているように、ほぼ同じ特徴の代表的個人で代表される2つの集団であっても、それぞれの集団における社会的結果はまったく異なる場合がある。ほとんど同じ性格の集団だが、暴動が発生した集団に対しては「過激な群衆が暴動を起こした」と説明してしまい、暴動が発生しなかった集団に対しては「取り乱した1人が商店の窓ガラスを割ったが、冷静な市民たちは動揺しなかった」と説明してしまうという危険性がある（Granovetter 1978: 1425）。これが、代表的個人にとらわれている場合に生じうる問題点である。

インフルエンシャル仮説は、この誤謬に陥っている。それは、インフルエンシャル仮説が代表的個人を用いた説明と同じ説明図式になっているからである。インフルエンシャル仮説でも、行為者間の相互作用は省略され、インフルエンシャルという特別な行為者の属性から普及が説明される。次の引用文はこういったインフルエンシャル仮説の説明図式を表している。

なぜ（口コミの拡散に）リビアは成功し、ドーズは失敗したのだろうか。それは、どんな種類の社会的伝染であれ、その社会的伝染が成功するためには、特別で珍しい社会的才能を持った人の関与が必要だからである。リビアが伝えたニュースが口コミに成功し、ドーズが伝えたニュースが口コミに失敗した理由は、二人の人物の違いにある。（Gladwell [2000] 2002: 33）

（ ）は筆者による加筆。

引用文は「真夜中の騎行（the midnight ride）<sup>6</sup>」で有名なポール・リビア（Paul Revere）の事例を、インフルエンシャルが引き起こした普及の成功事例として紹介したものである。ポール・リビアとウィリアム・ドーズ（William Dawes）を対比させ、なぜリビアから始まった口コミは普及に成功し、ドーズから始まった口コミは普及に失敗したかを説明するという内容である。リビアから始まった口コミが普及に成功した理由は、リビアに普及を成功させる特別な能力があったからであり、ドーズから始まった口コミが普及に失敗した理由は、ドーズに普及を成功させる特別な能力がなかったからである。つまり、リビアから始まった口コミが普及に成功した理由は、リビアの属性から説明される。

インフルエンシャルは、集団の規範を代表する代表的個人ではない。なので、インフルエンシャル仮説自体は代表的個人とは関係がない。しかし、社会現象を説明する際に、行為者

間の相互作用を省略し、特別な行為者の属性から社会的結果を説明するという説明図式は、インフルエンシャル仮説も代表的個人による説明も同じである。したがって、グラノヴェッターの代表的個人を用いた説明への問題提起は、インフルエンシャル仮説への問題提起としても理解できる。

以上、グラノヴェッターの閾値モデルの分析結果をまとめると次の通りである。閾値モデルの分析結果によると、ほとんど同じ規範を持つ2つの集団でも、まったく異なる社会的結果が生じることがある。したがって、集合行動の原因は、個人行動に単純に還元できない。

そして、グラノヴェッターの閾値モデルの分析結果を、インフルエンシャル仮説の視点から再検討した結果から、次の2つのことが言える。

第一に、グラノヴェッターの閾値モデルに関する議論は、代表的個人を用いた説明への問題提起として理解できる。代表的個人を用いた説明では、集団の規範を代表する代表的個人を想定して社会的結果を説明する。代表的個人を用いる理由は、異なる規範を持つ行為者間の相互作用という複雑な問題を回避することができるからである。しかし、グラノヴェッターの閾値モデルの分析結果によれば、行為者間の相互作用を省略すると、ほとんど同じ規範を持つ2つの集団で生じるまったく異なる社会的結果を説明することができなくなるという問題がある<sup>7</sup>。

第二に、グラノヴェッターの閾値モデルに関する議論は、インフルエンシャル仮説への問題提起としても理解できる。インフルエンシャル仮説も、代表的個人を用いた説明と同じく、行為者間の相互作用を省略し、インフルエンシャルという特別な行為者の属性から普及を説明する構造になっている。したがって、代表的個人を用いた説明に対するグラノヴェッターの問題提起は、インフルエンシャル仮説に対する問題提起としても理解できる。

## 2.6. ワッツらの影響ネットワークモデル

本節では、ワッツとドッズの影響ネットワーク (influence network) モデルを取り上げ (Watts and Dodds 2007) , インフルエンシャル仮説を用いて普及を説明する場合に生じる問題を考察する。もともとワッツは、トラバースとミルグラムのスモールワールド問題 (Travers and Milgram 1969) に関する研究で広く知られた研究者である (Watts and Strogatz 1998) 。しかし、スモールワールド・ネットワークに関する研究は、彼が物理学者

として活動していた時期のものである。彼が社会学者に転身した後に取り組んだ主な研究テーマは、ネットワーク上の普及問題である (e.g., Salganik et al. 2006; Watts and Dodds 2007; Salganik and Watts 2009; Bakshy et al. 2011)。彼が取り組んだ普及のネットワーク動力学 (network dynamics) <sup>8</sup>の研究のひとつに、インフルエンシャル仮説の検討がある (Watts and Dodds 2007; Watts 2007, 2011)。本節では、ワッツがドッズと共同で行ったインフルエンシャル仮説の研究を簡単に紹介し、その意義を整理する。そして、ワッツのインフルエンシャル仮説に関する議論が、前節で論じたグラノヴェッターの問題意識の延長として理解できることを論じる。

ワッツとドッズは、影響ネットワークモデルという理論モデルを構築し、影響ネットワークモデルのシミュレーション分析を行って、インフルエンシャル仮説の検討を行った。影響ネットワークモデルは、グラフの点で行為者を、線で行為者間の影響力の行使関係を表すネットワークモデルである。インフルエンシャル仮説の検討は、影響ネットワークモデルにおけるインフルエンシャルとカスケード (cascade) との関連を分析することで行われた。カスケードは、ネットワーク内部で起きる影響の連鎖を意味する (Watts 2002)。影響ネットワークモデルの詳細については第3章で説明することにし、ここでは分析結果を簡略に述べる。

ワッツらによる影響ネットワークモデルのシミュレーション分析結果によると、シミュレーションを行ったほとんどの条件において、集団全体に行き渡るほどの大規模のカスケードは、インフルエンシャルとは関連がなく、影響を受けやすいノン・インフルエンシャルの数と関連があった (Watts and Dodds 2007: 442)。つまり、少数のインフルエンシャルでは、大規模のカスケードを引き起こすことがほとんど不可能であった。それに比べて、影響を受けやすいノン・インフルエンシャルの数が一定水準を超えると、大規模のカスケードが起きる確率が高くなった。つまり、普及の成功を説明する要因は、普及の初期段階におけるインフルエンシャルの役割ではなく、影響を受けやすいノン・インフルエンシャルの数というネットワークの構造的要因であった。ワッツらはこの分析結果について、次のような比喩を用いて説明している。

たとえば、平均的な規模より何倍も大きい山火事が発生することがある。この大規模の山火事の大きさを、火事の発端となった火花の特別な性質、または最初に燃えた木の大きさと結びつけて説明する人はいないだろう。(Watts and Dodds 2007: 454)



さらにワッツは、インフルエンシャル仮説の検討結果を考察し、インフルエンシャル仮説が前後即因果の誤謬（post-hoc fallacy）に陥っていることを指摘する（Watts 2011: 118）。前後即因果の誤謬とは、時間的前後関係と因果関係を混同することを意味する。ワッツがインフルエンシャル仮説を前後即因果の誤謬だと指摘する論理は、要約すると次の通りである。インフルエンシャル仮説は、ネットワーク構造や行為者間の相互作用を考慮していないので、インフルエンシャルのイノベーション採用と普及の発生という2つの現象のみの観察に基づいている。一方、ネットワーク構造と行為者間の相互作用を考慮して、シミュレーション分析を行った結果によれば、インフルエンシャルの特別な影響力は確認できない。したがって、インフルエンシャル仮説は誤謬である。そして、インフルエンシャルのイノベーション採用と普及の発生という観察は、時間的に前後する。したがって、インフルエンシャル仮説が説明する間違った因果関係は、時間的に前後する現象の観察による誤謬である。この前後即因果の誤謬について、ワッツは次のように説明する。

予想外のベストセラー、突然現れたアーティスト、ヒット商品など、我々の興味を引く現象にも例外なく、それを最初に買った人、それを最初にやった人が存在する。その人には特別な影響力があるように見えるだろう。（Watts 2011: 118）

ワッツは、インフルエンシャル仮説が陥っている前後即因果の誤謬が、時間的に前後する現象の観察による誤謬だと説明しているが、インフルエンシャル仮説が陥っている前後即因果の誤謬は、時間的に前後する現象の観察による誤謬というよりは、現象の選択的観察による誤謬として考えた方がいい。つまり、インフルエンシャル仮説が陥っている前後即因果の誤謬は、インフルエンシャル仮説が説明対象とする現象が、成功した普及事例に限られていることから発生する誤謬として理解できる。現実では、成功した普及より失敗した普及の方が圧倒的に多い。たとえば、企業がマーケティングに多くの資源を投資しているのは、普及の成功が珍しいことだからである。そして、インフルエンシャルによるイノベーション採用は、普及の成否と関係なく存在する。インフルエンシャルによるイノベーション採用があつたにもかかわらず普及に失敗した事例は、インフルエンシャルによるイノベーション採用があつて普及に成功した事例よりも多い。もしそうでなければ、現実世界はインフルエンシャルが採用したイノベーションで溢れ出しているはずである。成功した普及事例を説明対象とすると、インフルエンシャル仮説は誤謬ではない。しかし、失敗した普及事例を説明対象と

すると、インフルエンシャル仮説はインフルエンシャルによるイノベーション採用があったにもかかわらず普及に失敗した因果関係を説明することができない。そして、現実世界では失敗した普及事例の方が多いので、インフルエンシャル仮説は間違った因果関係を主張していることになる。

一方、ワッツによると、インフルエンシャル仮説は循環論法（circular reasoning）でもある。循環論法とは、命題の証明過程に命題の仮定を用いることを意味する。インフルエンシャル仮説では、特別な属性を持つインフルエンシャルによって普及が引き起こされるという命題を、インフルエンシャルがいかに特別な属性を持っているかを論じることで証明しようとするので、循環論法である。こういった循環論法は、記述であって説明ではない。

（インフルエンシャル仮説は）全ての作用を特別な少数者に集中させることによって、ネットワーク構造が社会的結果に及ぼす影響の理解という問題を、特別な少数者の行動を動機づけたのは何なのかという問題に縮小する。全ての常識的な説明がそうであるように、それは正しい説明のように聞こえるし、また正しいかもしれない。しかし「Xが起きたのは、少数の特別な人たちがXを起こしたからである」という主張は、ひとつの循環論法を別の循環論法に置き換えただけにすぎない。（Watts 2011: 107）

（ ）は筆者による加筆。

インフルエンシャル仮説が循環論法であるというワッツの指摘は、グラノヴェッターの代表的個人を用いた説明に対する問題提起の文脈で理解できる。ワッツもグラノヴェッターも、行為者間の相互作用を考慮しなかった場合に起こりうる問題点を指摘しているからである。グラノヴェッターの議論は先述した通りである。行為者間の相互作用を考慮しなかった場合、たとえば、集団Aと集団Bがほとんど同じ性格の集団であるにもかかわらず、暴動が発生した集団Aに対しては「過激な群衆が暴動を起こした」と説明してしまい、暴動が発生しなかった集団Bに対しては「取り乱した1人が商店の窓ガラスを割ったが、冷静な市民たちは動揺しなかった」と説明してしまうという危険性がある。このグラノヴェッターの指摘は、循環論法に対する指摘でもある。つまり、暴動が発生した集団Aに対しては「集団Aで暴動が起きたのは、集団Aが暴動を起こす集団だったからである」と説明していて、暴動が発生しなかった集団Bに対しては「集団Bで暴動が起きなかったのは、集団Bが暴動を起こさない集団

だったからである」と説明しているからである。これは記述であって説明ではない。このように、代表的個人を用いた説明に対するグラノヴェッターの問題提起は、代表的個人を用いた説明で起こりうる循環論法の問題を指摘したものとしても理解できる<sup>9</sup>。したがって、ワッツのインフルエンシャル仮説に対する循環論法問題の指摘は、グラノヴェッターの代表的個人を用いた説明に対する問題提起の文脈で理解できる。

以上、ワッツとドッズの影響ネットワークモデルの研究を考察した結果から、次の2つのことが言える。

第一に、ワッツらの研究は、インフルエンシャル仮説を理論モデルに操作化し、理論モデルのシミュレーション分析を行うことで、インフルエンシャル仮説を直接的に検討した初めての研究として意義がある。ワッツらは、影響ネットワークモデルのシミュレーション分析結果から、インフルエンシャル仮説が支持されないことを明らかにした。つまり、インフルエンシャル仮説は、理論モデル的に再現することができない。

第二に、ワッツのインフルエンシャル仮説への問題提起は、グラノヴェッターの代表的個人を用いた説明への問題提起の文脈で理解できる。ワッツは、影響ネットワークモデルの分析結果を考察し、インフルエンシャル仮説が前後即因果の誤謬と循環論法に陥っていると指摘した。インフルエンシャル仮説が循環論法に陥っているのは、インフルエンシャル仮説が普及を説明する際に、行為者間の相互作用を省略し、インフルエンシャルの属性から普及を説明するからである。グラノヴェッターによる代表的個人を用いた説明への問題提起も、行為者間の相互作用を省略し、代表的個人を用いて社会的結果を説明する際に生じる問題を指摘したものである。したがって、ワッツもグラノヴェッターも、行為者間の相互作用を省略し、特別な行為者を用いて社会的結果を説明する際に生じる問題を指摘している。

## 2.7. 結論

本章では、普及研究の諸学説を取り上げて、インフルエンシャル仮説の視点から再検討を行い、インフルエンシャル仮説の具体的な内容、位置付け、問題点を明らかにした。本章で行った再検討の結果を要約し、本論文における意義を述べると次の通りである。

まず、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論と、ロジャースのイノベーションの普及の再検討を通じて、インフルエンシャル仮説の具体的な内容を明らかにした。コミュニケーションの2段階の流れ論によると、インフルエンシャルはノン・インフル

エンシャルの友人、同僚、親戚、家族などと同種親和的關係にあり、ノン・インフルエンシャルとの日常的なコミュニケーションを通じて影響力を行使する。そして、ロジャースのイノベーションの普及によると、インフルエンシャルが影響力を行使して普及の成否を決定づけるのは、普及の初期段階においてである。したがって、インフルエンシャル仮説は、特別な影響力を持つ少数のインフルエンシャルが、普及の初期段階において、自分と同じ集団に属するノン・インフルエンシャルとの個人的接触を通じて、社会の大多数に並外れの影響力を行使し、普及の成否を左右することができるという仮説である。本論文では、本章の再検討を通じて明確にされたインフルエンシャル仮説を用いて、インフルエンシャル仮説の検討を行う。

次に、タルドの模倣の法則、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論、ロジャースのイノベーションの普及の再検討を通じて、インフルエンシャル仮説が普及研究の中心的な理論枠組みとして位置付けられていることを明らかにした。普及研究の始まりは、タルドの模倣の法則にまで遡ることができるが、タルドの模倣の法則からもインフルエンシャル仮説の源流を見つけることができる。そして、コミュニケーションの2段階の流れ論では、オピニオンリーダーの存在を経験的に確認し、原子化された聴衆というそれまでの理論枠組みを一新させた。普及研究の集大成であるロジャースのイノベーションの普及においても、インフルエンシャルは普及の成否を決定づける行為者として論じられ、インフルエンシャルの特徴、役割、影響力の行使時期などが詳しく説明されている。このように、インフルエンシャル仮説は普及研究の中心的な理論枠組みとして位置付けられている。したがって、インフルエンシャル仮説の妥当性を検討する本論文の研究は、これまでの普及研究の理論枠組みに対する異議申し立てとして意義がある。

最後に、インフルエンシャル仮説は、普及研究の中心的な理論枠組みとして位置付けられているにもかかわらず、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムを説明しておらず、行為者間の相互作用を省略して、インフルエンシャルという特別な行為者の属性から普及を説明するという構造となっているため、循環論法に陥っている。タルドの模倣の法則、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論、ロジャースのイノベーションの普及では、インフルエンシャルの特別な属性を説明することで、普及におけるインフルエンシャルの重要性を論じている。しかし、グラノヴェッターが閾値モデルの分析を通じて明らかにしたように、行為者間の相互作用を省略し、特別な行為者の属性から社会的結果を説明しようとする、ほぼ同じ条件から生まれるまったく異なる社会的結果を説明できなく

なる。そして、ワッツが指摘したように、インフルエンシャルがいかに特別かを論じて、普及におけるインフルエンシャルの重要性を主張することは循環論法である。つまり、インフルエンシャル仮説は、インフルエンシャルの特別な力によって発生した普及を、インフルエンシャルには普及を発生させる特別な力があるから普及が発生したと説明していることになる。本章の再検討から、インフルエンシャル仮説が陥っている循環論法の問題は、行為者間の相互作用を省略していることに起因することが明確にされたので、本論文では、行為者間の相互作用を直接的に扱うために、シミュレーション分析手法を用いて、インフルエンシャル仮説の妥当性を検討する。

- 
- 1) 本章の目的は普及研究の系譜を概観することではないので、本章で取り上げる学説は普及研究における学説の一部でしかない。普及研究の系譜を概観するには、ロジャースの *Diffusion of Innovations* (Rogers 1962, [1962] 1983, [1962] 1995, [1962] 2003) が参考になる。*Diffusion of Innovations*では、1つのチャプターを割いて普及研究の系譜が整理されていて、版を重ねる度に内容も更新されている。
  - 2) タルドは、一方的模倣 (unilateral imitation) の他に、相互的模倣 (reciprocal imitation) についても言及している (Tarde 1890=1903: 371-9)。ただし、相互的模倣のメカニズムについては、一方的模倣から生まれるものであるという説明以上の議論はされておらず、相互的模倣に関する内容は、ルソーの社会契約論を批判的に検討したものになっている。したがって、本論文では、タルドが相互的模倣について言及したことを記した上で、一方的模倣に焦点を当てて議論を進める。
  - 3) ラザースフェルドらは、コミュニケーションの2段階の流れ論を発表した後に、それを修正したコミュニケーションの多段階の流れ論についても論じている (岡田直之 1985)。ただし、本節の目的は、コミュニケーションの2段階の流れ論の貢献を吟味して、インフルエンシャル仮説の理解を深めることなので、コミュニケーションの多段階の流れ論については論外とする。
  - 4) 特に *Diffusion of Innovations* の第3版では、「事実、普及曲線がS字曲線を描くのは、オピニオンリーダーがイノベーションを採用する時期と関係していて、オピニオンリーダーが社会システムの中で普及ネットワークを作動させる能力を持っているからである (Rogers [1962] 1983: 271)」と述べられている。オピニオンリーダーが普及ネットワークを作動 (activate) させて、普及を成功に導くという説明は、インフルエンシャル仮説の内容と問題点を同時に表している。つまり、インフルエンシャルには「普及ネットワークを作動させる」能力があるというのがインフルエンシャル仮説の内容であり、「普及ネットワークを作動させる」ことがどのような状況を指しているのかを説明していないのがインフルエンシャル仮説の問題点である。

- 5) もちろん、これが方法論的個人主義の定義ではない。方法論的個人主義の背景と定義に関する議論には、Lukes (1968) , Hodgson (1986, 2007) などがある。そして、方法論的個人主義の問題点に関する古典的議論には、Kirman (1992) がある。
- 6) アメリカ独立戦争のきっかけとされる、1775年4月19日のレキシントン・コンコードの戦い (Battles of Lexington and Concord) にまつわる逸話。イギリス軍による民兵隊の武器庫接収作戦に関する情報を伝える任務を与えられたリビアは、4月18日深夜に馬に乗って現在のチャールズタウン (Charlestown) , サマービル (Somerville) , メドフォード (Medford) , アーリントン (Arlington) を走り回った。ドーズも同じ任務に出されたが、リビアが走り回った地域では情報が効果的に伝わって、民兵隊が前もって戦闘の準備を終えることができたのに対して、ドーズが走り回った地域では、情報の伝達に失敗したとされる。
- 7) 方法論的個人主義では、複数の社会的結果が生まれる状況を説明することができないということではない。本稿の主張は、グラノヴェッターの閾値モデルの分析結果が示したような、行為者間の相互作用におけるわずかな差から生まれる社会的結果の違いは、行為者間の相互作用を省略し代表的個人を用いて社会的結果を説明する場合、その定義上、扱うことができないということである。行為者間の相互作用を分析対象とすることは困難ではあるが、だからといって行為者間の相互作用によって生じる社会的結果を、行為者間の相互作用を省略して代表的個人を用いて説明することはできない。代表的個人を用いることの問題に関する議論は様々にあるが、普及と関連しては、池も本稿と同様の指摘をしている (池 2009: 292) 。ちなみに、複数の社会的結果が生まれる状況を、方法論的個人主義の立場から分析した研究として、佐藤の意図的社会変動に関する研究がある (佐藤 1998) 。佐藤は、「ある意図的社会変動は成功するのに、ある意図的社会変動は失敗するのはなぜか (佐藤 1998: 129) 」という問題を、ゲーム理論に基づく数理モデルを構築して説明している。
- 8) 時間とともに変化するネットワークの構造的特性に関する研究を、ネットワーク動力学と呼ぶことにする (Majdandzic et al. 2014) 。
- 9) 方法論的個人主義がすなわち循環論法であると主張しているわけではない。本稿の主張は、代表的個人のように特別な行為者を用いて社会的結果を説明しようとする、特別な行為者の属性で、特別な行為者の属性から生じる社会的結果を説明してしまうという危険性があるということである。代表的個人を用いて社会的結果を説明する場合、このような循環論法に陥る危険性がある。循環論法に陥らないためには、行為者間の相互作用を分析する必要がある。行為者の属性を論じることは説明ではなく記述だが、行為者間の相互作用を分析することはメカニズムの解明につながるもので、説明であるからである。



## 第3章

### 理論モデルのシミュレーション分析

#### ー所属・影響ネットワークモデルー

##### 3.1. はじめに

本章の目的は、理論モデルのシミュレーション分析を通じて、インフルエンシャル仮説を検討することである。インフルエンシャル仮説の検討に、シミュレーション分析手法を利用する理由は、シミュレーション分析手法を利用すれば、行為者間の相互作用を省略することなく、普及の発生過程を直接的に実験、観察することができるからである。行為者間の相互作用を直接的に扱うことで、前章で指摘したインフルエンシャル仮説の循環論法の問題を克服し、理論モデルが仮定する条件のもとで、普及におけるインフルエンシャルの役割を検討することができる。

前章では、普及研究の諸学説をインフルエンシャル仮説の視点から再検討した。その結果、第一に、インフルエンシャル仮説の内容が明確にされ、第二に、インフルエンシャル仮説が普及研究における中心的な理論枠組みとして位置付けられていることを明らかにし、第三に、インフルエンシャル仮説では、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムが説明されずに、インフルエンシャルという特別な行為者の属性から普及を説明する構造になっているため、循環論法に陥っていることを論じた。つまり、既存の学説では、行為者間の相互作用を省略し、インフルエンシャルの属性から普及を説明しているため、インフルエンシャルが普及の成否を左右するメカニズムはブラックボックスのままにされ、循環論法に陥っている。本章では、シミュレーション分析手法を利用することで、行為者間の相互作用を直接的に扱い、循環論法に陥ることなく、インフルエンシャルの影響力が普及の発生に果たす役割を分析する。

本章でインフルエンシャル仮説の検討を行うために構築する理論モデルは、所属・影響ネットワーク (affiliation influence network) モデルである。所属・影響ネットワークモデルは、ワッツとドッズの影響ネットワークモデル (Watts and Dodds 2007) を修正したものであ



る。ワッツらの影響ネットワークモデルを修正する理由は、ワッツらの影響ネットワークモデルでは、紐帯の形成がランダムに行われると仮定されていて、行為者間に紐帯が形成される社会的文脈を省略しているという限界があるからである。本章では、ワッツらの影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造 (Breiger 1974) を適用して、紐帯の形成に社会的文脈を与える。つまり、所属・影響ネットワークモデルは、影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造を適用したモデルである。

所属・影響ネットワークモデルにおける行為者の行動決定モデルは、グラノヴェッターの閾値モデル (Granovetter 1978) とSIRモデルを利用する。閾値モデルとSIRモデルは、影響ネットワークモデルにおいても、行為者の行動決定モデルとして利用されている (Watts and Dodds 2007)。

本章では、まず、所属・影響ネットワークモデルの行動決定モデルである、閾値モデルとSIRモデルについて説明する。そして、影響ネットワークモデルの詳細について説明する。それから、影響ネットワークモデルを修正して、所属・影響ネットワークモデルを構築する。そして、所属・影響ネットワークモデルをシミュレーション分析し、インフルエンシャル仮説の検討を行う。

## 3.2. 先行研究

### 3.2.1. 閾値モデル

本節では、所属・影響ネットワークモデルにおける行為者の行動決定モデルのひとつである、閾値モデルについて説明する。閾値モデルの大まかな説明は第2章ですで行った (2.5.)。本節では、閾値モデルの具体的な仮定と、所属・影響ネットワークモデルに閾値モデルを適用する方法について説明する。

閾値モデルには、4つの仮定がある。1つ目の仮定は、二項選択 (binary decision) の仮定である。閾値モデルにおける行為者は排他的な2つの行動の選択肢から1つの行動を選択する。たとえば、行為者はイノベーションの採用と不採用という2つの選択肢から、どちらかの行動を選択する。2つ目の仮定は、正の外部性 (positive externalities) の仮定である

(Watts and Dodds 2007: 443)。閾値モデルにおける正の外部性とは、行為者  $i$  が行動を選

択すると、 $i$ 以外の行為者が $i$ と同じ行動を選択する確率が上がることを意味する。たとえば、行為者 $i$ が暴動に参加する行動を選択したとする。暴動に参加する人が増えれば、暴動に参加して逮捕される確率は低くなるので、暴動に参加するコストは下がる。つまり、正の外部性が生じる。したがって、行為者 $i$ が暴動に参加する行動を選択すれば、 $i$ 以外の行為者が暴動に参加する確率も上がる。つまり、閾値モデルでは、行為者の利得構造が他の行為者の行動選択の合計に依存する形で、正の外部性が表現される。3つ目の仮定は、合理的行為者の仮定である。行為者は選好と目標を持っていて、状況認知の上、自らの効用を最大化する行動をとる。4つ目の仮定は、行為者間に独立な閾値の仮定である。行為者は、他の行為者から独立に、それぞれの利得を決定する閾値を持っている。閾値は、行為者の認知された利得が、行為者の認知された費用を越える地点であると定義される。

以上が閾値モデルにおける4つの仮定である。第2章で紹介したように、グラノヴェッターは閾値モデルを利用して、閾値の分布と均衡との関係を分析し、集合行動の原因は個人行動に単純に還元できないことを明らかにした<sup>2</sup>。本論文では、閾値の分布は分析対象として考慮しない。本論文の目的は、閾値の分布による普及の発生を分析することではなく、行為者の影響力による普及の発生を分析することであるからである。つまり本論文では、閾値の値を固定した上で、行為者の次数とカスケードとの関係を分析する。

グラノヴェッターの閾値モデルは、ネットワーク構造を考慮していないので、所属・影響ネットワークモデルに閾値モデルを適用するためには、閾値モデルの行動決定ルールを修正する必要がある。行為者 $i$ は閾値 $\phi_i$ を持っていて、 $\phi_i$ を基準に非採用状態 $i^N$  (null or non-adopted) から採用状態 $i^A$  (activated or adopted) に変化するかしないかを決定する。 $i^N$ が $i^A$ に変化する確率 $P(i^A)$ は、 $i$ の隣人 $n_i$ の中で採用状態にある $n_i^A$ の割合によって、0または1に決まる。隣人 (neighbor) とは、ネットワーク構造の中で、点 $i$ からの距離が1である点 $j$ 、すなわち点 $i$ と1つの線につながっている点 $j$ を意味する。 $P(i^A)$ は次の通りである。

$$P(i^A) = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{|n_i^A|}{|n_i|} \geq \phi_i, \\ 0 & \text{if } \frac{|n_i^A|}{|n_i|} < \phi_i, \end{cases} \quad (3 \cdot 1)$$

### 3.2.2. SIRモデル

本節では、所属・影響ネットワークモデルにおける行為者の行動決定モデルのひとつである、SIRモデルについて説明する。もともと疫学の感染症モデルであるSIRモデルには、行為者間の相互作用の構造が考慮されておらず、行為者間の相互作用はランダムに起きると仮定されていた (Kermack and McKendrick 1927)。SIRモデルにおける行為者間の相互作用にネットワーク構造を導入し、ネットワーク研究の文脈でSIRモデルを再検討したのは、ニューマンとワッツである (Newman and Watts 1999)。本節では、ニューマンとワッツによって見直されたSIRモデルについて説明する。

SIRモデルにおける行為者は、次の3つの状態のうち1つの状態におかれる。すなわち、感染されうる状態 (susceptible)、感染された状態 (infectious)、感染されない状態 (recovered or removed) である。感染されうる状態 (S) の行為者とは、病原体を持っていないが、病原体に感染された状態の隣人の影響を受けて感染する可能性を持つ行為者である。感染された状態 (I) の行為者とは、病原体を持っていて、隣人に病原体を感染させる可能性  $\theta$  を持っている行為者である。感染された状態の行為者は、病原体の活動期間  $t_I$  が過ぎると、病原体に対する免疫を持つか、病原体によって死亡し、感染症の流行という文脈では存在の意味がなくなる。この状態が感染されない状態 (R) である。ネットワーク内の全ての行為者は (S) から (I) へ、(I) から (R) へと状態が変わることはあるが、その逆の方向へ変化することはない。(R) 状態になる確率を  $\phi$  とし、(S) (I) (R) 状態の行為者の割合を、それぞれ  $s \cdot r \cdot i$  とすると、SIRモデルは次の微分方程式で表すことができる。

$$\frac{ds}{dt} = -\theta is \quad \frac{di}{dt} = \theta is - \phi i \quad \frac{dr}{dt} = \phi i \quad (3 \cdot 2)$$

ネットワーク構造におけるSIRモデルの伝染過程は、次の通りである。(S) 状態の行為者で構成されるネットワーク内で、一部の行為者が (I) 状態に設定される。(I) 状態の行為者は、病原体の活動期間  $t_I$  の間に、確率  $\theta$  にしたがって隣人を感染させる。 $t_I$  が過ぎた (I) 状態の行為者は (R) 状態になる。この過程が繰り返される。

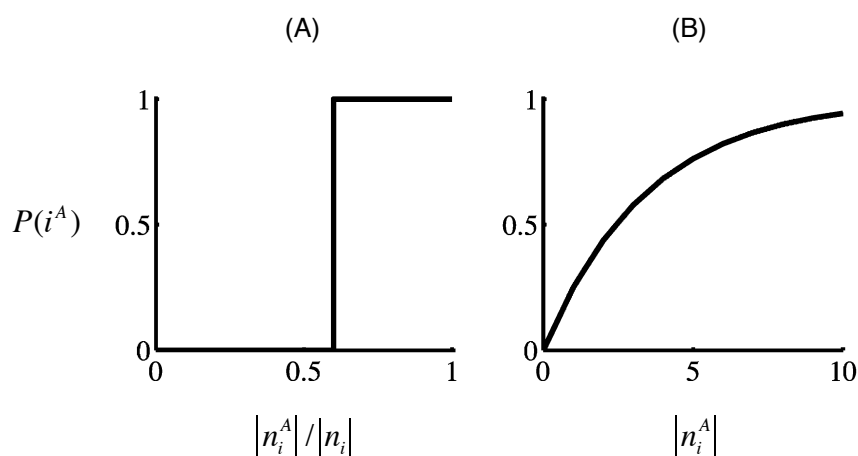
所属・影響ネットワークモデルにおける行動決定モデルとしてSIRモデルを利用する場合、病原体の活動期間 $t_I$ と（R）状態になる確率を $\phi$ は考慮しない。所属・影響ネットワークモデルは、普及の発生にだけ焦点を合わせたモデルであり、普及の持続と消滅は関心の対象ではないからである。したがって、SIRモデルを利用した所属・影響ネットワークモデルの行動決定モデルは次の通りである。

$$P(i^A) = \theta \cdot |n_i^A| \quad (3 \cdot 3)$$

$\theta$ は、隣人に病原体を感染させる確率、つまり感染率であり、感染者1人と1度接触した場合に感染する確率を表す。 $i^N$ が $i^A$ に変化する確率 $P(i^A)$ は、感染率 $\theta$ とイノベーションを採用した隣人 $n_i^A$ の数によって決まる。

行動決定モデルとしてのSIRモデルの特徴は、行為者 $i$ が非採用状態 $i^N$ から採用状態 $i^A$ に変化する確率 $P(i^A)$ が、0以上1以下の値を持ちうるという点である。閾値モデルにおける $P(i^A)$ が、0または1の値しか持たないのとは対照的である。閾値モデルとSIRモデルにおける $P(i^A)$ の関数を表したのが図3-1である。

図3-1 閾値モデルとSIRモデルにおける行為者の採用確率関数の一例



\*Watts and Dodds (2007: 453) から一部加筆して転載。

図3-1(A)は、閾値モデルにおける  $P(i^A)$  の関数の一例であり、図3-1(B)は、SIRモデルにおける  $P(i^A)$  の関数の一例である。図3-1(A)には、隣人  $n_i$  の中で採用状態にある  $n_i^A$  の割合によって、 $P(i^A)$  が0または1に決まる様子が表されている。図3-1(B)には、採用状態にある隣人の数  $n_i^A$  が増えるにつれて、 $P(i^A)$  も1に近づく様子が表されている。SIRモデルの場合、 $n_i^A$  が0人だと  $P(i^A)$  も0だが、 $n_i^A$  が1人以上だと  $P(i^A)$  は0ではなくなる。そして、 $n_i^A$  が増えるほど  $P(i^A)$  も1に近づく。

SIRモデルのもうひとつの特徴は、閾値モデルに比べて、インフルエンシャルであるほど  $i^A$  になりやすいという点である。閾値モデルの場合、インフルエンシャルであるほど  $i^A$  になりにくい。図3-1(A)から分かるように、閾値モデルにおける  $P(i^A)$  は、 $|n_i^A|/|n_i|$  の関数である。したがって、 $n_i$  が増えるほど  $|n_i^A|/|n_i|$  の値は小さくなり、 $P(i^A)$  は1になりにくくなる。一方、図3-1(B)から分かるように、SIRモデルにおける  $P(i^A)$  は、 $|n_i^A|$  の関数である。したがって、 $n_i$  が増えるほど  $|n_i^A|$  も増えていき、 $P(i^A)$  が1に近づく。

所属・影響ネットワークモデルの行動決定モデルとして、閾値モデルとSIRモデルを用いる理由は2つある。1つ目の理由は、閾値モデルとSIRモデルが伝染の一般化モデル (generalized model of contagion) のスペクトラムの両端に位置するモデルだからである (Dodds and Watts 2004, 2005)。つまり、閾値モデルとSIRモデルを検討すれば、伝染モデルの様々な条件を検討したことになる。同じ理由で、影響ネットワークモデルによるインフルエンシャル仮説の検討にも、閾値モデルとSIRモデルの2つのモデルが行動決定モデルとして用いられている (Watts and Dodds 2007)。

2つ目の理由は、SIRモデルが、第2章で検討したインフルエンシャル仮説に関する学説の議論を反映した行動決定モデルだからである。図2-2のロジャースによる行為者類型と図2-3のロジャースによる行為者類型の特徴に表れているように、インフルエンシャルはアーリーアダプターである。つまり、影響力が大きいほど、早い段階でイノベーションを採用する。そして、イノベーションを採用する時期が早いということは、周りの変化に、より敏感で、変わりやすいことを意味する。数学的に表現すると、周りの変化により敏感であることは、

$n_i^A$ が1人しかいなくても  $i^A$ になる可能性があることを意味する。そして、変わりやすいということは、 $n_i^A$ が増えると  $i^A$ になる可能性も大きくなることを意味する。閾値モデルの場合、先述したように、インフルエンシャルであるほど、周りの変化に、より鈍感になり、変化しにくくなる。数学的に表現すると、周りの変化により鈍感であることは、 $|n_i^A|/|n_i|$ が $\phi_i$ を超えない限り、 $n_i^A$ の数は意味を持たないことを意味する。そして、変化しにくいということは、 $i$ の次数 $k_i$ が大きいほど、 $i^A$ に変化するために、多くの $n_i^A$ が必要であることを意味する。したがって、閾値モデルは、インフルエンシャル仮説に関する学説の議論を反映した行動決定モデルではない。一方、行動決定モデルをSIRモデルに変えると、先述したように、インフルエンシャルであるほど  $i^A$ になりやすくなる。行為者の影響力が強いほどイノベーションを採用した隣人に接触する機会が増え、平均的な行為者に比べて、普及の初期段階でイノベーションを採用する可能性が高くなる。したがって、行動決定モデルにSIRモデルを用いてインフルエンシャル仮説を検討した方が、インフルエンシャル仮説に関する学説の議論を反映した検討になる。

### 3.2.3. 影響ネットワークモデル

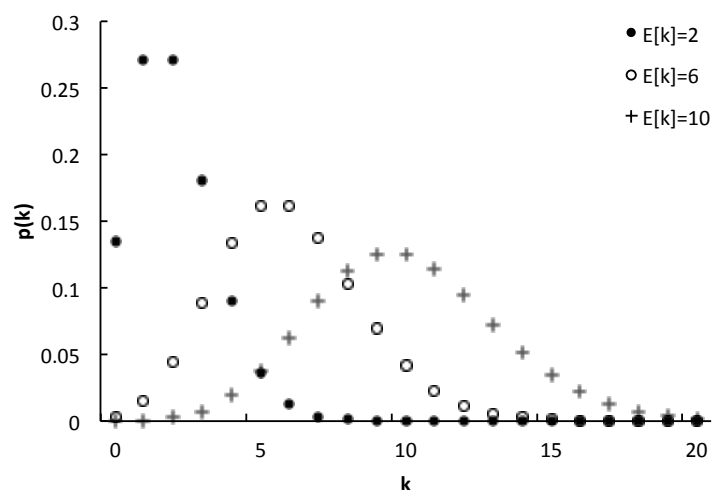
本節では、影響ネットワークモデルの詳細について説明する。なお、影響ネットワークモデルの記述に関しては、原著の記述が必要以上に複雑なため、筆者によって書き直された記述を用いる<sup>3</sup>。

影響ネットワークモデルは、行為者を点で、行為者間で行使される影響力を線で表したネットワークモデルである。影響ネットワークモデルにおける影響力の行使は、両方向で行われる。つまり、 $i$ の隣人 $n_i$ は、 $i$ から影響を受ける、または $i$ に影響を与える行為者である。影響力の行使が両方向である部分は、その行使が一方方向であるコミュニケーションの2段階の流れ論の理論枠組みとは異なる部分である (Lazarsfeld et al. [1944] 1948; Katz and Lazarsfeld 1955)。また、コミュニケーションの2段階の流れ論では、影響の流れがマスメディアからオピニオンリーダーへ、オピニオンリーダーからフォロワーへと2段階 (two-step) であるが、影響ネットワークモデルでは、インフルエンシャルからノン・インフルエ

ンシヤルまでの距離が様々であり、したがって、影響の流れは多段階（multi-step）である。

影響ネットワークモデルには、3つの仮定がある。1つ目は、同質性（homogeneity）の仮定である。同質性仮定は、行為者の影響力分布（influence distribution） $p(k)$ が、ポアソン分布であるという仮定である<sup>4</sup>。 $p(k)$ がポアソン分布であるということは、平均的な影響力の数倍の影響力を持つ行為者は存在しないことを意味する。この仮定は経験的研究の知見に基づいている（e.g., Carlson 1965; Coleman et al. 1957; Merton 1968a）。第2章でも説明したように（2.3.），インフルエンシャル仮説におけるインフルエンシャルは、たとえば、政治家、新聞の編集者、コメンテーターのように、社会の広い範囲に対して影響力を行使する人々ではなく、友人、同僚、親戚、家族などのように、直接的環境（immediate environment）において影響力を行使する人々である。したがって、影響力の程度が平均の数倍になる行為者は、影響ネットワークモデルの考慮対象ではない。これが同質性仮定である。図3-2は、影響ネットワークモデルの影響力分布の確率質量関数 $p(k)$ の一例を表したものである。 $E[k]$ は影響力の期待値、すなわち平均次数である。

図3-2 影響ネットワークモデルの影響力分布の確率質量関数



2つ目の仮定は、ランダム（randomness）仮定である。どの点とどの点がつながるか、つまり、誰が誰に影響を与えるかはランダムに決まるとする。影響ネットワークモデルでは、紐帯形成の社会的文脈は考慮しない。

3つ目の仮定は、インフルエンシャルの定義 (influentials definition) である。影響ネットワークモデルでは、 $p(k)$  の上位10%をインフルエンシャルと見なすと仮定する。インフルエンシャルの定義の考え方には、たとえば、一定人数以上の行為者に影響を及ぼす行為者をインフルエンシャルと見なすといった絶対的考え方 (e.g., Coleman et al. 1957, Merton 1968a) と、集団全体で一定割合の行為者をインフルエンシャルと見なすといった相対的考え方 (e.g., Coulter et al. 2002, Keller and Berry 2003) がある。ワッツらの影響ネットワークモデルでは、ケラーとベリーの研究に倣って、集団全体における影響力の上位10%をインフルエンシャルと見なすと仮定する。このように相対的にインフルエンシャルを定義すると、異なる  $p(k)$  でも同じ基準を持ってインフルエンシャルを定義することができるという利点がある。10%という数字は恣意的なものではあるが、ワッツらによれば、この数値が変わってもシミュレーション分析の結果には大きな違いがないという (Watts and Dodds 2007: 444)。以上が影響ネットワークモデルにおける3つの仮定である。

次に、影響ネットワークモデルにおける普及プロセスと、インフルエンシャル仮説の検討に使用する指標について説明する。 $t=0$  の初期状態では  $N-1$  人の行為者が  $i^N$  状態である。初期状態が  $i^A$  状態に設定される1人の行為者をイニシエーター (initiator) とし、イニシエーターはランダムに選ぶ。 $t=1$  になると、 $i^N$  状態の行為者は行動決定モデルに従い、 $i^A$  状態に変化するかもしれないかを定める。この過程を  $|i^A(t)| = |i^A(t+1)|$ 、すなわち、均衡に到達するまで繰り返す。 $|i^A(t)| = |i^A(t+1)|$  に到達した時の  $i^A$  状態の行為者の数を、カスケードサイズとする。カスケードは、ネットワーク内部で起きる影響の連鎖を意味する (Watts 2002)。カスケードサイズは、ネットワークサイズ  $N$  が変わっても比較可能にするために、相対的カスケードサイズ  $c$  を用いる。

$$c = \frac{|i^A|}{N} \quad (3 \cdot 4)$$

シミュレーションでは、試行を繰り返す中、均衡に到達する度に  $p(k)$  とイニシエーターを再設定して  $c$  を繰り返して計算し、 $c$  の期待値  $E[c]$  を求める。そして、イニシエーターが



インフルエンシャルである場合の  $E[c_{\text{influentials}}]$  と、イニシエーターがノン・インフルエンシャルである場合の  $E[c_{\text{non-influentials}}]$  を計算して比較する。

$c$  はカスケードの質的な違いを区分せずに、 $|i^A(t)| = |i^A(t+1)|$  さえ満足すれば計算される。カスケードの質的な違いとは、影響の連鎖がイニシエーターの隣人を超えないカスケードと、影響の連鎖がイニシエーターの隣人を超えるカスケードとの違いを意味する。影響の連鎖がイニシエーターの隣人を超えないカスケードは、イニシエーターの影響力が直接的環境に対してのみ行使されたカスケードであり、影響の連鎖がイニシエーターの隣人を超えるカスケードは、イニシエーターの影響力が直接的環境を超えて間接的にも行使されたカスケードである。この質的な違いを区分して、影響の連鎖がイニシエーターの隣人を超えないカスケードをローカルカスケード (local cascade) とし、影響の連鎖がイニシエーターの隣人を超えるカスケードをグローバルカスケード (global cascade) とする。

インフルエンシャル仮説はグローバルカスケードに関する仮説なので、シミュレーション結果からローカルカスケードをコントロールする必要がある。インフルエンシャルによるグローバルカスケードと、ノン・インフルエンシャルによるグローバルカスケードを比較するために、 $E[c]$  からローカルカスケードとグローバルカスケードを区分し、ローカルカスケードをコントロールする。コントロールの方法は、次の通りである。

$E[c_{\text{influentials}}]$  を  $E[c_{\text{non-influentials}}]$  の倍数で表した  $\gamma$  を、インフルエンシャルの乗数効果 (multiplier effect) とする (Van den Bulte and Joshi 2007)。

$$\gamma = \frac{E[c_{\text{influentials}}]}{E[c_{\text{non-influentials}}]} \quad (3 \cdot 5)$$

$\gamma$  には、ローカルカスケードとグローバルカスケードの区分はされていない。次に、インフルエンシャルの平均次数を、ネットワーク全体の平均次数の倍数で表したものを  $\kappa$  とする。

$$\kappa = \frac{E[k_{\text{influentials}}]}{E[k]} \quad (3 \cdot 6)$$

イニシエーターの次数をローカルカスケードの潜在的サイズと見なすと、 $\kappa$ はローカルカスケードにおけるインフルエンシャルの相対的影響力を表す指標になる。したがって、 $\gamma$ を $\kappa$ で割れば、インフルエンシャルの乗数効果が、インフルエンシャルのローカルカスケードにおける相対的影響力の何倍なのかが表せる。これを相対的乗数効果 (relative multiplier effect) とし、 $\rho$ で表す。

$$\rho = \frac{\gamma}{\kappa} \quad (3 \cdot 7)$$

### 3.3. 分析モデル

#### 3.3.1. 所属・影響ネットワークモデル

本節では、所属・影響ネットワークモデルを構築する。所属・影響ネットワークモデルは、ワッツらの影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造を導入して修正したものである。所属・影響ネットワークモデルを構築する理由は、次の2つである。

1つ目の理由は、影響ネットワークモデルに社会的文脈を与えるためである。影響ネットワークモデルには、ランダム仮定が置かれている。ランダム仮定は、行為者間の紐帯形成に影響する要因として、 $p(k)$ 以外は全てランダムに決まるという仮定である。つまり、影響ネットワークモデルでは、紐帯形成の社会的文脈は考慮されていない。現実社会において、行為者間の紐帯がランダムに形成される状況は想像しにくい。現実社会における行為者間の紐帯形成は、地理的、時間的、文化的制限を受けるからである。このようにランダム仮定は非現実的なので、影響ネットワークモデルのランダム仮定を修正する必要がある。

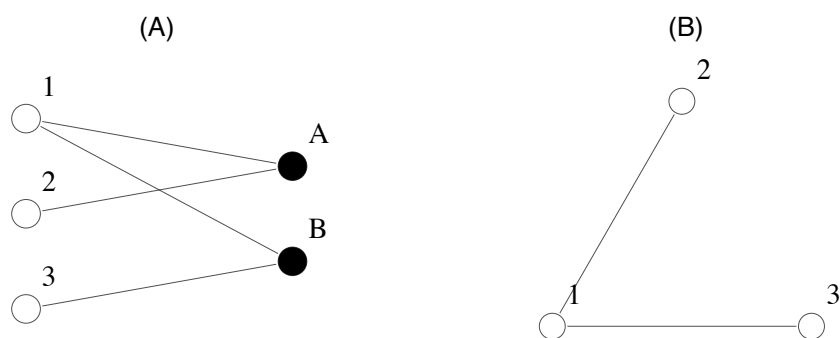
2つ目の理由は、影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造を導入して、行為者間の紐帯形成に社会的文脈を与えると、経験データへの適用が可能になるからである。所属ネットワークは、行為者の所属関係に基づいて紐帯を与えるネットワーク構造である。所属ネットワークは、同じ団体に所属する行為者同士では、相互作用が生じる確率が高いという仮定に基づいている。所属ネットワーク構造が適用できる社会状況は様々である。学校のクラスやサークルに所属している生徒たちのネットワークや、同じ映画に出演したことがある俳優

のネットワーク (Watts and Strogatz 1998, Barabási 2002) などに所属ネットワークを適用することができる。このように、所属ネットワーク構造は、現実社会の様々な状況に適用することができる。所属ネットワークのもうひとつの特徴は、所属ネットワークを構築するために必要な経験データの入手が容易である点である。所属ネットワークを構築するために必要なデータは、行為者の所属関係データである。行為者の所属関係データは、所属団体から入手できるので、行為者を対象に調査を行う必要はない。一般的に、所属ネットワークにおける団体の数は行為者の数より少ないので、行為者を対象に調査を行って構築する他の社会ネットワーク分析手法に比べて、費用や労力が節約できる。つまり、所属ネットワークは、経験データの分析という点で、他のネットワーク分析手法より有利である。本論文でも、経験データの分析に北海道宿泊施設の所属ネットワークデータを利用するので、経験データと同じ構造のネットワークモデルを用いてシミュレーション分析を行う必要がある。これが、影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造を導入する理由である。

ただし、注意が必要な部分がある。本論文では、所属ネットワークにおける行為者同士の相互作用を、情報の流れという限定的意味で使用する。本論文で構築する所属・影響ネットワークモデルでは、宿泊施設を行為者とした上で、同じ団体に所属する全ての宿泊施設の間には紐帯が存在すると仮定する。同じ団体に所属するだけで形成される宿泊施設間の紐帯は、たとえば、個人同士の日常的やりとりを想定した社会ネットワークの紐帯とは意味合いが違う。本論文では、紐帯の定義を、他の宿泊施設がウェブサイトを導入した事実が伝達されるルートであると定義する。このように、所属・影響ネットワークモデルでは、紐帯が情報の流れを意味するので、同質性の仮定は置かない。つまり、所属・影響ネットワークモデルは、影響ネットワークモデルの3つの仮定のうち、同質性の仮定とランダム仮定を修正したモデルである。

それでは、所属・影響ネットワークモデルの詳細について説明する。まず、所属ネットワークについて簡単に説明する。所属ネットワークは、2部ネットワーク (two-mode network) で表すことができるネットワーク構造である。2部ネットワークは、2種類の点からなるネットワークで、線は異なる種類の点の間にしか存在しない。2種類の点は、それぞれ行為者と団体、あるいは行為者とイベントを表す場合が多く、線は行為者の団体 (イベント) への所属関係を表す (Harary 1969)。図3-3(A)は、2部ネットワークを2部グラフ (bipartite graph) で表したものである<sup>5</sup>。2部グラフは  $G(V_1, V_2, E)$  と表す。  $V_1$  と  $V_2$  は異なる2種類の点の集合であり、  $E$  は  $V_1$  の  $V_2$  への所属関係を表す線の集合である。

図3-3 2部グラフの1部グラフへの変換例



$V_1$  の  $V_2$  への所属関係の有無は、表3-1のように接続行列 (incidence matrix) で表す。表3-1は、図3-3(A)を接続行列で表したものである。

表3-1 図3-3(A)の接続行列

	A	B
1	1	1
2	1	0
3	0	1

同じ  $V_2$  に所属する  $V_1$  同士に相互作用が存在すると仮定すると、接続行列を利用して共起行列 (co-occurrence matrix) を作成し、 $V_1$  間の1部ネットワーク (one-mode network) を作ることができる。たとえば、同じイベントに参加する人同士では、交流が生じる確率も高く、財貨や情報の伝達も起こりやすいと仮定すると<sup>6</sup> (Feld 1981)、イベント参加者同士を線で結んだ、1部ネットワークを描くことができる。図3-3(B)は、図3-3(A)の2部グラフを、点1, 2, 3からなる1部グラフに変換したものである。

1部グラフ変換は、接続行列に転置行列 (transposed matrix) を乗じて共起行列を計算することで作成できる。表3-2は、表3-1の接続行列から共起行列を計算する過程を表したものである。共起行列の解釈は、基本的に隣接行列と同じだが、要素の数字が所属数 (number of affiliations) を表すところが異なる。

表3-2 表3-1の共起行列の計算

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

本論文では、北海道の宿泊施設を  $V_1$  に、商工会や観光協会などの宿泊業界関連団体を  $V_2$  にして所属ネットワークを作成し、表3-2のように共起行列を計算して宿泊施設間のネットワークを作成する。この手法は、映画のキャスト情報から映画俳優ネットワークを作成した、ワッツとストロガッツの手法と同じである (Watts and Strogatz 1998)。

所属ネットワークから行為者間の共起ネットワークを作成する際に注意が必要な部分は、団体やイベントの規模や参加頻度など、行為者間の相互作用の発生確率に影響を及ぼす要因についてである。たとえば、参加者数10人のイベントに参加した行為者間に相互作用が発生する確率と、参加者数10,000人のイベントに参加した行為者間に相互作用が発生する確率は違うと考えるのが自然である。ただし、本研究の場合、ウェブサイト導入の情報が機関紙や会員名簿などを通じて伝播すると仮定することで、団体の規模を考慮対象から除外する。経験データ分析における仮定の詳細については、第4章と第5章で説明する。

所属・影響ネットワークモデルも影響ネットワークモデルと同じく、点が行行為者を、線が行行為者間の影響力の行使関係を表し、影響力の行使は両方向で行われるとする。 $i$ の隣人  $n_i$  は、 $i$ から影響を受ける行為者でもあり、 $i$ に影響を与える行為者でもある。 $i$ の行動決定モデルは、影響ネットワークモデルと同様に、閾値モデルとSIRモデルを利用する。行動決定モデルとして閾値モデルを用いた所属・影響ネットワークモデルを、所属・影響ネットワークの閾値モデルと呼ぶことにし、行動決定モデルとしてSIRモデルを用いた所属・影響ネットワークモデルを、所属・影響ネットワークのSIRモデルと呼ぶことにする。

所属・影響ネットワークモデルの仮定について、影響ネットワークモデルの3つの仮定と比較しながら説明する。まず、影響ネットワークモデルでは同質性仮定があったが、所属・影響ネットワークモデルでは同質性仮定を置かない。同質性仮定とは、行為者の影響力分布  $p(k)$  がポアソン分布に従うという仮定である。所属・影響ネットワークモデルでは、行為者の影響力分布を直接的に規定しない。行為者間の紐帯は、行為者の団体への所属関係から生まれるからである。所属・影響ネットワークモデルにおける  $p(k)$  は、行為者の団体への

所属確率  $p$  によって決まるとする。  $p$  は、行為者の集合  $V_1$  が団体の集合  $V_2$  と所属関係を持つ確率である。

$$P(E_{V_1, V_2}) = p \quad (3 \cdot 8)$$

(3・8) により、  $p|V_2|$  は  $V_1$  の次数の期待値であり、  $p|V_1||V_2|$  は  $V_1$  の次数の総和である。

$$p|V_2| = E[k_{V_1}] \quad (3 \cdot 9)$$

$$p|V_1||V_2| = \sum_i k_{V_{1,i}} \quad (3 \cdot 10)$$

$p$  の値の範囲は、  $0 \leq p \leq 1$  であり、 (3・10) から、  $p=0$  は所属・影響ネットワークの不在を、  $p=1$  は所属・影響ネットワークが完全ネットワークであることを意味する。このように、行為者の影響力分布が、行為者の団体への所属確率によって決まるという仮定を、所属関係による影響力分布の仮定と呼ぶことにする。

次に、影響ネットワークモデルではランダム仮定があった。影響ネットワークモデルのランダム仮定とは、どの行為者とどの行為者が紐帯を持つかはランダムに決まるという仮定である。先述したように、所属・影響ネットワークモデルでは、行為者の影響力分布を直接的に規定しないので、行為者間の紐帯形成に関する直接的な仮定はない。ただ、所属・影響ネットワークモデルでは、行為者間の紐帯ではなく、行為者の所属関係がランダムに決まると仮定する。つまり、どの行為者がどの団体に所属するかはランダムに決まる。この仮定を、所属関係のランダム仮定と呼ぶことにする。

最後に、影響ネットワークモデルのインフルエンシャルの定義は、所属・影響ネットワークモデルでも同じ定義を用いる。所属・影響ネットワークモデルでも、  $p(k)$  の上位10%をインフルエンシャルと見なす。以上が、所属・影響ネットワークモデルの3つの仮定である。

### 3.3.2. スケールフリー所属・影響ネットワークモデル

前節で構築した所属・影響ネットワークモデルには、所属関係による影響力分布の仮定、所属関係のランダム仮定、 $p(k)$ 上位10%のインフルエンシャル定義の3つの仮定があった。この節では、所属関係のランダム仮定を、所属関係の優先的選択仮定に置き換えた、スケールフリー所属・影響ネットワーク (scale-free affiliation influence network) モデルを構築する。

そもそも所属・影響ネットワークモデルは、紐帯形成の社会的文脈が省略された影響ネットワークモデルに、所属ネットワークという社会的文脈を与えて修正したモデルである。つまり、所属・影響ネットワークモデルでは、行為者の団体への所属関係という社会的文脈を通じて、行為者間の紐帯が形成される。しかし、所属関係のランダム仮定によると、行為者の団体への所属関係はランダムに決まる。行為者がどの団体に所属するかには、社会的文脈が考慮されていないわけである。スケールフリー所属・影響ネットワークモデルは、この問題を修正し、行為者の団体への所属関係に社会的文脈を与えたモデルである。

スケールフリー所属・影響ネットワークモデルでは、所属関係のランダム仮定を、所属関係の優先的選択 (preferential attachment) 仮定に置き換える。優先的選択とは、累積的優位 (cumulative advantage) を意味する (Price 1976, Barabási and Albert 1999)。累積的優位とは、たとえば、ある論文が引用される確率は、その論文がそれまで引用された回数に比例するといったメカニズムである。社会学では、同じメカニズムを、マートンがマタイ効果 (Matthew effect) という名前で論じている (Merton 1968b)。スケールフリー所属・影響ネットワークモデルでは、行為者が所属する団体を決める際に、すでに多くの行為者が所属している団体を好んで選択すると仮定する。この仮定を、所属関係の優先的選択仮定と呼ぶことにする。所属関係の優先的選択を仮定すると、行為者の団体への所属関係に、累積的優位という社会的文脈が与えられる。現実世界では、累積的優位によって形成されるネットワークの次数分布がよく観察される<sup>7</sup> (e.g., Barabási and Albert 1999)。

以下では、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルにおける、所属関係の優先的選択アルゴリズムについて説明する。所属関係の優先的選択アルゴリズムは、バラバシらの優先的選択アルゴリズムに基づいている (Barabási and Albert 1999)。ただし、バラバシらの優先的選択アルゴリズムはネットワークの成長に関するアルゴリズムなので、ネットワークが成長しないスケールフリー所属・影響ネットワークモデルにそのまま用いることはできな

い。したがって、バラバシらの優先的選択アルゴリズムを、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルに適用可能な形に修正する必要がある。

先述したように、バラバシらの優先的選択アルゴリズムは、ネットワークの成長に関するアルゴリズムである。ネットワークの成長とは、時間が流れるとともに新しい点がネットワークに追加され、ネットワークサイズが増加していくことを意味する。成長するネットワークでは、次数が0の点は存在しない。点がネットワークに追加される際に、既存の点とつながりを持った状態で追加されるからである。バラバシらの優先的選択アルゴリズムでは、次数が0の点は存在せず<sup>8</sup>、ネットワークに新しく追加される点は、次数が1以上の点同士の次数を比較して、どの点とつながりを持つかを決定する。

一方、所属・影響ネットワークモデルの場合、ネットワークは成長しない。ネットワークサイズは最初から決まっていて、全ての点の初期次数は0である。したがって、一番最初に行為者がどの団体へ所属するかを決める際には、次数が0の団体同士を比較して決定しなければならない。もし、最初の決定をランダムに決めたとしても、次の行為者は、次数が1の団体1ヶ所と、次数0の団体 $|V_2| - 1$ ヶ所を比較することになる。所属関係の優先的選択仮定により、行為者は、すでに多くの行為者が所属している団体を好んで選択するので、次数が1の団体1ヶ所に行為者が集中し、結果的に1つの団体に全ての行為者が所属するネットワークになる。

この問題を解決するために、本稿では、バラバシらの優先的選択アルゴリズムの本質を捉えながらも、次数が0の点とのつながりも生成可能な新しいアルゴリズムを提案する。このアルゴリズムを、所属関係の優先的選択アルゴリズムと呼ぶことにする。

バラバシらの優先的選択アルゴリズムにおいて、点 $v_i$ が、新しく追加される点とつながる確率は、次の通りである。

$$P(v_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j} \quad (3 \cdot 11)$$

(3・11) から、新しく追加される点が点 $v_i$ とつながる確率 $P(v_i)$ の総和は、常に1であることが分かる。

$$\sum_i P(v_i) = 1 \quad (3 \cdot 12)$$



したがって、所属関係の優先的選択アルゴリズムにおいても、行為者の団体への所属確率  $p$  の総和を一定にする必要がある。所属関係の優先的選択アルゴリズムでは、 $v_{2_i}$  が  $v_{1_i}$  とつながらる確率  $P(v_{2_i})$  の平均が  $p$  に等しい。したがって、 $P(v_{2_i})$  の総和は  $p|V_2|$  である。  $p|V_2|$  は定数であり、 $P(v_{2_i})$  の総和は常に  $p|V_2|$  になるようにする必要がある。

$$\frac{\sum_i P(v_{2_i})}{|V_2|} = p \quad (3 \cdot 13)$$

次に、 $P(v_{2_i})$  の総和を  $p|V_2|$  に維持しながらも、 $V_2$  の次数から計算した重みを  $V_2$  に与えて、優先的選択を可能にする。重みを与えても、 $\sum_i P(v_{2_i})$  が一定になるようにするためには、与えた重みの分を  $\sum_i P(v_{2_i})$  から差し引いて、重みを与える前と同じくする必要がある。付け加える重みを  $w_{2_i}^+$  とし、差し引く重みを  $w_{2_j}^-$  とする。  $w_{2_i}^+$  は次の通りである。

$$w_{2_i}^+ = \frac{\sum_i P(v_{2_i})}{|V_2| + |E|} k_{v_{2_i}} = \frac{p|V_2|}{|V_2| + |E|} k_{v_{2_i}} \quad (3 \cdot 14)$$

$w_{2_j}^-$  は次の通りである。

$$w_{2_j}^- = p - \frac{p|V_2|}{|V_2| + |E|} \quad (3 \cdot 15)$$

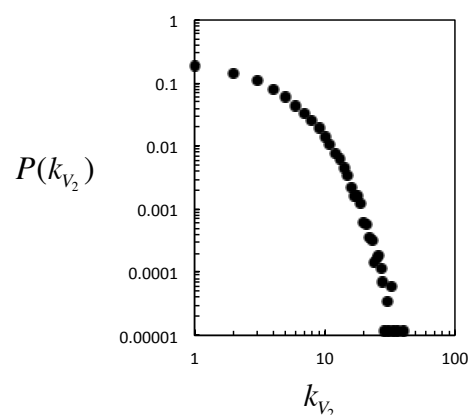
次に、次数が1以上の点は次数に比例して重みを付け加え、次数が0の点は重みを差し引く。重みの計算が終わった確率  $P'(v_{2_i})$  は、次の通りである。

$$P'(v_{2_i}) = \begin{cases} k_{v_{2_i}} = 0, & p - (p - \frac{p|V_2|}{|V_2| + |E|}) = \frac{p|V_2|}{|V_2| + |E|} \\ k_{v_{2_i}} > 0, & \frac{p|V_2|}{|V_2| + |E|} (k_{v_{2_i}} + 1) \end{cases} \quad (3 \cdot 16)$$

図3-4は、所属関係の優先的選択アルゴリズムを利用して生成した、所属ネットワークの次数分布の一例である。現実世界の様々なネットワークの次数分布と同様に、べき乗則の次数分布が再現されていることが分かる。この所属関係の優先的選択アルゴリズムを利用して、所属・影響ネットワークを構築したモデルを、スケールフリー所属・影響ネットワークと定義する。

図3-4 所属関係の優先的選択アルゴリズムによる

所属ネットワークの次数分布



### 3.4. 分析方法

前節で構築した理論モデルを利用してシミュレーション分析を行い、インフルエンシャル仮説の理論的検討を行う。シミュレーション分析では、所属・影響ネットワークモデルとスケールフリー所属・影響ネットワークモデルに、行動決定モデルとして閾値モデルとSIRモデルを用いたものを分析する。つまり、所属・影響ネットワークの閾値モデル、所属・影響ネットワークのSIRモデル、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデル、スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルの4つのモデルのシミュレーション分析を行う。以下では、シミュレーション分析に用いた定数、インフルエンシャル仮説の検討方法、シミュレーションの手続きについて説明する。

まず、シミュレーション分析に用いた定数について説明する。シミュレーション分析に用いた定数は、ネットワークサイズ、閾値モデルにおける閾値、SIRモデルにおける感染率の3つである。

シミュレーション分析に用いるネットワークサイズは、 $|V_1|$ を1,000、 $|V_2|$ を200とした。この数値に特別な意味はない。ネットワークサイズを様々に変えて分析を行い、異なるネットワークサイズが、分析結果の解釈に本質的な影響を与えないことを確認した上で、本論文には、ネットワークサイズを上記の通りに設定して行った分析結果を紹介する。

閾値モデルにおける閾値 $\phi$ は.18に、SIRモデルにおける感染率 $\theta$ は.1とした。ネットワークサイズの場合と同じく、閾値と感染率の値に特別な意味はない。そして、閾値と感染率の値を様々に変えて分析を行い、異なる値が分析結果の解釈に本質的な影響を与えないことを確認した。なお、本論文で用いた閾値と感染率の値は、影響ネットワークモデルのシミュレーション分析に用いられた値と同じ値である（Watts and Dodds 2007）。本論文では、閾値と感染率の値を上記の通りに設定して行った分析結果を紹介する。

次に、シミュレーション分析によるインフルエンシャル仮説の検討方法について説明する。インフルエンシャル仮説の検討は、第一に、カスケードウィンドウの探索、第二に、インフルエンシャルの乗数効果の分析、第三に、アーリーアダプターの平均次数の分析を通じて行う。これらのインフルエンシャル仮説の検討方法は、影響ネットワークモデルによるインフルエンシャル仮説の検討にも用いられた方法である（Watts and Dodds 2007）。

第一の、カスケードウィンドウの探索では、シミュレーションモデルにおけるカスケード発生条件を探索的に分析する。カスケードウィンドウとは、カスケードが発生する条件の範囲を意味する。所属・影響ネットワークモデルの場合、ネットワーク密度は、行為者の団体への所属確率 $p$ によって決まるので、本論文では、行為者の団体への所属確率 $p$ を変化させながらカスケードウィンドウを探索する。なお、カスケードウィンドウの分析は、イニシエーターがインフルエンシャルである場合と、イニシエーターがノン・インフルエンシャルである場合とを区分して行い、行為者の影響力とカスケードサイズとの関係も分析する。

第二の、インフルエンシャルの乗数効果の分析では、カスケードウィンドウにおけるインフルエンシャルの乗数効果を分析し、普及の発生に及ぼすインフルエンシャルの影響力の程度を検討する。具体的には、インフルエンシャルの乗数効果 $\gamma$ 、ローカルカスケードにおけるインフルエンシャルの相対的影響力 $\kappa$ 、インフルエンシャルの相対的乗数効果 $\rho$ を計算して分析を行う。

第三の、アーリーアダプターの平均次数の分析では、グローバルカスケードが発生した時の、採用者の平均次数を計算して、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしてどのよ

うな役割を果たしているかを分析する。先述の、カスケードウィンドウの探索と乗数効果の分析では、イニシエーターとしてのインフルエンシャルの役割に注目しているのに対して、アーリーアダプターの平均次数の分析では、アーリーアダプターとしてのインフルエンシャルの役割に注目する。つまり、この分析では、イニシエーターがインフルエンシャルであるかどうかは考慮せず、グローバルカスケードが発生した場合全体が分析対象となる。グローバルカスケードが発生したと判断する基準は、影響ネットワークモデルの分析に用いられた基準と同じく、全体の1割以上の行為者が $i^A$ 状態になった場合、グローバルカスケードが発生したと判断する。そして、全体の1割以上の行為者が $i^A$ 状態になった場合の、離散時間 $t$ における採用者の次数を数えて平均を求める。すると、 $t$ における採用者の平均次数の推移が明らかになり、インフルエンシャルがアーリーアダプターとして役割を果たしているかどうか分かる。

最後に、シミュレーションの手続きについて説明する。シミュレーションの手続きは、セットアップ、実行、データ収集の3つに大きく区分でき、これらの手続きを繰り返して分析を行う。

セットアップの手続きでは、分析モデルの構築とイニシエーターの設定を行う。分析モデルの構築では、所属・影響ネットワークモデルのネットワーク構造と、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルのネットワークの構造を生成する<sup>9</sup>。ネットワーク構造を生成すると、その時点で行為者の次数分布が確定されるので、ネットワーク構造の生成とともに、インフルエンシャルの定義を決める。インフルエンシャルの定義は、所属・影響ネットワークモデルの仮定の節で説明したように、次数分布の上位10%をインフルエンシャルと見なすので、インフルエンシャルの定義を満足する基準となる最小次数 $k_{\min}^{\text{inf}}$ を算出して、次数が $k_{\min}^{\text{inf}}$ 以上の行為者をインフルエンシャルと定義する。イニシエーターの設定は、行為者の中からランダムに設定する。ただし、カスケードウィンドウの探索では、インフルエンシャルとノン・インフルエンシャルを区分してイニシエーターを設定し、インフルエンシャルの乗数効果の分析では、インフルエンシャルの中でイニシエーターを設定し、アーリーアダプターの平均次数の分析では、行為者全体からイニシエーターを設定する。

実行の手続きでは、行為者に行動決定モデルを与えて、普及を発生させる。離散時間 $t$ の中で、それぞれの行為者は与えられた行動決定モデルに従って、カスケードサイズが均衡に

到達するまで、採用行動をとっていき、上記のセットアップの手続きと、実行の手続きが1回行われたものを、1試行とする。

データ収集の手続きでは、試行が終了した時にデータを収集する。カスケードウィンドウの探索ではカスケードサイズのデータを、インフルエンシャルの乗数効果の分析では $\gamma$ 、 $\kappa$ 、 $\rho$ のデータを、アーリーアダプターの平均次数の分析では離散時間 $t$ における採用者の次数データを収集する。なお、各データの期待値の計算は、1,000試行の平均値を用いた。平均値の計算に用いる試行回数を、100試行、1,000試行、10,000試行にして分析を行った結果、異なる試行回数が分析結果の解釈に本質的な影響を与えないことを確認した上で、本論文では、1,000試行の平均値を用いる。

### 3.5. 分析結果

本節では、所属・影響ネットワークモデルとスケールフリー所属・影響ネットワークモデルをシミュレーション分析した結果を説明する。分析結果の説明は、それぞれのモデルに行動決定モデルとして閾値モデルとSIRモデルを用いた場合に分けて説明する。

#### 3.5.1. 所属・影響ネットワークの閾値モデルの分析結果

図3-5 所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードサイズ

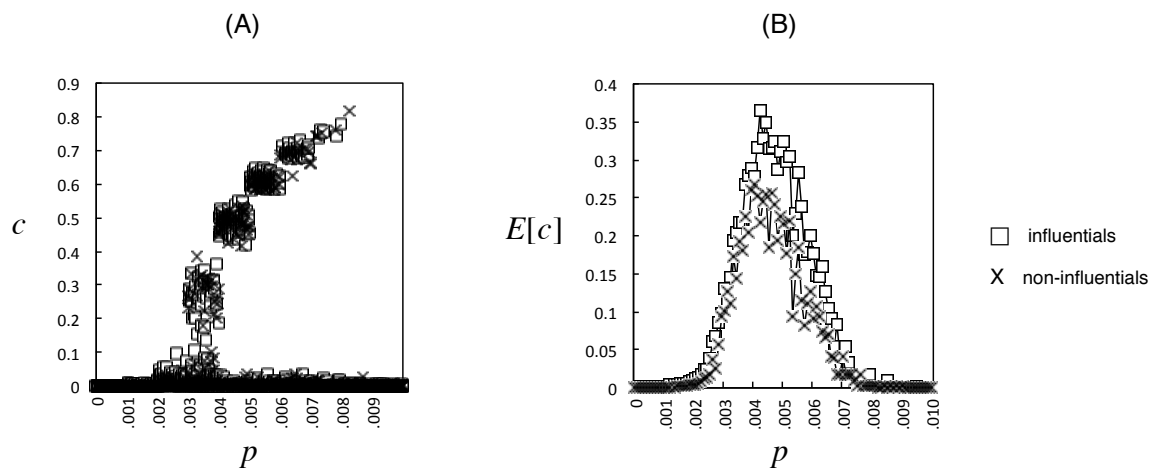


図3-5は、所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける、カスケードサイズのシミュレーション分析結果である。横軸は行為者の団体への所属確率  $p$ ，すなわちネットワーク密度を表し、縦軸はカスケードサイズを表している。図3-5(A)の縦軸が表している  $c$  は、カスケードサイズであり、 $p$  とともに散布図で表したものである。図3-5(B)の縦軸の  $E[c]$  は、カスケードサイズ  $c$  の期待値である。

図3-5の分析結果で注目すべき部分は、次の3つである。

第一に、 $p$  が約.003から約.008までの範囲がカスケードウィンドウである。興味深いのは、カスケードウィンドウの上限の境界が明確である点である。カスケードサイズは  $p = .008$  付近で最大になるが、その範囲を超えるとカスケードは発生しなくなる。所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、カスケードサイズに上限の境界が存在する。

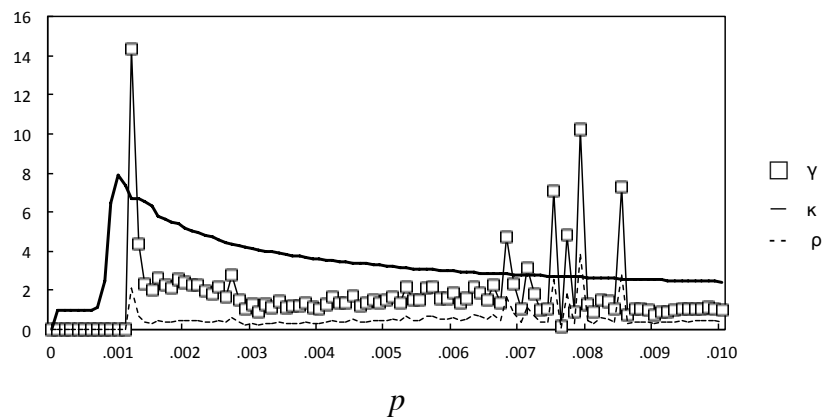
第二に、所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、そもそもカスケードの発生が一般的ではない。図3-5(A)の横軸は、カスケードサイズ0を示すマーカーで塗りつぶされていない。そして、ネットワーク密度が高くなるにつれて、カスケードの発生確率は下がる。それは図3-5(B)から確認できる。図3-5(A)を見ると  $p = .008$  付近の  $c$  の最大値は約.8であるが、図3-5(B)の  $p = .008$  付近の  $E[c]$  は約0である。カスケードの発生確率を考慮した期待値  $E[c]$  が最大になるのは、 $p = .004$  付近である。

第三に、 $E[c_{\text{influentials}}]$  と  $E[c_{\text{non-influentials}}]$  を比較すると、 $E[c_{\text{influentials}}]$  が高い。図3-5(A)において、インフルエンシャルによるカスケードサイズと、ノン・インフルエンシャルによるカスケードサイズとの違いは確認できない。しかし、カスケードサイズの期待値を表した図3-5(B)では、インフルエンシャルによるカスケードサイズの期待値の方が高い。つまり、カスケードを引き起こしたのがインフルエンシャルであれノン・インフルエンシャルであれ、一旦カスケードが発生すれば、カスケードサイズは同じになるが、カスケードの発生確率を考慮した期待値は、インフルエンシャルの方が高いので、インフルエンシャルが引き起こすカスケードの方が、カスケードの発生確率が高いことが分かる。

以上の分析結果から、所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、カスケードサイズに上限の境界が存在すること、カスケードの発生が一般的ではないこと、ノン・インフルエンシャル

ルよりインフルエンシャルが引き起こすカスケードの方が発生確率が高いことが明らかになった。

図3-6 所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける  
絶対的・相対的乗数効果

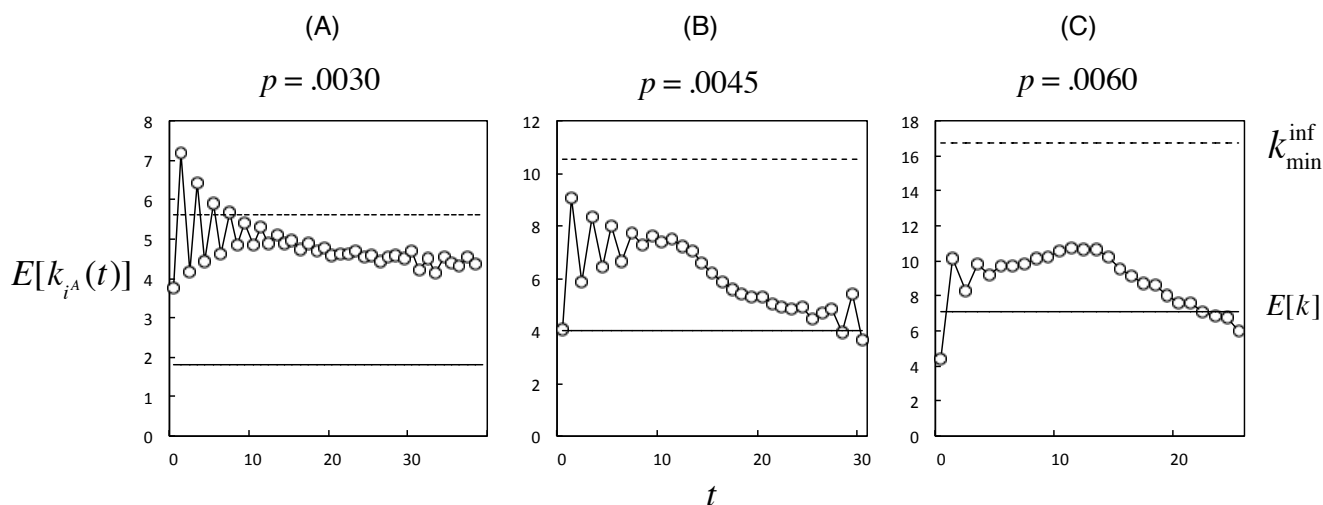


次に、乗数効果の指標を用いて、インフルエンシャルとノン・インフルエンシャルの直接的影響力と間接的影響力の違いを分析した結果について説明する。図3-6は、インフルエンシャルの乗数効果 $\gamma$ 、ローカルカスケードにおけるインフルエンシャルの相対的影響力（つまり、インフルエンシャルの直接的影響力） $\kappa$ 、インフルエンシャルの相対的乗数効果 $\rho$ を分析した結果である。

$p = .001$  付近と  $.007 < p < .009$  付近では、 $\rho$  が1以上なので、この領域ではインフルエンシャルのローカルカスケードにおける相対的影響力より、インフルエンシャルの乗数効果の方が大きい。しかし、これらの領域では、図3-5から確認できるように、カスケードサイズがほぼ0であり、 $\rho$  の値に実質的な意味はない。 $\rho$  の値に実質的な意味があるカスケードウィンドウでの  $\rho$  の値は、1を超えない。

所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける絶対的・相対的乗数効果の分析結果、グローバルカスケードが発生するカスケードウィンドウでの相対的乗数効果 $\rho$ は1を超えない。したがって、インフルエンシャルがグローバルカスケードに及ぼす影響力は、インフルエンシャルがローカルカスケードに及ぼす影響力より小さい。

図3-7 所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける  
アーリーアダプターの平均次数



次に、アーリーアダプターの平均次数を分析した結果について説明する。図3-7は、グローバルカスケードが発生した場合を分析対象に、離散時間  $t$  における採用者の平均次数を表したものである。横軸は離散時間  $t$  を表す。  $t=0$  ではイニシエーターだけが採用状態にある。  $t=1$  では、イニシエーターの隣人の中から、イニシエーターの影響を受けて採用状態に変化する行為者が現れる。  $t=2$  以降も、同じ要領でカスケードが進行していく。  $k_{i^A}(t)$  は、  $t-1$  時点では非採用状態であったが、  $t$  時点で採用状態に変化した行為者の次数を意味する。  $E[k_{i^A}(t)]$  は、  $t$  時点で採用状態に変化した行為者の次数の平均を意味するので、図3-7の縦軸は、  $t$  時点で  $i^A$  に変化した行為者の次数の平均を表す。  $E[k]$  は行為者全体の平均次数を表す。  $k_{\min}^{\text{inf}}$  と破線は、インフルエンシャルの定義を満足する最小次数を表す。なお、図3-7(A)は  $p = .0030$  のネットワーク密度が低い条件であり、図3-7(C)は  $p = .0060$  のネットワーク密度が高い条件であり、図3-7(B)は  $p = .0045$  の、図3-7(A)と図3-7(C)の中間のネットワーク密度の条件である。

図3-7の分析結果で注目すべき部分は、次の3つである。

第一に、アーリーアダプターの平均次数がインフルエンシャルの定義を満足するのは、図3-7(A)のみである。図3-7(B)と図3-7(C)でのアーリーアダプターの平均次数は、ネットワーク全体の平均次数より大きいですが、インフルエンシャルの定義を満足するほどではない。一方、



図3-7(A)では、アーリーアダプターの平均次数がインフルエンシャルの定義を満足している。図3-7(A)は、ネットワーク密度が低いという条件での結果なので、ネットワーク密度が低いという条件では、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たしていると言える。しかし、図3-5で確認できるように、ネットワーク密度が低いとカスケードサイズも低くなり、 $p = .0030$ の密度でのカスケードサイズは、最大.4を超えない。つまり、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たすのは、小規模のカスケードにおいてのみである。

第二に、所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるアーリーアダプターの平均次数は、波形を描く。平均次数の波形は、高い次数の行為者と低い次数の行為者が、交互に採用行動をとっていることを意味する。この特徴は、ワッツらの影響ネットワークモデルにはない特徴である。所属・影響ネットワークモデルにおけるアーリーアダプターの平均次数が波形を描く理由は、所属ネットワークの次数分布にある。所属ネットワークでは、同じ団体に所属している行為者同士が完全ネットワークを形成するので、1つの所属団体内での行為者の次数は同一である。したがって、次数の高い行為者は、その行為者が複数の団体に所属していることを意味する。一方、SIRモデルの節(3.2.2.)で説明したように、閾値モデルにおいて、次数の高い行為者は周りの変化に鈍感で変化しにくい。したがって、ある所属団体内でカスケードが発生した場合、最初に採用行動をとるのは、その所属団体にしか所属していない行為者たちである。それは、この行為者たちの次数が所属団体内で最も低いからである。1つの団体にしか所属していない行為者たちが採用行動をとった後に、複数の団体に所属している行為者たちが、採用行動をとる。複数の団体に所属する行為者が採用行動をとるということは、その行為者が、ひとつの所属団体で発生したカスケードを、別の所属団体へ仲介していることを意味する。つまり、カスケードは、次数の高い行為者(すなわち、複数の団体に所属している行為者)という橋を渡って広まっていく。このように、図3-7の波形は、所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける普及プロセスの特徴を表している。図3-7の波形は、図3-7(A)では明確で、図3-7(C)では明確ではない。つまり、ネットワーク密度が高くなるにつれて、波形のパターンは消えていく。その理由は、(3・10)から分かるように、ネットワーク密度が高くなると、所属・影響ネットワークは完全ネットワークに近づくからである。波形が明確に表れているのは、ネットワーク密度の低い図3-7(A)である。図3-7(A)では、アーリーアダプターの平均次数が、インフルエンシャルの定義を満足するので、

ネットワーク密度が低いという条件では、普及の初期段階において、インフルエンシャルが団体と団体をつなぐ橋の役割を果たしていると言える。しかし、先述したように、 $p = .0030$ の密度でのカスケードサイズは、最大4を超えないので、インフルエンシャルがアーリーアダプターとして団体と団体をつなぐ橋の役割を果たすのは、小規模のカスケードにおいてのみである。

第三に、全てのネットワーク密度において、カスケードはノン・インフルエンシャルから始まっている。所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいて、1割以上の行為者が採用者となるグローバルカスケードは、平均的にノン・インフルエンシャルが引き起こしたカスケードである。

以上の分析結果から、所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、ネットワーク密度が低い場合にインフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たすこと、その役割は団体と団体をつなぐ橋の役割であること、しかし、インフルエンシャルが橋の役割を果たすのは、小規模のカスケードにおいてのみであることが明らかになった。

### 3.5.2. 所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果

図3-8 所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるカスケードサイズ

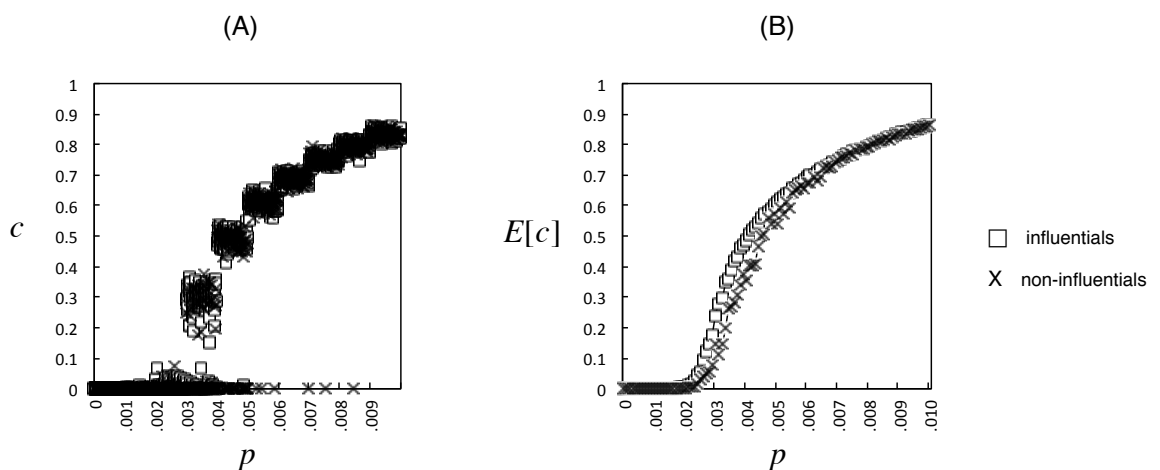


図3-8は、所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるカスケードサイズを、シミュレーション分析した結果である。図3-8の分析結果で注目すべき部分は、次の3つである。

第一に、所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードサイズを分析した図3-5と比較すると、所属・影響ネットワークのSIRモデルでは、カスケードの発生が一般的である。カスケードの発生が一般的なので、図3-8(A)と図3-8(B)はほとんど同じ曲線を描いている。所属・影響ネットワークのSIRモデルにおいて、カスケードの発生が一般的である理由は、SIRモデルでは、 $n_i$ が増えるほど $n_i^A$ が増えていき、 $P(i^A)$ が1に近づくからである。つまり、ネットワーク密度が上がれば、隣人が増え、隣人の中にイノベーションの採用者がいる確率も上がり、行為者が採用状態になる確率は1に近づく。したがって、所属・影響ネットワークのSIRモデルでは、ネットワーク密度が上がるほど、カスケードが発生しやすくなる。

第二に、カスケードウィンドウの上限は $p=1$ である。先述したように、SIRモデルでは、採用者との接触頻度とネットワーク密度が上がるほど、採用確率は高くなる。したがって、 $p=1$ の完全ネットワークでは、カスケードサイズが最大になる。

第三に、 $E[c_{\text{influentials}}]$ と $E[c_{\text{non-influentials}}]$ との違いはほとんどない。つまり、インフルエンシャルが引き起こしたカスケードのサイズと、ノン・インフルエンシャルが引き起こしたカスケードのサイズは、ほぼ同じである。

以上の分析結果から、所属・影響ネットワークのSIRモデルでは、カスケードの発生が一般的であり、ネットワークの密度が上がるほどカスケードサイズは1に近づき、カスケードサイズの面でインフルエンシャルとノン・インフルエンシャルとの違いはほとんど存在しないことが明らかになった。

図3-9 所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける  
絶対的・相対的乗数効果

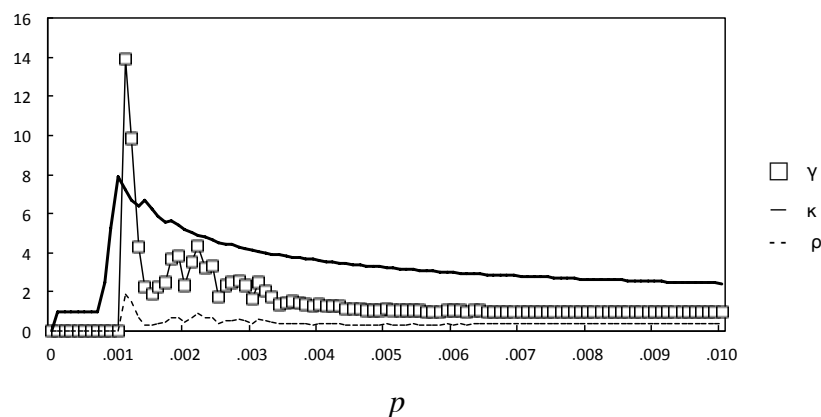


図3-9は、乗数効果の指標を用いて、所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける、インフルエンシャルとノン・インフルエンシャルの直接的影響力と間接的影響力を分析した結果である。

図3-9で $\rho$ が1以上なのは、 $p = .001$ 付近である。しかし、この領域は、図3-8から確認できるように、カスケードサイズがほぼ0であり、 $\rho$ の値に実質的な意味はない。 $\rho$ の値に実質的な意味があるカスケードウィンドウでの $\rho$ の値は、1を超えない。

所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける絶対的・相対的乗数効果の分析結果、グローバルカスケードが発生するカスケードウィンドウでの相対的乗数効果 $\rho$ は1を超えない。つまり、カスケードウィンドウにおいて、インフルエンシャルがグローバルカスケードに及ぼす影響力は、インフルエンシャルがローカルカスケードに及ぼす影響力より小さい。

図3-10 所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける  
アーリーアダプターの平均次数

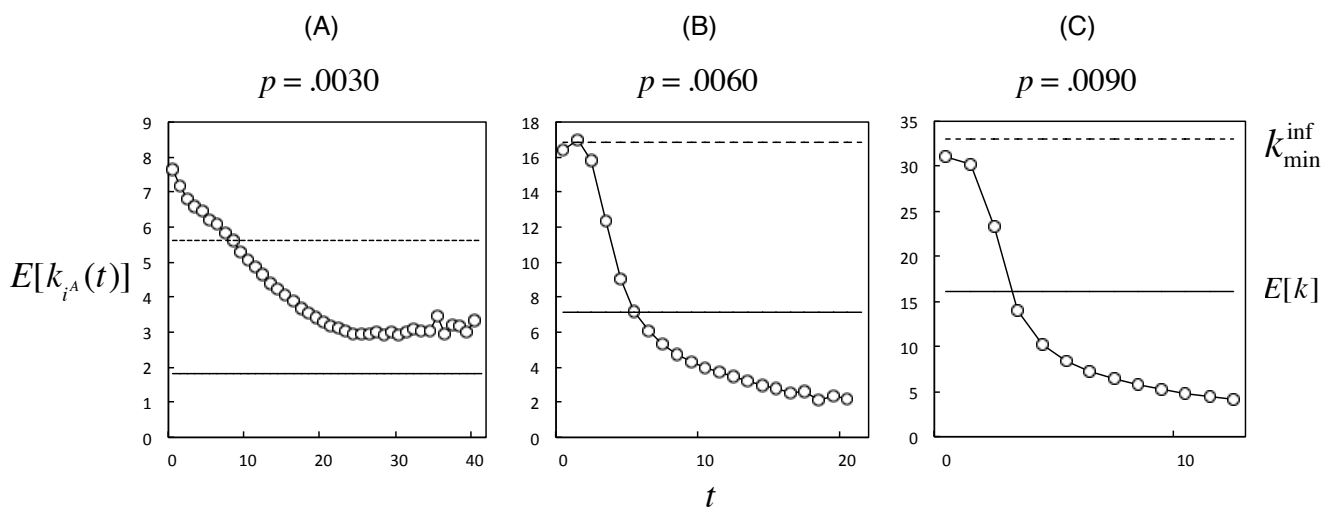


図3-10は、所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割を分析した結果である。図3-10の分析結果で注目すべき部分は、次の2つである。

第一に、アーリーアダプターの平均次数がインフルエンシャル定義を満足するのは、図3-10(A)と図3-10(B)である。ネットワーク密度が高い図3-10(C)でのアーリーアダプターの平均

次数は、インフルエンシャル定義を満足しない。図3-8で確認できるように、図3-10(A)の  $p = .0030$  でのカスケードサイズは、最大.4を超えないので、小規模のカスケードにおいてはインフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たしていると言える。そして、図3-10(B)の  $p = .0060$  でのカスケードサイズは約.7なので、大規模のカスケードにおいてもインフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしている。つまり、ネットワーク密度が高いという条件を除くと、所属・影響ネットワークのSIRモデルでは、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たしていると言える。

第二に、所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるアーリーアダプターの平均次数は、右肩下がりの曲線を描く。所属・影響ネットワークの閾値モデルの分析では、アーリーアダプターの平均次数が波形を描いていた。そして、波形の意味は、インフルエンシャルが団体と団体を結ぶ橋の役割を果たしていることを表していると説明した。所属・影響ネットワークのSIRモデルでは、アーリーアダプターの平均次数が波形ではなく、右肩下がりの曲線を描く。これは、カスケードの進行方向が、影響力の高い行為者から低い行為者へ進むことを意味する。影響力の高い行為者たちがまずイノベーションを採用し、影響力の高い行為者たちの採用が終わると、次に影響力の高い行為者たちがイノベーションを採用する。影響力の最も低い行為者は、カスケードの最終段階でイノベーションを採用する。

所属・影響ネットワークのSIRモデルにおいて、アーリーアダプターの平均次数が右肩下がりの曲線を描く理由は、SIRモデルの次の性質による。SIRモデルの含意を論じた節

(3.2.2.) で説明したように、SIRモデルでは、次数が高いほど、周りの変化により敏感で、変わりやすい。次数が高いほど、イノベーションを採用した隣人と接触する機会が多く、イノベーションを採用した隣人が1人でもいれば、イノベーションを採用する可能性が生じる。したがって、次数が高いほど、カスケードの初期段階でイノベーションを採用する可能性が高くなる。このようなカスケードにおいて、インフルエンシャルは所属団体を代表する役割を果たす。所属・影響ネットワークモデルにおけるインフルエンシャルは、多くの団体に所属している行為者であることを前に説明した。アーリーアダプターの平均次数が右肩下がりの曲線を描くカスケードでは、影響力の高い行為者、つまり多くの団体に所属している行為者たちの間で、まずカスケードが起きる。所属団体内でカスケードが起きるのは、その次である。したがって、インフルエンシャルの役割は、団体から団体へとカスケードをつなぐ役割ではなく、インフルエンシャル同士で発生したカスケードを、団体内のノン・インフ

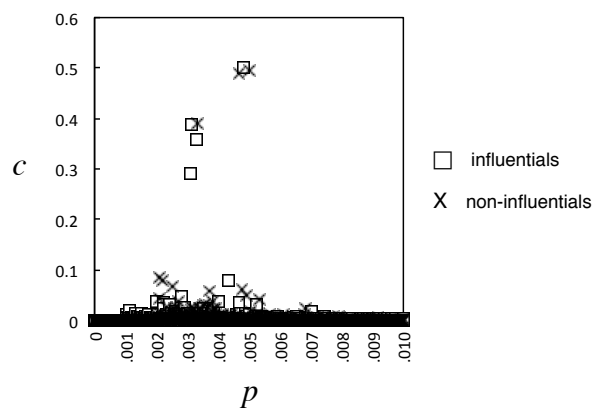
ルエンシャルに伝える役割である。つまり、所属・影響ネットワークのSIRモデルにおいて、インフルエンシャルは団体を代表する役割を果たす。

以上の分析結果から、所属・影響ネットワークのSIRモデルでは、ネットワーク密度が高くなければ、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たすこと、その役割は団体を代表する役割であることが明らかになった。

### 3.5.3. スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの分析結果

図3-11は、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードサイズを、シミュレーション分析した結果である。図3-11の分析結果で注目すべき部分は、次の2つである。

図3-11 スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードサイズ



第一に、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、カスケードの発生が非常に稀である。現実世界における普及の発生が非常に稀であることを考えると、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、現実世界の特徴をとらえていると言える。スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいて、カスケードの発生が非常に稀である理由は、所属関係の優先的選択アルゴリズムが生成するクラスターのサイズと関係がある。所属関係の優先的選択アルゴリズムでは、行為者が所属する団体を決める際に、すでに多くの行為者が所属している団体を好んで選択する。したがって、多くの行為者が所属

する少数の団体が生まれる。そして、この少数の団体に所属する行為者たちは、巨大クラスターを形成する。同じ団体に所属する行為者同士は完全ネットワークを形成するので、巨大クラスター内部の平均次数は非常に高い。そして、先述したように、閾値モデルでは、次数が高い行為者は周りの変化に鈍感で変化しにくい。したがって、周りの変化に鈍感で変化しにくい行為者で構成された巨大クラスターが存在するネットワーク構造では、カスケードの発生が難しくなる。

第二に、インフルエンシャルが引き起こすカスケードのサイズと、ノン・インフルエンシャルが引き起こすカスケードのサイズとの違いは見受けられない。インフルエンシャルもノン・インフルエンシャルも、引き起こせるカスケードのサイズは同じであると言える。

以上の分析結果から、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、カスケードの発生が非常に稀であること、インフルエンシャルもノン・インフルエンシャルも引き起こせるカスケードサイズには違いがないことが明らかになった。

スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの場合、カスケードの発生が非常に稀なので、カスケードサイズの期待値は0に限りなく近く、カスケードサイズの期待値を分析する意味がない。したがって、カスケードサイズの期待値を利用した指標である、インフルエンシャルの乗数効果も分析する意味がない。次では、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける、インフルエンシャルの相対的乗数効果の分析結果は省略し、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割を分析した結果について説明する。

図3-12 スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける  
アーリーアダプターの平均次数

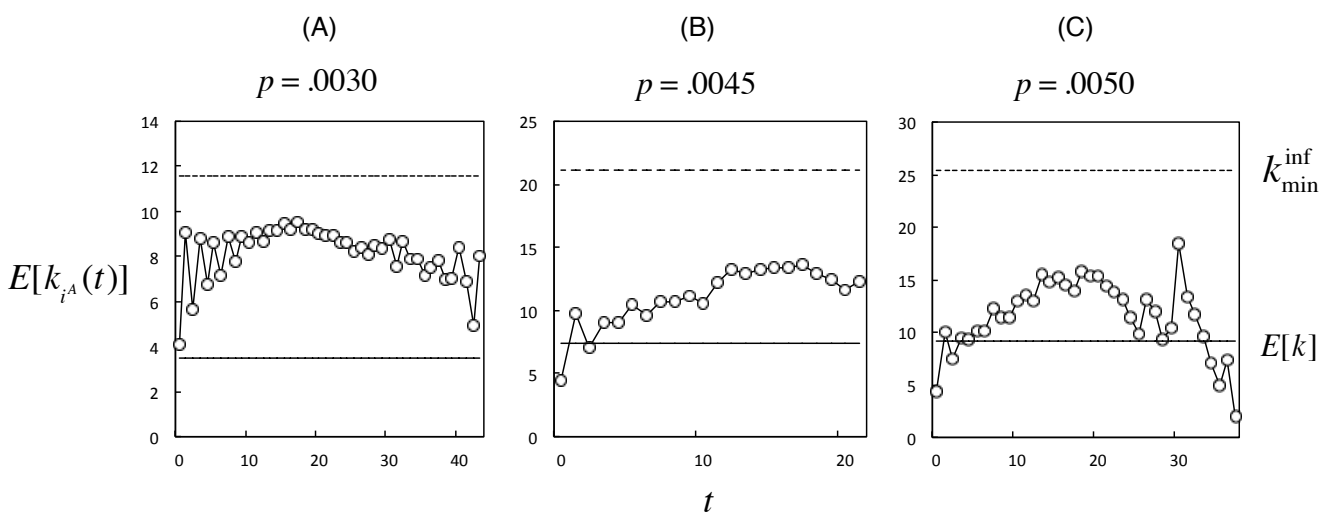


図3-12は、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割を分析した結果である。図3-12の分析結果で注目すべき部分は、次の3つである。

第一に、アーリーアダプターの平均次数がインフルエンシャル定義を満足する条件は存在しない。スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいて、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たさない。

第二に、アーリーアダプターの平均次数は、波形を描く。スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいても、所属・影響ネットワークの閾値モデルで観察された、波形のパターンが現れる。つまり、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいても、高い次数の行為者と低い次数の行為者が交互に採用行動をとっていき、カスケードが進行する。ただし、波形のパターンは、ネットワーク密度が高くなるにつれて、明確ではなくなる。つまり、高い次数の行為者が団体と団体を結ぶ橋の役割を果たすのは、ネットワーク密度が低いという条件においてである。

第三に、全てのネットワーク密度において、カスケードはノン・インフルエンシャルから始まっている。所属・影響ネットワークの閾値モデルの分析結果と同じく、1割以上の行為者が採用者となるグローバルカスケードは、平均的にノン・インフルエンシャルによって引き起こされる。

以上の分析結果から、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たさないこと、インフルエンシャル定義を満足するほどではないが、次数の高い行為者が団体と団体を結ぶ橋の役割を果たすこと、平均的にグローバルカスケードはノン・インフルエンシャルによって引き起こされることが明らかになった。



### 3.5.4. スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果

図3-13 スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるカスケードサイズ

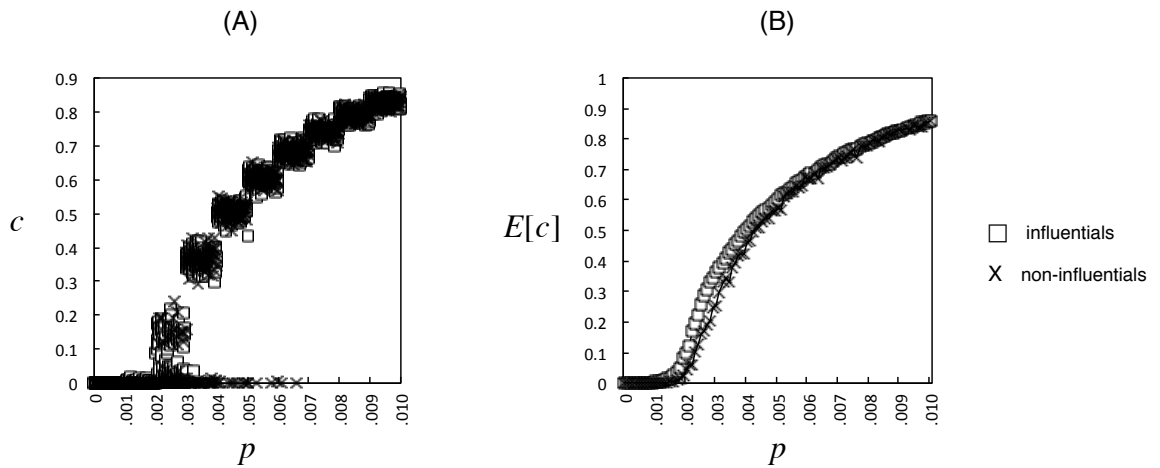


図3-13は、スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおけるカスケードサイズを、シミュレーション分析した結果である。図3-13の分析結果は、所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果（図3-8）とほとんど同じである。つまり、スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおいても、カスケードの発生は一般的であり、ネットワークの密度が上がるほどカスケードサイズは1に近づき、カスケードサイズの面でインフルエンシャルとノン・インフルエンシャルとの違いはほとんど存在しない。

図3-14 スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける絶対的・相対的乗数効果

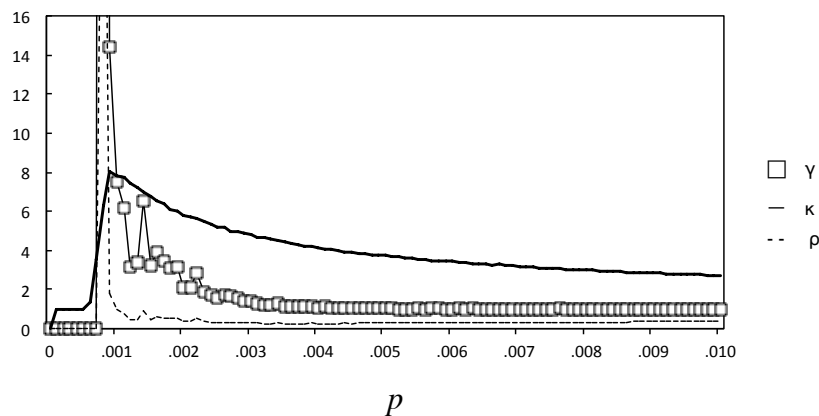


図3-14は、乗数効果の指標を用いて、スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける、インフルエンシャルとノン・インフルエンシャルの直接的影響力と間接的影響力を分析した結果である。図3-14の分析結果も、所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果（図3-9）とほとんど同じである。ただ、 $p = .001$  付近の  $\rho$  の値がとても高いのは、違う部分である。しかしこの領域は、図3-13から確認できるように、カスケードサイズがほぼ0であり、 $\rho$  の値に実質的な意味はない。そして、 $\rho$  の値に実質的な意味があるカスケードウィンドウでの  $\rho$  の値は、1を超えない。つまり、カスケードウィンドウにおいて、インフルエンシャルがグローバルカスケードに及ぼす影響力は、インフルエンシャルがローカルカスケードに及ぼす影響力より小さい。

図3-15 スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける  
アーリーアダプターの平均次数

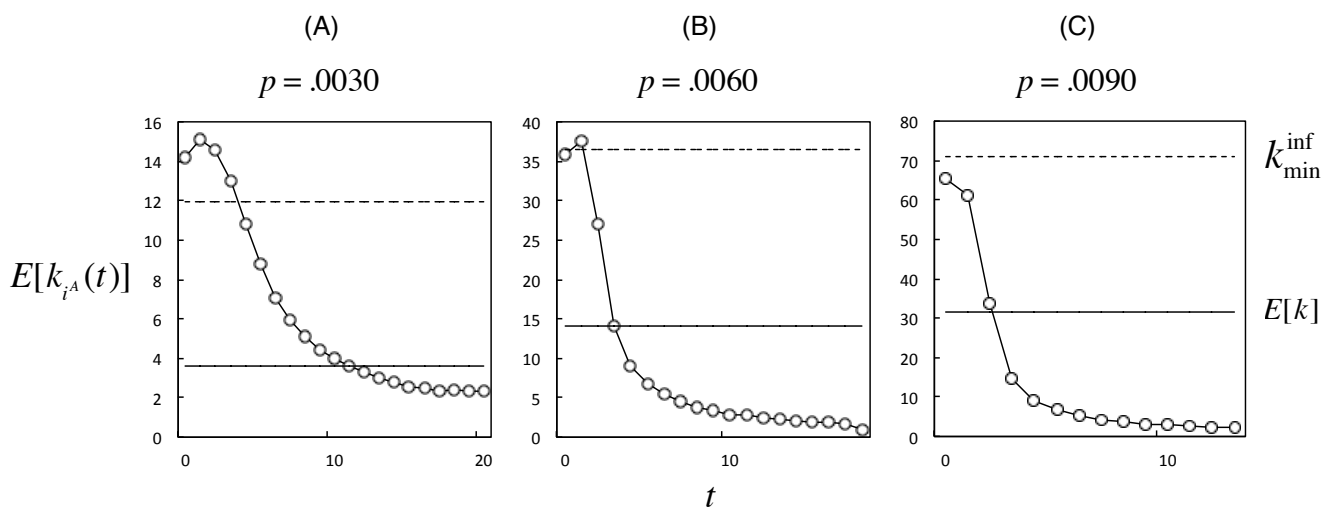


図3-15は、スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおける、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割を分析した結果である。図3-15の分析結果も、所属・影響ネットワークのSIRモデルの分析結果（図3-10）と概ね一致する。スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルでも、ネットワーク密度が高くないという条件において、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たす。そして、アーリーアダプターの平均次数は、右肩下がりの曲線を描く。つまり、スケールフリー所属・影響ネット

ワークのSIRモデルにおいても、ネットワーク密度が高くないという条件において、インフルエンシャルはアーリーアダプターとして団体を代表する役割を果たす。

### 3.6. 考察と結論

本章では、インフルエンシャル仮説を理論的に検討するために、所属・影響ネットワークモデルを構築してシミュレーション分析を行った。シミュレーション分析を行った所属・影響ネットワークモデルは、所属・影響ネットワークの閾値モデル、所属・影響ネットワークのSIRモデル、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデル、スケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルの4つである。以下では、表3-3のように、それぞれのモデルのシミュレーション分析結果を、カスケードの発生確率、カスケードサイズ、インフルエンシャルの乗数効果、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割にまとめて考察する。

表3-3 所属・影響ネットワークモデルのシミュレーション分析結果の要約

	カスケード 発生	カスケード サイズ 最大値	インフルエンシャル 相対的乗数効果	インフルエンシャル 役割
所属・影響ネットワークの 閾値モデル	一般的 ではない	$C_{\max}^{\text{inf}} = .776$ $C_{\max}^{\text{non-inf}} = .816$	< 1	橋
所属・影響ネットワークの SIRモデル	一般的	$C_{\max}^{\text{inf}} = .857$ $C_{\max}^{\text{non-inf}} = .862$	< 1	代表
スケールフリー 所属・影響ネットワークの 閾値モデル	稀	$C_{\max}^{\text{inf}} = .502$ $C_{\max}^{\text{non-inf}} = .494$	< 1	橋
スケールフリー 所属・影響ネットワークの SIRモデル	一般的	$C_{\max}^{\text{inf}} = .892$ $C_{\max}^{\text{non-inf}} = .887$	< 1	代表

$C_{\max}^{\text{inf}}$  は、インフルエンシャルが引き起こしたカスケードサイズの最大値を、  
 $C_{\max}^{\text{non-inf}}$  は、インフルエンシャルが引き起こしたカスケードサイズの最大値を表す。  
 インフルエンシャルの相対的乗数効果は、カスケードウィンドウにおける  $\rho$  の値を意味する。

まず、4つの所属・影響ネットワークモデルにおけるカスケードの発生確率を分析した結果、行動決定モデルとしてSIRモデルを適用した場合、カスケードの発生は一般的になり、行動決定モデルとして閾値モデルを適用した場合、カスケードの発生は一般的ではなくなった。SIRモデルは、インフルエンシャルが普及の初期段階でイノベーションを採用すると論じるインフルエンシャル仮説の議論を反映した行動決定モデルであるが、行動決定モデルとしてSIRモデルを適用すると、カスケードの発生は一般的になり、普及の発生が稀である現実社会の特徴をとらえなくなる。普及の発生が稀である現実社会の特徴をとらえているのは、行動決定モデルとして閾値モデルを適用した場合である。特に、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、カスケードの発生が非常に稀であり、普及の発生確率という面では、現実社会の特徴を上手くとらえていると言える。

次に、4つの所属・影響ネットワークモデルにおけるカスケードサイズを分析した結果、全ての所属・影響ネットワークモデルにおいて、インフルエンシャルが引き起こしたカスケードのサイズと、ノン・インフルエンシャルが引き起こしたカスケードのサイズとの違いは、確認されなかった。インフルエンシャル仮説では、インフルエンシャルが引き起こす普及は成功し、ノン・インフルエンシャルが引き起こす普及は失敗するとされる。しかし、所属・影響ネットワークモデルの分析結果によれば、カスケードサイズは、カスケードを引き起こした行為者の影響力とは関係がない。一旦カスケードが発生すれば、それがインフルエンシャルから始まったものであれ、ノン・インフルエンシャルから始まったものであれ、同じサイズまで到達する。ただ、カスケードサイズの期待値は、全ての所属・影響ネットワークモデルにおいて、インフルエンシャルの方が若干高かった。これは、インフルエンシャルの直接的影響力の大きさによるものである。先述したように、引き起こせるカスケードのサイズは、インフルエンシャルもノン・インフルエンシャルも同じであり、インフルエンシャルもノン・インフルエンシャルも、間接的影響力の大きさは同じである。したがって、カスケードサイズの期待値に影響を及ぼすのは、相互作用の機会の多さ、つまり直接的影響力の大きさだけである。定義上、インフルエンシャルは直接的影響力が大きく、一度に多くの行為者と相互作用できるので、ノン・インフルエンシャルより間接的影響力を行使する機会が多く、カスケードサイズの期待値も若干高くなる。

次に、先述したインフルエンシャルとノン・インフルエンシャルの直接的影響力と間接的影響力の違いをさらに詳しく分析した結果が、インフルエンシャルの乗数効果の分析結果である。4つの所属・影響ネットワークモデルにおけるインフルエンシャルの乗数効果を分析

した結果、全ての所属・影響ネットワークモデルにおいて、カスケードウィンドウにおけるインフルエンシャルの相対的乗数効果  $\rho$  は1を超えなかった。つまり、インフルエンシャルの直接的影響力の大きさに比べて、インフルエンシャルの間接的影響力は特別なものではない。インフルエンシャル仮説では、インフルエンシャルの影響力が直接的環境を超えて、集団全体に渡って間接的にも行使されるとされるが、所属・影響ネットワークモデルのシミュレーション分析結果は、この主張を否定する。

最後に、4つの所属・影響ネットワークモデルにおける、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割を分析した結果、ネットワーク密度が高くないという条件下で、行動決定モデルとして閾値モデルを適用した場合、インフルエンシャルはカスケードが団体から団体へと拡散していくための橋の役割を果たしている。行動決定モデルとしてSIRモデルを適用した場合、インフルエンシャルはインフルエンシャル同士で発生したカスケードが団体内部にも広まるように団体の代表の役割を果たしていた。つまり、ネットワーク密度が高くなければ、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしている。その役割の内容は行動決定モデルによって変わってくる。ただし、ネットワーク密度が高くないという条件では、カスケードの規模も小さくなる。カスケードの規模を考慮した場合、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たすのは、行動決定モデルとしてSIRモデルを適用した場合のみである。行動決定モデルとしてSIRモデルを適用したモデルにおいて、インフルエンシャルはアーリーアダプターとして団体の代表の役割を果たす。

以上の分析結果を整理すると次の通りである。第一に、所属・影響ネットワークモデルにおいて、インフルエンシャルもノン・インフルエンシャルも、同じサイズのカスケードを引き起こす。第二に、所属・影響ネットワークモデルにおいて、インフルエンシャルの間接的影響力は、インフルエンシャルの直接的影響力より小さい。第三に、所属・影響ネットワークの閾値モデルとスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいて、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たさない。第四に、所属・影響ネットワークのSIRモデルとスケールフリー所属・影響ネットワークのSIRモデルにおいて、ネットワーク密度が高くなければ、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たす。

インフルエンシャル仮説の観点から、本章の分析結果を考察すると、理論モデルが仮定する条件のもとではあるが、第一、第二、第三の分析結果は、インフルエンシャル仮説を否定する結果である。そして、第四の分析結果は、特別な条件下であれば、インフルエンシャル仮説が支持されることを示している。本章で構築した、所属・影響ネットワークモデルによ

て、インフルエンシャル仮説の妥当性を完全に検証することはもちろんできない。しかし、所属・影響ネットワークモデルのシミュレーション分析結果から、インフルエンシャル仮説の内容を理論的に再現することはとても難しいことが明らかになった。したがって、インフルエンシャル仮説は理論的に立証された仮説とは言えない。

一方、本章の分析結果から、インフルエンシャル仮説が支持される状況が存在することも確認された。ネットワーク密度が低く、アーリーアダプターの平均次数が右肩下がりの曲線を描くような状況では、インフルエンシャルがアーリーアダプターとして団体の代表の役割を果たす。本論文では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークデータと、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを利用して、インフルエンシャル仮説を経験的に検討するが、もし経験データの分析から上記の状況が確認されれば、インフルエンシャル仮説は理論的にも経験的にも立証される可能性があると言える。次章からは、本章の分析結果を踏まえて、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行う。

---

1) ここで注意が必要なのは、同じ閾値が、同じ種類の行為者を意味するわけではないということである。閾値は様々な要因によって形成された結果であり、閾値からその要因を推測することはできない。たとえば、政治的に保守的な行為者と革新的な行為者が、同じ閾値を持っている場合がありうる。これをグラノヴェッターは「奇妙な同衾者 (strange bedfellows)」という慣用語で表現した (Granovetter 1978: 1422)。

2) グラノヴェッターが行った閾値の分布と均衡との関係の分析結果について簡単に説明する。まず、閾値の一樣分布の分析結果から説明する。 $N$ 人からなる集団があるとする。行為者 $i$ の閾値は $\phi_i$ であり、値の範囲は $0 \leq \phi < 1$ である。閾値の一樣分布における閾値の設定は、行為者に順番で番号をつけた後、行為者の番号から1を引いて $N$ で割った値を与える。たとえば、100人からなる集団での2番目の人の閾値は.01、100番目の人の閾値は.99になる。これを式で表すと次の通りである。

$$\phi_i = \frac{i-1}{N} \quad (3 \cdot 17)$$

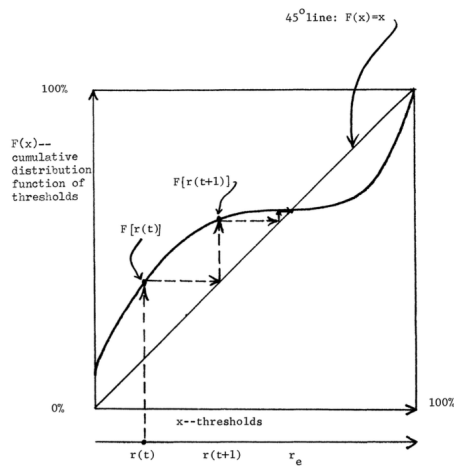
閾値モデルにおける均衡は、集団内の採用者数の割合で表す。(3・17)の閾値の設定における均衡は、当然1である。ここで閾値分布に少し変化を加えて、2番目の行為者の閾値を3番目の行為者の閾値と同じ値にする。すると、均衡は $1/N$ になる。閾値分布が(3・17)の一樣分布から少し変化しただけで、均衡は大きく変わるわけである。これが、閾値の一樣分布の分析結果である。

次に、閾値の正規分布の分析結果について説明する。閾値の正規分布の分析結果を説明する前に、均衡状態を数式で表しておく。閾値分布関数を  $f(\phi)$ 、閾値の累積分布関数を  $F(\phi)$ 、離散時間  $t$  における採用者数の割合を  $r(t)$  と表す。  $r$  は次の差分方程式で表すことができる。

$$r(t+1) = F[r(t)] \quad (3 \cdot 18)$$

すると、均衡は  $r(t+1) = r(t)$  になる時点であり、前方再帰 (forward recursion) によって計算できる。また、閾値の分布の形によっては、図3-16のように  $F(\phi) = \phi$  の線を引いて視覚的に均衡時点  $r_e$  を把握することもできる。

図3-16 閾値累積分布と均衡時点との関係\*



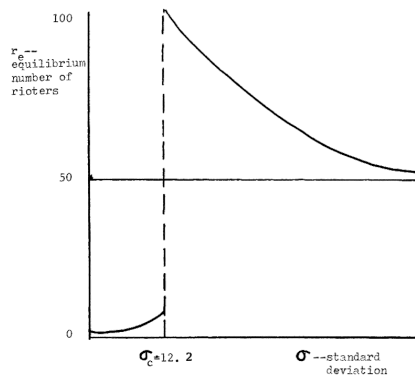
\*Granovetter (1978: 1426) から転載。

それでは、閾値の正規分布条件での均衡について説明する。グラノヴェッターが分析に用いた条件は、

$N = 100$  で  $\phi \sim N(.25, 0 \leq \sigma \leq \infty)$  の分布である。集団の大きさと閾値の平均値に特別な意味はない。

グラノヴェッターは、集団の大きさと閾値の平均値を固定して、標準偏差と均衡との関係を分析した。つまり、閾値のばらつきがもたらす社会的結果の違いを分析した。分析結果は図3-17の通りである。

図3-17 閾値平均.25の正規分布における標準偏差と均衡との関係\*



\*Granovetter (1978: 1428) から転載.

閾値分布の標準偏差が.00から約.12までの区間では、均衡が.00から約.06まで徐々に大きくなっていくが、標準偏差が約.12（原著の単位では12.2）を超えると均衡が1.00近くまで大きくなり、それ以降は標準偏差が増加するにつれて、均衡は.50に収斂していく。閾値の一様分布モデルの分析結果と同じく、閾値の正規分布モデルにおいても、閾値分布のわずかな違いによって、まったく異なる社会的結果をもたらされる。

以上が、グラノヴェッターによる閾値の分布と均衡との関係の分析結果である。ただ、図3-17の分析結果は、手計算によるもので、正確ではない。グラノヴェッターの分析と同じ条件で、閾値平均.25の正規分布における標準偏差と均衡との関係をシミュレーション分析した結果が図3-18である。

図3-18 閾値モデルの標準偏差と均衡との関係をシミュレーション分析した結果

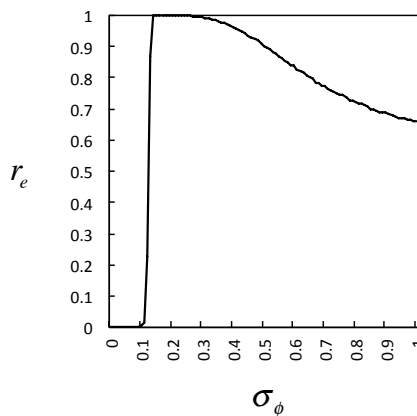


図3-18の分析結果は、図3-17のグラノヴェッターの分析結果と少しグラフの形が違う。図3-17も図3-18も、標準偏差が約.12を境界に均衡が大きく変わることには違いないが、図3-18の場合、標準偏差が約.12未満における均衡は、ほぼ0である。そして、標準偏差が約.12を超えた後、均衡が.50に収斂していく様子は、図3-18の方が図3-17より緩慢である。もちろん、図3-17と図3-18のグラフの形が違うからといって、グラノヴェッターの議論に欠陥が生じるわけではない。しかし、図3-17と図3-18との比較から、シミュレーション分析手



法を利用した場合に、より正確な分析が可能になることが浮き彫りになる。つまり、図3-18は、シミュレーション分析手法を利用することの利点を表している。シミュレーション分析手法を利用すれば、人間による計算が持つ様々な限界を克服し、手計算だけでは実行が難しい分析も、より簡単に正確に行うことができる。たとえば、図3-19は、シミュレーション分析手法を利用して、図3-17のグラノヴェッターの分析に、閾値の平均も考慮して分析を行った結果である。

図3-19 閾値モデルの平均と標準偏差と均衡との関係をシミュレーション分析した結果

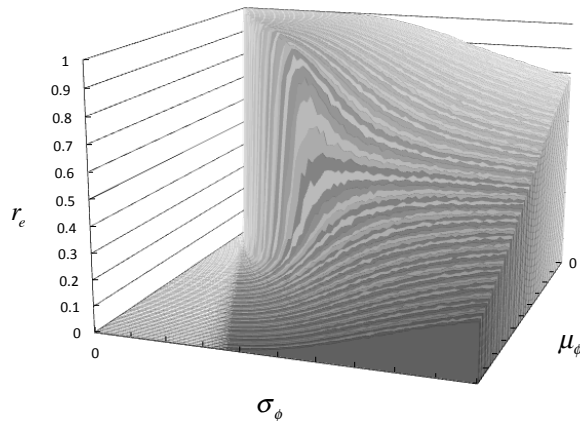


図3-19から、閾値の平均と関係なく、閾値の標準偏差が大きくなるにつれて、均衡が.5に収斂していく様子が確認できる。手計算では、図3-19のような計算の実行は難しい。本論文では、行為者の影響力が普及の発生に果たす役割を検討するために、行為者間の相互作用を直接的に扱って分析を行う。したがって、行為者間の相互作用に関する大量の計算を正確で高速に行うために、シミュレーション分析手法の利用が必要である。佐藤が、ゲーム理論を「行為者の相互作用・相互行為を分析するのに有効な分析道具」（佐藤 1998: 14）であると表現したように、シミュレーション分析手法は、行為者の相互作用・相互行為を分析するのに有効な分析道具であると言える。

- 3) ワッツによる数理モデルの記述は、必要以上に複雑な傾向がある。スモールワールド・ネットワークに関するワッツとストロガッツのモデル (Watts and Strogatz 1998) に関しても同様の指摘がある (Newman 2003: 27) .
- 4)  $p(k)$  の数学的扱いは、一般的なネットワークモデルの次数分布 (degree distribution) と同じである。
- 5) 所属ネットワークをグラフで表す方法は、2部グラフの他に、点の部分集合を示すハイパーグラフ (hypergraph) や単体的複体 (simplicial complex) などがある。

6) あるいは、もともと紐帯が存在する行為者同士は、同じ団体やイベントに参加する確率が高いと仮定することもできる。いずれの場合も、所属ネットワークが行為者間の紐帯の有無を可視化する指標の1つであることに変わりはない。

7) バラバシとアルバートは、ハリウッド映画俳優の共演ネットワーク、World Wide Web (WWW) のHTMLネットワーク、アメリカ西部の発電所と変圧器ネットワークなどを例に挙げ、現実世界の多くのネットワークの次数分布が、ベキ乗則の確率分布に従うことを明らかにした (Barabási and Albert 1999)。次数分布の観測値の近似線は (3・19) のベキ乗則 (power law) によって計算できる。現実世界では、経験的に  $\gamma$  が  $3 \pm 1$  の場合が多いとされる。 $k$  は次数であり、 $P(k)$  は次数の出現確率である。

$$p_k \sim k^{-\gamma} \quad (3 \cdot 19)$$

ベキ乗則には、スケール不変性 (scale invariance) がある。スケール不変性とは、ベクトルにスカラー (scalar) 倍しても、関数の形が変化しないことを意味する。式で表すと (3・20) のように、ベクトルのスカラー倍が関数のスカラー倍と同じである場合、関数  $f$  にスケール不変性があると言う。

$$f(\lambda v) = \lambda^n f(v) \quad (3 \cdot 20)$$

すなわち、斉次関数 (同次関数, homogeneous function) のことである。次数分布が (3・19) に漸近するものを、スケールフリー・ネットワーク (scale-free network) と呼ぶが、その理由は (3・19) が斉次関数であるからである。しかし (3・19) 以外にも、線形関数や多項式なども斉次関数になりうるので、スケールフリー・ネットワークという呼び方には議論の余地がある。実際、バラバシ・アルバートモデル (Barabási-Albert model) の初出論文には「scale-free network」という言葉は使用されず、スケール不変性を表すために「scale invariant」と「scale free」が混用されている (Barabási and Albert 1999)。そもそも「scale-free network」という言葉は、バラバシの研究グループの中でしか使われていなかった言葉だが、次第に広まって定着したものである。本論文では「スケールフリー・ネットワーク (scale-free network)」という名称に議論の余地があることを記した上で、慣例に従って、次数分布がベキ分布に従うネットワークを、スケールフリー・ネットワークと呼ぶことにする。

8) 厳密には、ネットワークが成長しはじめる際に、次数が0の点が存在する。しかし、最初に追加される点のつながり方の問題は、方向性を持たない線を仮定することで回避できる。

9) ネットワーク構造の生成など，シミュレーション分析で使用された主なアルゴリズムとコードは，巻末に資料として紹介しておいた。

## 第4章

### 北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及

#### ーバスモデルによる国際比較ー

##### 4.1. はじめに

本章の目的は、ウェブサイトの開設時期に関するデータを利用して、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及事例を分析し、北海道の宿泊業界における社会ネットワークの重要性を検討することである。北海道の宿泊業界における社会ネットワークの重要性を検討する理由は、本論文ではインフルエンシャル仮説の経験的検討を行うために、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを通じて行われたと仮定しているが、その仮定の妥当性を考察するためである。

本論文では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築し、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるウェブサイトの普及過程を分析することで、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行う。このように、所属ネットワークにおける普及過程を分析するためには、まず普及が所属ネットワークを通じて行われたことを仮定する必要がある。そのため、本論文では、同じ団体に所属する宿泊施設同士では、ウェブサイト導入に関する情報の交流が生じやすいと仮定している。たとえば、所属団体が発行する機関紙や運営するウェブサイトを通じて、同じ団体に所属する宿泊施設同士では、宿泊施設の名称、住所、電話番号、そしてウェブサイトのアドレスなどの情報を共有する可能性が高いと考えることができる。つまり、違う団体に所属している、または団体に所属していない宿泊施設がウェブサイトを導入した事実は、宿泊施設同士で共有される可能性が低く、同じ団体に所属している宿泊施設がウェブサイトを導入した事実は、宿泊施設同士で共有される可能性が高いと考えることができる。このように、所属団体を通じて、ウェブサイト導入に関する動向が把握できると考えると、各宿泊施設がウェブサイトの導入を決定する際に、所属団体を通じて得た情報が影響を与えていると考えることができる。しかし、各宿泊施設がウェブサイトの導入を決定する際に、所属団体から得た情報がどの程度影響を与えるかを調査することは困難である。現実世界で

は、何によって影響を受けてそのような行動をとったのかを、行為者が明確に認識していること自体が稀であるからである。したがって本章では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを通じて行われたという仮定を、直接的に検討することはしない。本章では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及事例が持つ特徴を浮き彫りにした上で、なぜそのような特徴が観察されるのかを考察することによって、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及と、北海道の宿泊業界の所属ネットワークとの関連を論じる。

北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データの分析は、バスモデル (Bass model) を利用して行う (Bass 1969)。バスモデルは、競合商品のない市場の中で、新しい耐久消費財<sup>1</sup>の販売推移の記述や予測に使われるモデルである。バスモデルは、比較的単純な構造でありながらも、商品の最終購入者数や購入時期などに関して高い予測力を持っている (Lilien and Rangaswamy [1998] 2003: 253)、マーケティング分野を中心に広く活用される数理モデルである。ただし、本章の目的は、普及の推移を予測することではないので、バスモデルを記述の目的で使用する。

バスモデルを利用して、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析した結果は、同じくバスモデルを利用して宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析した、スイスとマレーシアの先行研究 (Scaglione et al. 2004, 2009; Hashim and Murphy 2007; Hashim et al. 2012; Hashim et al. 2014) の結果と比較する。分析結果の比較を行う理由は、北海道の分析結果を見るだけでは、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、どのような特徴を持っているかが分かりづらいからである。北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が持つ特徴を明らかにするという本章の目的を達成するために、本章では、スイスとマレーシアの分析結果と比較を行い、北海道の分析結果の特徴を浮き彫りにする。

## 4.2. 先行研究

本節では、バスモデルとバスモデルのパラメーターの推定方法について簡単に説明し、バスモデルを利用してスイスとマレーシアの宿泊業界におけるウェブサイトの普及を分析した先行研究の分析結果を整理する。

#### 4.2.1. バスモデル

時間  $t$  までの採用確率の累積分布関数を  $F(t)$  とする。そして、 $F(t)$  の  $t$  に関する導関数  $f(t)$  は、時間  $t$  における採用尤度の密度関数である。

$F(t)$             時間  $t$  までの採用確率の累積分布関数  
(cumulative probability of adoption up to time  $t$ )

$f(t) = \frac{dF(t)}{dt}$     時間  $t$  における採用尤度の密度関数  
(density function of likelihood of adoption at time  $t$ )

ここで、未採用者の条件付き尤度  $L(t)$  (原典では  $P(T)$ ) を考えると次の通りである。

$$L(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)} \quad (4 \cdot 1)$$

バスモデルの中心アイデアは、 $L(t)$  を、時間  $t$  までの採用者数  $Y(t)$  の線形関数として考えることである。

$$L(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)} = p + \frac{q}{m} Y(t) \quad (4 \cdot 2)$$

(4・2) の式には  $p$ 、 $q$ 、 $m$  の3つのパラメーターがある。 $p$  はイノベーション係数 (coefficient of innovation) と呼ばれる。なぜならば、 $t=0$  の時、 $Y(0)=0$  なので、 $p$  は集団内で誰も採用をしていない状態において、採用が起きる確率を表すからである。そして、この確率は、商品に内在する魅力と見なすことができるので、 $p$  をイノベーション係数と呼ぶ。 $m$  はマーケットサイズを表す。つまり、潜在的採用者の全体数を意味する。 $q$  は模倣係数 (coefficient of imitation) と呼ばれる。なぜならば、 $(q/m)Y(t)$  は、採用者の数が増えるほど大きくなるので、採用者による未採用者への採用圧力として理解できるからである。

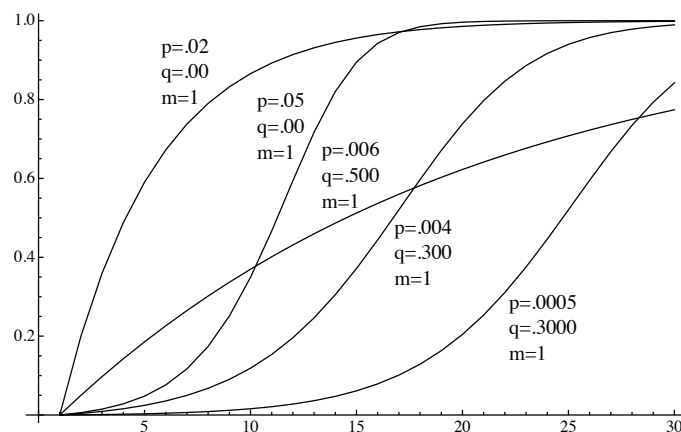
時間  $t$  の瞬間採用者数を  $S(t)$  とすると、 $S(t)$  は次の通りである。

$$\begin{aligned}
 S(t) &= m \cdot f(t) = L(t) \cdot (m - Y(t)) \\
 &= \left(p + \frac{q}{m} Y(t)\right) \cdot (m - Y(t)) \\
 &= pm + (q - p)Y(t) - \frac{q}{m} (Y(t))^2
 \end{aligned} \tag{4 \cdot 3}$$

(4・3) を説明すると、まず、 $f(t)$  は時間  $t$  における採用尤度の密度関数であり、 $m$  はマーケットサイズなので、 $m \cdot f(t)$  は時間  $t$  の瞬間採用者数となる。これを未採用者の観点から書き直したのが、 $L(t) \cdot (m - Y(t))$  の部分である。 $L(t)$  は未採用者の条件付き尤度であり、 $(m - Y(t))$  は  $t$  時点における未採用者の数なので、 $L(t) \cdot (m - Y(t))$  も時間  $t$  の瞬間採用者数となる。後は、(4・2) を利用して式を展開すると (4・3) が得られる。

データにバスモデルを当てはめて、 $p$ 、 $q$ 、 $m$  の3つのパラメーターを推定する際には (4・3) を利用する。そして、3つのパラメーターが推定できれば、図4-1のように、様々な普及のS字曲線を再現することができる。

図4-1 バスモデルの様々なパラメーターとS字曲線



(4・3) は連続関数なので、実際のパラメーター推定には、(4・4) のように離散関数の相似 (discrete analogue) を使う (Bass 1969: 219)。

$$\begin{aligned}
S(t) &= pm + (q - p)Y(t-1) + \frac{q}{m}(Y(t-1))^2 \\
&= a + bY(t-1) + c(Y(t-1))^2
\end{aligned}
\tag{4 \cdot 4}$$

パラメーターの推定方法に関しては、様々な議論がある (e.g., Srinivasan and Mason 1986; Mahajan, Muller and Bass 1990; Xie et al. 1997) . しかし、これらの議論は基本的に、バスモデルを予測目的で使用する場合に起こりうる問題を扱っている。たとえば、新商品のこれからの売れ行きを予測するなど、実用的な目的でバスモデルを使う場合は、まだ販売もされていない商品のデータを集めることはできないので、類似品の過去データを利用する方法や (e.g., Thomas 1985; Albers 2004) , データが更新される度にパラメーターを更新する方法などが検討される (e.g., Sultan et al. 1990; Bretschneider and Mahajan 1980) .

予測目的ではなく、データの記述のためにバスモデルを使う場合は、一般的な推定方法が使われる。たとえば、バスモデルの発表当初は線形最小二乗法が使われたが、 $Y(t-1)$  と  $(Y(t-1))^2$  間の多重共線性による問題などから、最尤法や非線形最小二乗法などが使われるようになった (Schmittlein and Mahajan 1982; Srinivasan and Mason 1986) . 推定方法間の比較を行った研究によれば、推定方法によって発生する問題点の多くは、非線形最小二乗法によって解消されるという (Mahajan et al. 1986) . ただ、バスモデルを予測目的で使用しない限り、いずれの推定方法を使っても、実際の推定値には大きな違いはない (Mahajan, Muller and Bass 1990: 9) . したがって、本稿では非線形最小二乗法によってパラメーターを推定する。なお、非線形最小二乗法は、スイスとマレーシアの先行研究でも用いられた推定方法である。

#### 4.2.2. スイスとマレーシアの研究事例

まず、先行研究のデータの収集方法とデータの特徴について説明する。

スイスの宿泊業界におけるウェブサイトの普及を分析した研究のデータは、Switch (www.switch.ch) のデータベースを利用したものである。Switchでは、ドメイン名が.ch と.liで終わるスイスのドメインを管理している。スカリオーネらは、Switchの登録者情報に「hotel」という単語が含まれている登録者を検索する方法でデータを収集した。検索結果、



Switchにドメイン名を登録しているホテルは2,101軒あり、ドメイン名の登録期間が有効であるホテルは2,049軒あった。この数はスイス全体のホテルの約40%を占める。ドメイン名の登録期間が有効である2,049のホテルのうち、ウェブサイトを運営しているホテルは1,388軒であり、これらのホテルが分析対象である (Scaglione et al. 2009: 627)。

なお、スカリオーネらのデータは、Switchのデータベースによるものなので、ドメイン名が.chと.liで終わるホテルのみが対象となっている。したがって、ウェブサイトがあるが、ウェブサイトのアドレスが.chと.liで終わらないホテルは、分析対象から除外される。たとえば、ドメイン名に国別コードトップレベルドメイン (country code top-level domain) を使用しない場合 (たとえば、belvedere-locarno.comなど)、ホテルチェーンに所属していてサブディレクトリを使用している場合 (たとえば、warwickhotels.com/Genevaなど)、地域ドメインのサブディレクトリを使用している場合 (たとえば、leukerbad.ch/Astoriaなど) は分析対象から除外される (Scaglione et al. 2004: 481)。つまり、スカリオーネらのデータは、ウェブサイトを運営しているスイスの全てのホテルを対象にしているわけではない。

マレーシアの宿泊業界におけるウェブサイトの普及を分析した研究のデータは、マレーシアの観光文化庁 (Ministry of Tourism and Culture) が発行するマレーシア宿泊施設名簿 (Malaysian Accommodation Directory) を利用したものである。分析対象は、マレーシアの4つの主要州 (Kuala Lumpur, Selangor, Pulau Pinang, Johor) に所在するホテルである。マレーシア宿泊施設名簿には、4つの主要州に所在する540軒のホテルの情報が掲載されていて、ハシムらは、540軒のホテルの名前をインターネット検索し、ウェブサイトを運営している315軒のホテルを探し出した (Hashim and Murphy 2007; Hashim et al. 2012; Hashim et al. 2014)。ハシムらのデータは、ウェブサイトの検索にドメイン名を使用していないので、スカリオーネらのデータのように、ドメイン名によって分析対象から除外されるケースはない。

ウェブサイトの導入時期に関するデータは、スカリオーネらもハシムらも、インターネット・アーカイブ (Internet Archive) のデータベースを利用して収集した。インターネット・アーカイブは、インターネット上の様々な資料をアーカイビング・管理するNPOであり、資料は1996年から集められている。スイスの場合、Switchにドメイン名を登録していて、なおドメイン名の登録期間が有効である2,049軒のホテルのうち、1,388軒のホテルのウェブサイ

ト導入時期がインターネット・アーカイブから確認できた。ウェブサイトの導入時期が最も早いのは1996年10月であり、最も遅いのは2006年2月である。マレーシアの場合、マレーシア宿泊施設名簿にホテル名が掲載されていて、なおウェブサイトを運営している315軒のホテルのうち、305軒のホテルのウェブサイト導入時期がインターネット・アーカイブから確認できた。ウェブサイトの導入時期が最も早いのは1996年11月であり、最も遅いのは2008年6月である。

以上の先行研究のデータに関する説明をまとめたのが、表4-1である。

表4-1 スイスとマレーシアの研究事例の分析対象

情報源	情報源に登録されたホテル	ドメインやウェブサイトを持っているホテル	ウェブサイト導入時期が分かるホテル	ウェブサイト導入時期の最大値と最小値(日付)
スイス SWITCH	2,101	2,049	1,388	1996/10 2006/02
マレーシア Ministry of Tourism and Culture	540	315	305	1996/11 2008/06

次に、先行研究の分析結果について説明する。分析では、バスモデルによる行為者類型の分類と、バスモデルのパラメーター推定が行われた。表4-2は、その結果を表したものである。

表4-2 スイスとマレーシアの研究事例の分析結果\*

	$T_1$	$T^*$	$T_2$	$p$	$q$	$q/p$
スイス	1997/01	2002/02	2003/11	.0038	.1381	36.34
マレーシア	1998/10	2001/07	2004/04	.0037	.0364	9.84

\*Hashim et al. (2012: 175) から Table 2の一部を転載。

まず、バスモデルによる行為者類型の分類について説明する。第2章で、ロジャースによる行為者類型の分類について説明した(2.4.)。ロジャースによる行為者類型の分類は、イ

ノベーションの採用時期の平均と標準偏差を利用するという方法である（図2-2, p. 30）。しかし、ロジャースの分類方法は正規分布を仮定しているため、イノベーション採用時期の分布が正規分布でない場合、データによって各行為者類型の割合が変動するという問題がある。また、イノベーション採用時期の平均と標準偏差を利用せずに、ロジャースの分類に従って、行為者全体の2.5%をイノベーター、13.5%をアーリーアダプター、34%をアーリーマジョリティ、34%をレイトマジョリティ、16%をラガードに分類した場合にも、データの分布が正規分布でないと、たとえば右に裾を引いた分布では、イノベーターとアーリーアダプターのイノベーション採用時期がほとんど同じになり、行為者類型別の特徴を論じることが難しくなる。このような問題を改善するために提案されたのが、バスモデルを利用した行為者類型の分類方法である（Mahajan, Muller and Srivastava 1990）。

バスモデルによる行為者類型の分類方法では、S字曲線の変曲点を利用して行為者類型の分類を行う。バスモデルにおいてS字曲線を描くのは、時間 $t$ までの採用確率の累積分布関数 $F(t)$ である。まず、 $F(t)$ の第二次導関数から変曲点 $T^*$ を求める。そして、 $F(t)$ の第三次導関数から変曲点 $T_1$ と $T_2$ を求めて、それぞれの変曲点を基準に、4つの行為者類型を分類する。4つの行為者類型はそれぞれアーリーアダプター、アーリーマジョリティ、レイトマジョリティ、ラガードである。バスモデルによる行為者類型の分類方法は、言わば、普及の勢いの変化を基準に行為者類型を分類するという方法である。したがって、ロジャースの分類方法よりも、行為者類型間の特徴を明確に区分できるという利点がある。

表4-2の分析結果を見ると、まず、普及のS字曲線の変曲点の位置が、スイスとマレーシアでは違うことが分かる。スイスの場合、 $T_1$ から $T^*$ までが61ヶ月、 $T^*$ から $T_2$ までが21ヶ月であり、イノベーション採用時期の分布は、左に裾を引いた分布である。一方、マレーシアの場合、 $T_1$ から $T^*$ までが33ヶ月、 $T^*$ から $T_2$ までが33ヶ月であり、イノベーション採用時期の分布は、対称的な分布である。つまり、マレーシアでは、普及プロセスの速度が一定であるが、スイスでは、普及プロセスの前半の速度が遅く、後半の速度が早い。次に、バスモデルのパラメーター推定値を見ると、イノベーション係数 $p$ はスイスとマレーシアで大きな違いはないが、模倣係数 $q$ はスイスの方がマレーシアより約3.8倍高い。模倣係数は、採用者による未採用者への採用圧力を意味するので、スイスの宿泊業界ではマレーシアの宿泊業界に比べて、ウェブサイトの導入に対する圧力が、約3.8倍高いと解釈できる。

### 4.3. データ

本章で分析を行うデータは、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データである。本節では、分析対象の選定理由、データの収集方法、データの概要について説明する。

まず、本章の分析対象が、たとえば日本全国の宿泊業界ではなく、北海道の宿泊業界を対象としているのは、分析対象の地域的特徴を考慮した結果である。本稿では、バスモデルによる分析結果の比較を行うが、もし、本稿の分析対象の地域的特徴が、先行研究の分析対象の地域的特徴と類似していない場合、分析結果を比較することは難しくなる。スイスとマレーシアの先行研究の場合、分析対象となる地域が、観光産業の盛んな地域であるという共通点がある。スイスとマレーシアの4つの主要州では、観光産業が盛んであり、これらの地域で事業を展開する宿泊施設は、ウェブサイトを導入することの明確な利点がある。観光産業が盛んな地域では、観光客による宿泊施設の利用割合が高いため、ウェブサイトを導入して広報活動を行うことは、宿泊施設の利益につながる。一方、観光産業が盛んでない地域の宿泊施設では、そもそも観光のためにその地域を訪れる人が少ないため、ウェブサイトを導入して広報活動を行うことの利点は少ないと考えることができる。したがって、観光産業が盛んでない地域における模倣係数（すなわち、ウェブサイトの導入に対する圧力）は、観光産業が盛んな地域における模倣係数より低いと予想することができる。もし本稿が、日本全国の宿泊業界を分析対象にすると、観光産業が盛んでない地域の宿泊施設も含めることになり、したがって、スイスとマレーシアにおける模倣係数と比較を行うことが難しくなる。本稿では、観光産業が盛んな地域を対象に分析を行った先行研究と比較研究を行うために、同じく観光産業が盛んである北海道を分析対象とする。

次に、本稿が使用するデータは、株式会社クルーズとインターネット・アーカイブのデータベースを利用して収集した<sup>2)</sup>。北海道の宿泊施設に関する情報は、2014年1月に株式会社クルーズのデータベースにアクセスして収集した。株式会社クルーズのデータベースから、宿泊施設名、住所、ウェブサイトのアドレス、部屋数、収容人数、宿泊料金などの情報を収集した。図4-2は、株式会社クルーズのデータベースから収集した情報に基づいて、本稿が分析対象とする宿泊施設の地理的分布を表したものである。



とする宿泊施設を、その営業形態<sup>3</sup>によって分類すると、表4-4の通りである。スイスとマレーシアの先行研究では、ホテルのみを分析対象としているので、分析対象とする業種の範囲が本稿のデータと異なる。しかし、業種を区分してホテルのみを対象に分析を行った結果と、業種を区分せずに全ての宿泊施設を対象に分析を行った結果がほとんど同じだったので、以下では業種を区分せずに、北海道の全ての宿泊施設を対象に分析を行った結果について説明する。

次に、本稿では各宿泊施設のウェブサイトに関する情報を収集する際に、ドメイン名の検索ではなく、宿泊施設の名称と住所を利用して検索を行った。したがって、スイスの先行研究では除外された分析対象、つまり、ドメイン名に国別コードトップレベルドメインを使用しないウェブサイト、ホテルチェーンのサブディレクトリを使用しているウェブサイト、地域ドメインのサブディレクトリを使用しているウェブサイトが、分析対象に含まれている。一方、ポータルサイトに宿泊施設の情報に掲載されている場合、宿泊施設の予約を代行サービスするウェブサイトに宿泊施設の情報に掲載されている場合は、宿泊施設のウェブサイトと見なさず、分析対象から除外した。表4-4は、本稿が分析対象とする宿泊施設のウェブサイトの導入時期を、宿泊施設全体と業種別で表したものである。

表4-4 ウェブサイト導入時期の業種別記述統計

	全体	ホテル A	ホテル B 簡易	ホテル C 下宿	旅館	民宿	キャン プ・レ ジャー	公共宿 泊施設	日帰り 温泉
n	1445	574	50	8	277	142	253	136	5
平均	2006/02	2006/02	2005/03	2007/06	2006/04	2006/03	2005/08	2007/03	2009/06
標準偏差 (日数)	1477	1481	1637	1160	1453	1338	1438	1569	1914
最大値	1997/02	1997/06	1999/10	2004/02	1997/07	1999/10	1997/02	1998/11	2000/03
最頻値	2000/10	1998/12	2009/01	-	2008/01	2007/10	2000/10	2013/04	-
最小値	2013/12	2013/12	2013/07	2013/07	2013/08	2013/10	2013/07	2013/10	2012/11
第1四分位数	2002/09	2002/08	2001/04	2005/12	2002/09	2003/04	2002/05	2003/10	2005/07
第2四分位数	2006/03	2006/01	2003/07	2006/03	2006/06	2006/05	2004/12	2007/08	2011/07
第3四分位数	2009/05	2009/04	2009/01	2009/12	2009/07	2008/08	2008/11	2011/01	2012/05

\* nと標準偏差以外は日付。

#### 4.4. 分析結果

バスモデルを利用して、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析し、普及のS字曲線の変曲点とバスモデルのパラメーターを推定した結果が表4-5である。

表4-5 バスモデルによる変曲点とパラメーター推定の分析結果

	$T_1$	$T^*$	$T_2$	$p$	$q$	$q/p$
北海道	2001/02	2005/02	2009/02	.0223	.3047	13.66

まず、変曲点の値を見ると、 $T_1$ から $T^*$ までが48ヶ月、 $T^*$ から $T_2$ までが48ヶ月であり、北海道の宿泊業界におけるイノベーション採用時期の分布は対称であることが分かる。

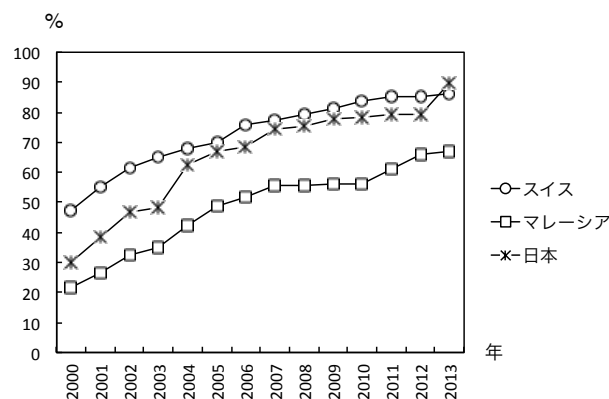
そして、注目すべきところは、高い模倣係数の値である。北海道の宿泊業界における $q$ 値は.3047であり、スイスより約2.2倍、マレーシアより約8.4倍も高い。スイスの場合、分析対象とするウェブサイト導入時期の範囲が1996年10月から2006年2月までであり、北海道の場合は1997年2月から2013年12月までであるので、北海道の方が約7年半ほど長い。北海道のデータの範囲をスイスに合わせて、1997年2月から2006年2月までのデータを用いてパラメーター推定を行った結果、 $p$ は.0205、 $q$ は.6818であった。つまり、北海道の宿泊業界における模倣係数は、スイスやマレーシアに比べて、非常に高い。

バスモデルによる分析結果から、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及は、スイスやマレーシアの宿泊業界におけるウェブサイトの普及に比べて、採用者による未採用者への採用圧力が強く働いたことが明らかになった。宿泊業界のウェブサイト普及において、採用者による未採用者への採用圧力が強く働く社会的条件として考えられる要因は2つである。ひとつは、国家単位のインターネット普及率であり、もうひとつは、宿泊業界内に存在する社会ネットワークの影響である。

まず、国家単位のインターネット普及率について考察する。たとえば、インターネット普及率の程度が異なる2つの国の間では、ウェブサイト普及の程度も異なるはずである。インターネット普及率が高い国では、業界を問わずに、ウェブサイト導入に対する圧力が強く働くと仮定することができる。もし、日本のインターネット普及率が、スイスやマレーシアよ

り高ければ、北海道の宿泊業界における模倣係数がスイスやマレーシアより高くても、不自然ではない。図4-3は、スイスとマレーシアと日本のインターネット普及率を表したものである。国際電気通信連合（ITU）のデータは、2000年以降のものしかないが、それでも図4-3からは、スイスのインターネット普及が日本やマレーシアに比べて、急速かつ高い水準で進んだことが分かる。スイスにおけるインターネット使用人口の割合は、2000年にすでに47.1%に達しているのに、1990年代に急速にインターネット普及が進んだことが読み取れる。そして、高い普及率は、2013年に日本に追い越されるまで維持されている。つまり、インターネット普及率が高い国では、ウェブサイト導入に対する圧力が強く働くという仮定が正しければ、スイスは日本やマレーシアよりも、ウェブサイト導入に対する圧力が強く働く国であると言える。しかし、本稿の分析結果によれば、模倣係数が最も高いのは日本の宿泊業界である。したがって、日本の宿泊業界における高い模倣係数を説明するためには、国家単位のインターネット普及率以外の要因を考慮する必要がある。

図4-3 スイスとマレーシアと日本のインターネット使用人口の割合\*



\*出所：国際電気通信連合（ITU）データ<sup>4</sup>。

次に考えられる要因は、宿泊業界内に存在する社会ネットワークの影響である。社会ネットワークが普及に及ぼす影響については、様々な研究蓄積がある（e.g., Strang and Soule 1998）。したがって、宿泊業界におけるウェブサイトの普及にも、宿泊業界の社会ネットワークが関連していると仮定することができる。つまり、ウェブサイト導入に対する圧力は、宿泊業界の社会ネットワークを通じて働いているという仮定である。この仮定が正しいとすれば、北海道の宿泊業界における高い模倣係数は、北海道の宿泊業界の社会ネットワークが、



スイスやマレーシアの宿泊業界の社会ネットワークよりも、緊密に働いた結果として理解できる。

#### 4.5. 結論

本章では、本論文がインフルエンシャル仮説の経験的検討を行うために置いている仮定のひとつ、つまり、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを通じて行われたという仮定の妥当性を検討するために、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを、バスモデルを利用して分析した。

分析の結果、北海道の宿泊業界における模倣係数は、スイスやマレーシアの宿泊業界における模倣係数に比べて非常に高いことが分かった。模倣係数は、採用者による未採用者への採用圧力を意味するので、北海道の宿泊業界におけるウェブサイト導入の圧力は、スイスやマレーシアの宿泊業界におけるウェブサイト導入の圧力よりも、非常に高いと言える。

ウェブサイト導入への圧力が働く社会的条件として、本稿では、国家単位のインターネット普及率と、社会ネットワークの影響を考察した。国家単位のインターネット普及率の場合、スイスの方が日本よりも急速かつ高い水準で進んできたので、国家単位のインターネット普及率は、北海道の宿泊業界における高い模倣係数を説明する要因としては不十分である。したがって、北海道の宿泊業界における高い模倣係数は、北海道の宿泊業界の社会ネットワークが、スイスやマレーシアの宿泊業界の社会ネットワークに比べて、より緊密に働いた結果として解釈できる。

スイスとマレーシアの先行研究では、宿泊業界の社会ネットワークに関する言及がないので、北海道の宿泊業界における社会ネットワークの特徴を、スイスやマレーシアのそれと比較して説明することはできない。ただし、本章の目的は、普及と社会ネットワークに関する本論文の仮定の妥当性を考察することなので、本章の分析を通じて、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及と社会ネットワークとの関連が示唆されたことに注目すべきである。以上から、本論文では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、北海道の宿泊業界の社会ネットワークを通じて行われたと仮定し、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行う。特に本論文では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを通じて、ウェブサイトの普及が行われたと仮定する。次章では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築し、北海

道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを利用して、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行う。

---

- 1) 分析対象を耐久消費財に限定する理由は、重複購入を分析対象から排除するためである。耐久消費財の場合、一度商品を手に入れると、しばらくは購入行動を起こさない。バスモデルが商品の販売推移だけでなく、イノベーションの普及全般に応用される理由がここにある。イノベーションの採用も一般的には繰り返して起こらない。
- 2) 株式会社クルーズでは、北海道の宿泊施設に関するデータブックを毎年出版している。データブックの情報は電子化され、インターネット上に公開されていて、無料でアクセスできる。インターネット・アーカイブのデータベースも無料でアクセスできる。
- 3) 営業形態の分類は、日本の旅館業法を参考にした。旅館業法では旅館業を4つに区分している。洋式の構造及び設備を主とする施設をホテル営業、和式の構造及び設備を主とする施設を旅館営業、宿泊する場所を多数人で共用する構造及び設備を簡易宿所営業、一月以上の期間を単位として宿泊営業をしている施設を下宿営業と分類している。本稿では、旅館業法のホテルを「ホテルA」、旅館業法の旅館を「旅館」、旅館業法の簡易宿所を「ホテルB簡易」、旅館業法の下宿を「ホテルC下宿」に分類した。その他に民宿、キャンプ・レジャー施設（ペンション、コテージ、コンドミニアムなど）、公共宿泊施設、日帰り温泉などの業種を追加した。
- 4) <http://www.itu.int/en/ITU-D/Statistics/Pages/stat/>



## 第5章

### 北海道の宿泊業界の所属ネットワークとウェブサイトの普及

#### ーインフルエンシャル仮説の経験的検討ー

##### 5.1. はじめに

本章の目的は、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるウェブサイトの普及過程を分析し、本論文が仮定する条件のもとで、インフルエンシャル仮説の経験的検討を試みることである。まず本章では、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の所属情報を利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築する。そして、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるウェブサイトの普及過程を分析し、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるインフルエンシャルが、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及に果たした役割を検討する。

本章では、次の3つの分析を通じて、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行う。

まず、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築する。前章では、バスモデルを利用して、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析し、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを通じて行われたという仮定の妥当性を考察した。本章では、その仮定のもとで、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の所属情報を利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築する。北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築するために、同じ団体に所属する宿泊施設同士では、所属団体の活動を通じた情報の交流が存在すると仮定する。ここでの情報の交流は、ウェブサイト導入事実の伝達を意味する。所属団体の活動による情報の交流を仮定する根拠として、所属団体の機関紙やウェブサイトなどに、会員である宿泊施設のウェブサイトのアドレスが掲載されることが多いという事実を挙げることができる。各宿泊施設は、所属団体の機関紙やウェブサイトに掲載される会員情報を見て、同じ団体に所属する宿泊施設のウェブサイト導入事実を知ることができる。つまり、各宿泊施設は、所属団体の活動を通じて、所属団体内でウェブサイトの普及が進む様子を把握することができる。このように、同じ団体に所属する宿泊

施設同士では、ウェブサイト導入事実の情報が伝わりやすいと仮定し、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築する。

次に、本章で構築した北海道の宿泊業界の所属ネットワークに、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを適用し、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるインフルエンシャルが、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及に果たした役割を分析する。分析方法は、インフルエンシャル仮説の理論的検討を行った第3章の分析方法と同じく、インフルエンシャルの絶対的・相対的乗数効果と、アーリーアダプターの平均次数を分析する。

最後に、本章で構築した北海道の宿泊業界の所属ネットワークのパラメーターを利用して、シミュレーション分析を行う。シミュレーション分析に使用する理論モデルは、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルである。スケールフリー所属・影響ネットワークモデルを使用する理由は、前の2つの分析結果から、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルが経験データの様子を適切に反映していることが確認されたからである。

以上の3つの分析を通じて、本章では、普及におけるインフルエンシャルの役割を経験的に検討する。

## 5.2. 分析方法

### 5.2.1. 仮定

本節では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築するために必要な仮定について説明する。仮定は全部で4つである。

一番目に、宿泊施設間の紐帯は、所属団体を通じて形成されると仮定する。本章では、北海道の宿泊業界の社会ネットワークとして、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築する。所属ネットワークにおける行為者は宿泊施設であり、所属団体は北海道の宿泊業関連団体と地域団体である。宿泊業関連団体とは、ホテルチェーン、旅館組合、ユースホステル協会など、宿泊業に従事する会員が所属する団体を意味する。地域団体とは、観光協会、商工会など、同じ地域を拠点とする多様な業種の会員が所属する団体を意味する。各宿泊施設は、これらの団体に所属することによって、他の宿泊施設とのつながりを持つと仮定する。

二番目に、宿泊施設間の紐帯は、情報の流れを意味すると仮定する。本章で構築するネットワークは、所属ネットワークである。所属ネットワークでは、同じ団体に所属する全ての行為者の間に紐帯が形成される。団体に所属するだけで、その団体に所属する全ての行為者と紐帯が形成されるような構造では、紐帯の意味を明確にする必要がある。たとえば、所属ネットワークにおける紐帯の意味を、個人同士の日常的な相互作用として解釈することは困難である。したがって、本章で構築する北海道の宿泊業界の所属ネットワークでは、紐帯が情報の流れを意味すると仮定する。紐帯が情報の流れを意味すると仮定する理由は、宿泊施設のウェブサイト導入情報が、所属団体を通じて他の宿泊施設に伝わりやすいからである。宿泊業関連団体や地域団体では、機関紙の発行やウェブサイトの運営などを通じて、会員動向などの情報を共有する活動をしている。つまり、ウェブサイトを導入した宿泊施設の情報は、会員名簿などを通じて、同じ団体に所属する全ての宿泊施設へ向けて発信される。したがって、各宿泊施設は、所属団体の活動を通じて、同じ団体に所属する宿泊施設のウェブサイト導入傾向を把握することができる。

三番目に、所属団体の規模や活動の程度と関係なく、紐帯の重みは全て同一であると仮定する。たとえば、団体の規模が大きく、団体の活動も活発である場合、機関紙の発行やウェブサイトの運営も充実していると考えることができる。つまり、充実した活動を展開する団体では、会員動向などの情報共有が積極的に行われているので、所属会員のウェブサイト導入傾向も把握しやすい。したがって、規模が大きく、活動も活発な団体に所属する宿泊施設同士で形成される紐帯の重みは、規模が小さく、活動も活発でない団体に所属する宿泊施設同士で形成される紐帯の重みより、重いと考えることができる。しかし、本論文では、所属団体の規模や活動の程度に関するデータは使用していないので、紐帯の重みは全て同一であると仮定して分析を行う。

四番目に、次数分布  $p(k)$  の上位10%をインフルエンシャルと見なす。インフルエンシャルの定義は、ワッツらが影響ネットワークモデルの分析に用いたものを踏襲する (Watts and Dodds 2007: 444)。この仮定は、本論文が構築した理論モデルである、所属・影響ネットワークモデルでも用いられている。

### 5.2.1. データ

本章で、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築するために使用するデータは、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の会員情報である。本節では、データの収集方法と概要について説明する。

まず、データの収集方法について説明する。北海道の宿泊業関連団体と地域団体の会員情報は、インターネット上に公開されている情報を利用した。北海道の宿泊業関連団体と地域団体の多くはインターネット上で広報活動をしていて、団体のウェブサイトにも会員情報を公開している場合も多い。団体がウェブサイトを運営していて、なお会員情報を公開している場合は、公開されている会員情報を利用した。団体がウェブサイトを運営していて、なお会員情報を公開していない場合は、団体のウェブサイトが存在するハイパーリンク

(hyperlink) を利用した。団体のウェブサイトと一緒に紹介されている宿泊施設同士では、情報の交流があると仮定することができるからである。データの収集は、2014年1月に行われた。団体がウェブサイトを運営していない場合は、分析対象から除外した。

次に、データの概要について説明する。調査を行った所属団体は、全国単位の宿泊施設チェーン60団体、北海道内の宿泊施設チェーン61団体、全国単位の宿泊業関連協会13団体、北海道内の宿泊業関連協会11団体、北海道内の宿泊業関連組合84団体、北海道内の商工会49団体、北海道内の観光協会117団体である。調査を行った395の団体のうち、本論文が分析対象とする2,287軒の宿泊施設の所属が確認されたのは、390団体であった。表5-1は、390団体の内訳である。

表5-1 分析対象とした北海道の宿泊業界の所属団体

	全国 チェーン	道内 チェーン	全国協会	道内協会	道内組合	道内 商工会	道内 観光協会	合計
団体数	60	61	13	11	82	49	114	390

390団体の所属情報を利用して、宿泊施設の団体への所属関係を表す接続行列を作成した後、接続行列を共起行列に変換して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築した。表

5-2は、構築した北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるコンポーネント (component) <sup>1</sup>のサイズと数を表したものである。

表5-2 北海道の宿泊業界の所属ネットワークのコンポーネント

サイズ	1	2	3	4	5	6	8	9	10	12	13	19	1,638	合計
数	491	9	5	7	1	2	1	2	1	1	1	1	1	523

ジャイアントコンポーネントのサイズは1,638であり、調査対象となった宿泊施設の7割以上がジャイアントコンポーネントに属している。一方、どの団体にも所属せず、他の宿泊施設と紐帯を持たない孤立状態 (isolated) の宿泊施設は、491軒ある。ジャイアントコンポーネントのクラスタリング係数 (clustering coefficient) <sup>2</sup>は約.88であり、平均最短経路長 (average path length) <sup>3</sup>は約2.87である。

表5-3 ネットワーク接続状態とウェブサイト導入状況とのクロス表

	ウェブサイト 導入	ウェブサイト 未導入
接続	1241	555
孤立	204	287

表5-3は、ネットワークへの接続状態とウェブサイト導入状況とのクロス表である。接続状態の宿泊施設は、1つ以上の団体に所属していて、次数が1以上の宿泊施設を意味する。孤立状態の宿泊施設は、団体に所属せず、次数が0の宿泊施設を意味する。表5-3からオッズ比を計算すると、他の宿泊施設と紐帯を持つ宿泊施設がウェブサイトを導入するオッズ ( $1241 / 555 = 2.236$ ) は、紐帯を持たない宿泊施設がウェブサイトを導入するオッズ ( $204 / 287 = .711$ ) より約3倍高い。したがって、団体に所属し、他の宿泊施設と紐帯を持つことは、ウェブサイトの導入確率と関連があることが分かる<sup>4</sup>。



### 5.3. 分析結果

#### 5.3.1. 次数分布

まず、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の会員情報を利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築した結果について説明する。図5-1は、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける次数分布である。

図5-1 北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける次数分布

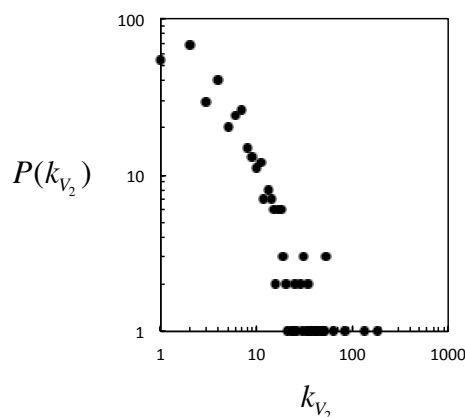


図5-1から、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける次数分布は、ベキ分布であることが分かる。

北海道の宿泊業界の所属ネットワークから、団体の集合  $V_2$  が行為者の集合  $V_1$  と所属関係を持つ確率  $p$  を計算し、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルを用いて、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを再現する。  $p$  は  $(3 \cdot 9)$  から  $(3 \cdot 13)$  から計算できる。  $(3 \cdot 13)$  を利用する場合、  $p$  の計算は次の通りである。

$$\frac{\sum_i P(v_{2_i})}{|V_2|} = \frac{\sum_i \frac{k_{v_{2_i}}}{|V_1|}}{|V_2|} = \frac{\sum_i k_{v_{2_i}}}{|V_1||V_2|} \quad (5 \cdot 1)$$

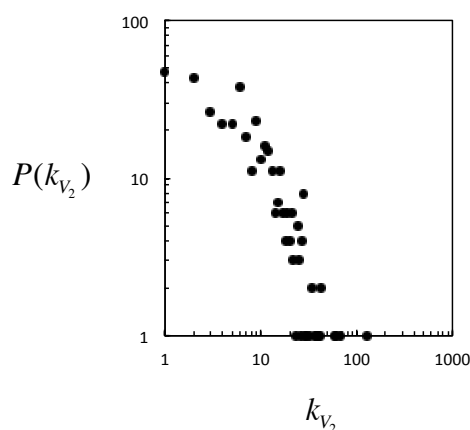
北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける線の本数は3,446なので、

$$\frac{3446}{2287 \cdot 390} = .0039$$

となり、 $p$  は.0039である。

図5-2は、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルに、北海道の宿泊業界の所属ネットワークデータから計算した  $p$  を用いて再現した所属ネットワークの次数分布を表したものである。スケールフリー所属・影響ネットワークモデルによって再現された所属ネットワークの次数分布もベキ分布であり、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルが、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを上手く再現していることが分かる。

図5-2 スケールフリー所属・影響ネットワークモデルによって再現された次数分布



### 5.3.2. アーリーアダプターの平均次数

次に、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける、アーリーアダプターの平均次数を分析した結果について説明する。

図5-3は、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるアーリーアダプターの平均次数を表したものである。横軸は離散時間  $t$  を表す。図5-3(A)は  $t$  が300日単位であり、図5-3(B)は  $t$  が600日単位である。縦軸は離散時間  $t$  における採用者の平均次数を表す。北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける平均次数  $E[k]$  は約44であり、インフルエンシャルの定義を満足する最小次数  $k_{\min}^{\text{inf}}$  は140である。

図5-3 北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける  
アーリーアダプターの平均次数

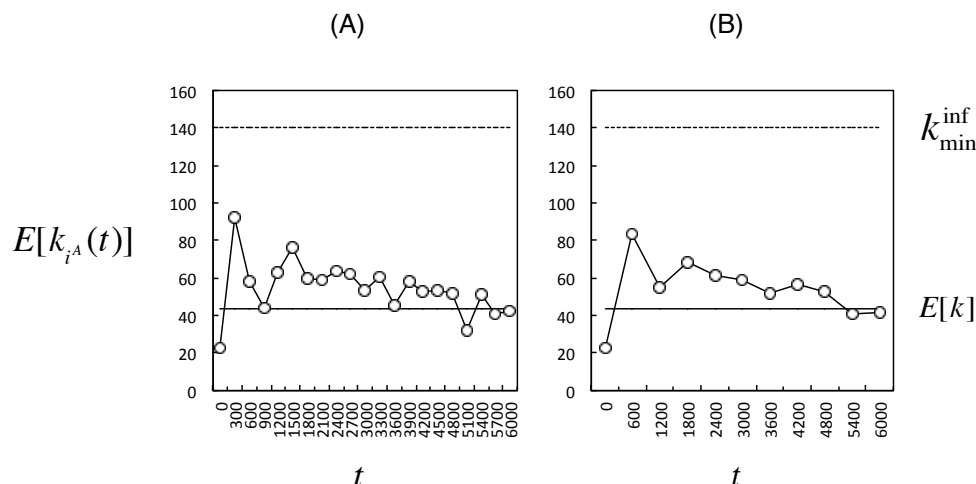


図5-3の分析結果で注目すべき部分は、次の3つである。

第一に、アーリーアダプターの平均次数は、インフルエンシャルの定義を満足しない。北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおいて、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしていない。

第二に、平均以下の次数を持つ宿泊施設から普及が始まっている。イニシエーターとなる宿泊施設の平均次数は、普及の全過程において最も低い。

第三に、アーリーアダプターの平均次数は、波形を描いている。平均以下の次数を持つ宿泊施設から始まった普及は、平均次数の約2倍の次数を持つ宿泊施設へ続き、再び平均に近い次数を持つ宿泊施設へと進んでいる。アーリーアダプターの平均次数が波形を描くパターンは、所属・影響ネットワークの閾値モデル (3.5.1.) とスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデル (3.5.3.) において観察されるパターンである。つまり、理論モデルにおいて観察される波形のパターンが、経験データからも観察されることが明らかになった。

図5-3(A)と(B)は、それぞれ  $t$  が300日と600日単位での、アーリーアダプターの平均次数を分析した結果である。離散時間  $t$  における採用者の平均次数は、 $t$  の間隔を大きくするほど平均次数に近づくという性質がある。採用者の平均次数のばらつきが、図5-3(A)より図5-3(B)の方が小さいのは、これが理由である。それでは、 $t$  の間隔を小さくすると、アーリーアダプターの平均次数は、インフルエンシャルの定義を満足するようになるのだろうか。図5-4は、 $t$  の間隔を1日にした場合のアーリーアダプターの平均次数を表したものである。

図5-4 北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける  
アーリーアダプターの次数分布（1日単位）

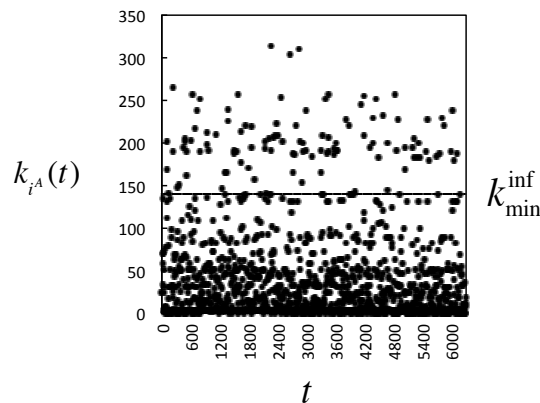


図5-4から、インフルエンシャルのウェブサイト導入時期が、特定の期間に集中していないことが分かる。インフルエンシャルは、普及の全過程においてウェブサイトを導入している。したがって、インフルエンシャルとアーリーアダプターとの間には関連がないと言える。ちなみに、 $t$ の間隔を60日、100日にした場合でも、平均次数がインフルエンシャルの定義を満足する $t$ 時点は存在しなかった。

### 5.3.3. シミュレーション分析

最後に、北海道の宿泊業界の所属ネットワークデータを利用して、シミュレーション分析を行った結果について説明する。シミュレーション分析を行ったネットワーク構造は2つである。ひとつは、本章で構築した北海道の宿泊業界の所属ネットワークであり、もうひとつは、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルに、北海道の宿泊業界の所属ネットワークのパラメーターを用いて再現したネットワークである。後者を、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルと呼ぶことにする。分析方法と手続きは、所属・影響ネットワークモデルのシミュレーション分析方法と手続きと同じである（3.4.）。シミュレーション分析では、アーリーアダプターの平均次数、カスケードサイズ、乗数効果を分析した。シミュレーション分析の結果、どちらのネットワーク構造を利用しても、ほとんど同じ結果が得られたので、本節では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルをシミュレーション分析した結果について説明する。

まず、アーリーアダプターの平均次数をシミュレーション分析した結果について説明する。図5-5は、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおける、アーリーアダプターの平均次数を分析した結果である。

図5-5(A)は、行為者の行動決定モデルとして閾値モデルを用いた場合の分析結果であり、図5-5(B)は、行為者の行動決定モデルとしてSIRモデルを用いた場合の分析結果である。次数の集計は、カスケードサイズが.632以上の場合を対象にした。本論文が分析対象とした北海道の宿泊施設は2,287軒で、そのうち1,445軒の宿泊施設のウェブサイト導入時期を確認したので、 $1445 / 2287 = .632$ を基準にしてカスケードの発生を判断したわけである。閾値モデルにおける閾値 $\phi$ の設定と、SIRモデルにおける感染率 $\theta$ の設定も、カスケードサイズの期待値 $E[c]$ が.632となる $\phi$ と $\theta$ を用いた。図5-5(A)は $\phi$ が.04の場合の分析結果であり、図5-5(B)は $\theta$ が.004の場合の分析結果である。

図5-5 北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおける  
アーリーアダプターの平均次数

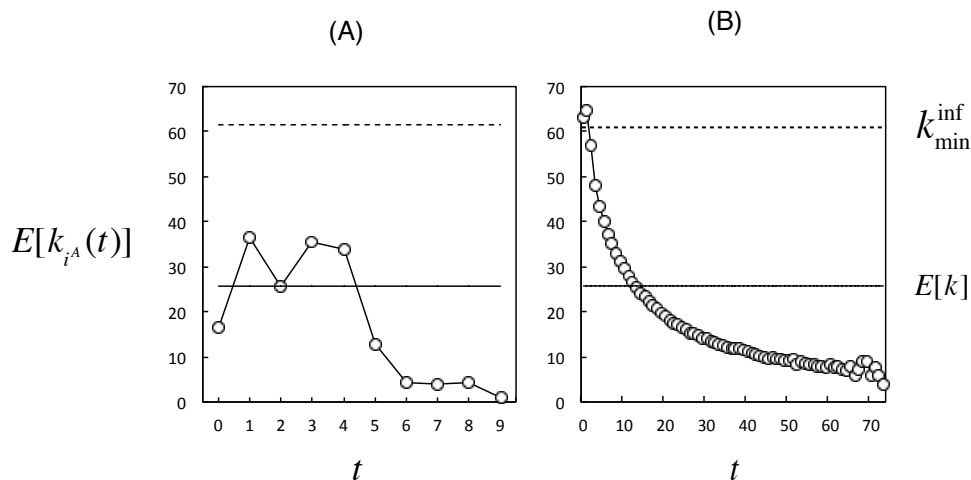


図5-5の分析結果で注目すべき部分は、次の4つである。

第一に、図5-3と類似しているのは、図5-5(A)である。つまり、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるアーリーアダプターの平均次数の様子を再現しているのは、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルに閾値モデルを用いた場合である。図5-5の分析結果から、SIRモデルは、行為者の行動決定モデルとして適切ではないことが分かる。

第二に、図5-5(A)におけるアーリーアダプターの平均次数は、インフルエンシャルの定義を満足しない。図5-5(B)の場合、アーリーアダプターの平均次数は、インフルエンシャルの定義を満足しているが、先述したように、SIRモデルは経験データの様子を上手く捉えていないので、論外とする。

第三に、図5-5(A)において、平均以下の次数を持つ行為者からカスケードが始まっている。平均以下の次数を持つ行為者からカスケードが始まっている点は、図5-3の北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける分析結果と一致する。

第四に、図5-5(A)において、アーリーアダプターの平均次数は、波形を描いている。アーリーアダプターの平均次数が波形を描いている点も、図5-3の北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける分析結果と一致する。

以上、図5-5の分析結果から、経験データに適用する適切な理論モデルは、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルであることが分かった。そして、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを再現し、アーリーアダプターの平均次数をシミュレーション分析した結果、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしていないことが分かった。

表5-4 北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおける  
カスケードサイズの分析結果

	インフルエンシャル	ノン・インフルエンシャル
最小値	0.000	0.000
第1四分位数	0.000	0.000
第2四分位数	0.000	0.003
第3四分位数	0.718	0.718
最大値	0.718	0.718

n=1,000

次に、カスケードサイズをシミュレーション分析した結果について説明する。上記の分析結果から、経験データに適用する適切な理論モデルは、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルであることが分かったので、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルに閾値モデルを用いて、インフルエンシャルから始まるカスケードのサイズと、ノン・インフ

ルエンシャルから始まるカスケードのサイズを分析する。表5-4は、その結果を5数要約で表したものである。

表5-4から、インフルエンシャルから始まるカスケードのサイズと、ノン・インフルエンシャルから始まるカスケードのサイズに、ほとんど違いがないことが分かる。

最後に、乗数効果をシミュレーション分析した結果について説明する。表5-5は、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルに閾値モデルを用いて、インフルエンシャルの乗数効果 $\gamma$ 、ローカルカスケードにおけるインフルエンシャルの相対的影響力 $\kappa$ 、インフルエンシャルの相対的乗数効果 $\rho$ を分析した結果である。

表5-5 北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおける  
乗数効果の分析結果

$\gamma$	1.085
$\kappa$	3.152
$\rho$	0.344

$\gamma$ は約1なので、インフルエンシャルによるカスケードサイズの平均と、ノン・インフルエンシャルによるカスケードサイズの平均との違いは、ほとんどない。 $\kappa$ は約3なので、インフルエンシャルのローカルカスケードにおける影響力は、平均の約3倍である。 $\kappa$ を考慮したインフルエンシャルの相対的乗数効果 $\rho$ は、約.34であり1より小さい。したがって、インフルエンシャルがグローバルカスケードに及ぼす影響力は、インフルエンシャルがローカルカスケードに及ぼす影響力より小さい。

#### 5.4. 結論

本章では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データと、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを利用して、インフルエンシャル仮説の経験的検討を行った。本章の分析結果を3つにまとめると、次の通りである。

第一に、北海道の宿泊業関連団体と地域団体の会員情報を利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを構築した。そして、北海道の宿泊業界の所属ネットワークの次数分布を分析した結果、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける次数分布は、ベキ分布であることが分かった。なお、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける次数分布は、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルを利用して再現することができたので、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルは、経験データの様子を上手く反映したモデルであることが分かった。

第二に、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおける、アーリーアダプターの平均次数を分析した結果、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしていなかった。経験データから、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割は確認されない。

第三に、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるパラメーターを、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルに適用し、シミュレーション分析を行った結果、経験データの様子を上手く捉えている理論モデルは、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルであることが分かった。そして、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークを再現した。北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルをシミュレーション分析した結果、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしていないこと、インフルエンシャルから始まるカスケードのサイズと、ノン・インフルエンシャルから始まるカスケードのサイズに違いはないこと、インフルエンシャルがグローバルカスケードに及ぼす影響力は、インフルエンシャルがローカルカスケードに及ぼす影響力より小さいことが分かった。つまり、北海道の宿泊業界の所属ネットワークモデルにおいて、インフルエンシャルは普及の発生とは関係がない。

以上、経験データを用いてインフルエンシャル仮説を検討した結果、インフルエンシャル仮説が主張する、普及の発生におけるインフルエンシャルの役割は、確認することができなかった。したがって、本章で行ったインフルエンシャル仮説の経験的検討の結果は、インフルエンシャル仮説を支持しないと言える。

---

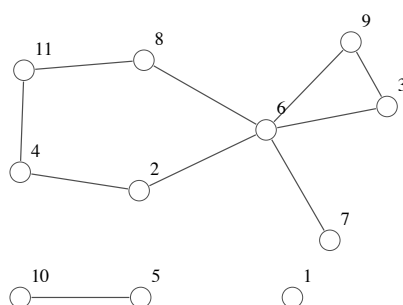
1) コンポーネントとは、たとえば、ネットワークの点と線を、物理的なボールと糸に置き換えて考えた場合、

ボールを1つ摘んで持ち上げたときに、ボールに繋がっている糸に引っ張られて一緒に持ち上がるボールの集



合のことを言う。これを数学的に表現すると、ウォーク (walk) 可能な最大サイズの点の部分集合である。ウォークとは、点から始まり「点、線、点、線…」のように線と点が交互に繰り返され、点で終わる数列のことである。たとえば、図5-6には (1), (5, 10), (2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11) の3つのコンポーネントがある。コンポーネントの中で、最もサイズが大きいコンポーネントを、ジャイアントコンポーネント (giant component) と言う。図5-6では (2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11) がジャイアントコンポーネントである。

図5-6 ネットワークにおけるコンポーネントの例



2) クラスタリング係数の考え方には、2種類がある。ひとつは、ルースとペリーによるグローバルクラスタリング係数 (global clustering coefficient) であり (Luce and Perry 1949), もうひとつは、ワッツとストロガッツによる平均クラスタリング係数 (average clustering coefficient) である (Watts and Strogatz 1998). 本論文では、ワッツとストロガッツの平均クラスタリング係数を使用した。平均クラスタリング係数は、ローカルクラスタリング係数 (local clustering coefficient) の平均である。ローカルクラスタリング係数  $C_i$  は、次のように定義される。

$$C_i = \frac{\text{点 } i \text{ が属するトライアングルの数}}{\text{点 } i \text{ が中心となるトリプレットの数}} \quad (5 \cdot 2)$$

トリプレット (triplet) は、ウォーク可能な3つの点からなる部分集合を意味する。トライアングル (triangle) は、トリプレットが描く三角形を意味する。分子の「点  $i$  が属するトライアングル」とは、点  $i$  がトライアングルを構成する一部分であることを意味する。分母の「点  $i$  が中心となるトリプレット」は、点  $i$  が属するトリプレットの中で、点  $i$  からその他の2つの点までの距離が、それぞれ1であるトリプレットを意味する。この割合を計算すれば、ローカルクラスタリング係数、つまり、私の隣人同士が、互いにも隣人同士である程度が計算できる。ネットワーク上の全ての点のローカルクラスタリング係数を平均したものが、平均クラスタリング係数  $\bar{C}$  である。

$$\bar{C} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i \quad (5 \cdot 3)$$

3) 平均最短経路長とは、ネットワークに存在する全ての点同士の距離 (distance) を平均したものである。距離は最短経路 (shortest path) を意味する。点と点との間に存在する全てのウォークを経路 (path) と言い、長さが最も短い経路を最短経路と言う。平均最短経路長  $l$  は、(5・4) のように定義される。 $d_{ij}$  は点  $i$  から点  $j$  までの距離を表す。

$$l = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j} d_{ij} \quad (5 \cdot 4)$$

ネットワークにコンポーネントが2つ以上ある場合、経路が存在しない点同士が存在することになり、 $d_{ij}$  は無限大になる。したがって、ネットワークに2つ以上のコンポーネントがある場合は、一般的にジャイアントコンポーネントの平均最短経路長を計測する。本論文における平均最短経路長も、ジャイアントコンポーネントの平均最短経路長を計測したものである。

4) もちろん、オッズ比は因果関係を示すものではないので、紐帯を持つことがウェブサイトの導入確率に影響を与えているとか、ウェブサイトを導入したことが紐帯を持つ確率に影響を与えているという解釈は正しくない。ここでは、紐帯を持つこととウェブサイトの導入確率との間に関連があるということを確認したい。



## 第6章

### 結論

#### －得られた知見と含意－

##### 6.1. 得られた知見

本論文の目的は、社会集団内で行為者が持つ影響力が、普及の発生に果たす役割を分析することであった。行為者の影響力と普及の発生との関係が問題になる理由は、既存の理論枠組みでは、社会集団内で大きな影響力を持つ少数の行為者が、普及の成功と失敗を左右するほど、普及の発生において重要な役割を果たすとしているが、大きな影響力を持つ少数の行為者がどのようにして普及の成功と失敗を左右するか、そのメカニズムを明確にせずに、行為者の影響力と普及との関係を所与としているという問題があるからである。本論文が、行為者の影響力と普及との関係をいくつかの仮定のもとで理論的・経験的検討を試みた結果、社会集団内で大きな影響力を持つ少数の行為者が、普及の成功と失敗を左右するほど、普及の発生において重要な役割を果たすという事実は、理論モデルの限られた条件を除くと、理論的にも経験的にも確認されなかった<sup>1</sup>。以下では、本論文の中心的な発見を、学説の考察結果、理論モデルのシミュレーション分析結果、経験データの分析結果に分けて整理する。

まず、学説の考察結果について整理する。社会集団内で大きな影響力を持つ少数の行為者が、普及の成功と失敗を左右するほど、普及の発生において重要な役割を果たすという既存の理論枠組みを、本論文ではインフルエンシャル仮説と呼んだ。インフルエンシャル仮説の視点から、普及研究の諸学説を考察した結果、次の事実が分かった。第一に、インフルエンシャル仮説は、普及研究が誕生した時から、普及研究の中心的な理論枠組みとして位置付けられていた。インフルエンシャル仮説は、普及研究の始まりであるタルドの模倣の法則 (Tarde 1890=1903) でも発見することができ、ラザースフェルドらのコミュニケーションの2段階の流れ論 (Lazarsfeld et al. [1944] 1948; Katz and Lazarsfeld 1955) とロジャースのイノベーションの普及 (Rogers 1962) でも、中心的な理論枠組みとして論じられている。

第二に、インフルエンシャル仮説は、代表的個人を用いた説明が陥りやすい問題に陥っている。代表的個人を用いた説明では、社会的行為に参加した大多数の人の規範を代表する代表的個人を仮定し、代表的個人の規範から社会的結果を説明するが、その場合、行為者間の相互作用と行為者間の相互作用によってもたらされる社会的結果が無視されるという危険がある。インフルエンシャル仮説も、インフルエンシャルという代表的個人を仮定して普及を説明していて、行為者間の相互作用を無視し、普及の原因をインフルエンシャルという個人の属性に単純に還元してしまうという誤謬、つまり、インフルエンシャルの影響力と普及の発生との因果関係を、インフルエンシャルの属性がいかにか特別かを論じて証明する循環論法の誤謬に陥っている。以上の学説の考察結果から、インフルエンシャル仮説は、普及研究の中心的な理論枠組みであると同時に、重大な問題を持っていることが明らかになった。

次に、理論モデルのシミュレーション分析結果について整理する。本論文では、ワッツとドッツの影響ネットワークモデルを修正して、所属・影響ネットワークモデルを構築した。影響ネットワークモデルを修正する理由は、影響ネットワークモデルが行為者間の紐帯形成に社会的文脈を考慮していないという限界があるからである。本論文が構築した所属・影響ネットワークモデルは、影響ネットワークモデルに所属ネットワーク構造を導入することで、行為者間の紐帯形成に社会的文脈を与えたモデルである。所属・影響ネットワークモデルの仮定を変えながら、4つの条件でシミュレーション分析を行った結果、以下のことが分かった。第一に、カスケードウィンドウにおけるインフルエンシャルの相対的乗数効果が1を超えることはなかった。つまり、大規模の普及が発生した場合、インフルエンシャルが集団全体に及ぼす影響力は、インフルエンシャルが隣人に対して持つ影響力よりも小さい。インフルエンシャル仮説では、インフルエンシャルの影響力が直接的環境を超えて集団全体に行使されるとしているが、シミュレーション分析結果はこの説明を支持しない。第二に、普及が発生した場合のアーリーアダプターの平均次数を分析した結果、ネットワーク密度が低いなどの一部の条件を除くと、インフルエンシャルがアーリーアダプターとして重要な役割を果たすことはなかった。また、インフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たす条件でも、小規模の普及しか発生しなかったので、インフルエンシャルのアーリーアダプターとしての役割に実質的な意味はない。インフルエンシャル仮説では、普及の初期段階においてインフルエンシャルがアーリーアダプターとして重要な役割を果たすとしているが、シミュレーション分析結果はこの説明を支持しない。以上、理論モデルをシミュレーション分析した結果、インフルエンシャル仮説が想定している状況は、例外的な一部の条件を除いて、理論モデルを用いて再現することができなかった。

最後に、経験データの分析結果について整理する。本論文では、北海道の宿泊業界の所属ネットワークデータと、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを利用して、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及過程を分析し、北海道の宿泊業界の所属ネットワークにおけるインフルエンシャルが、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及に果たした役割を検討した。経験データの分析結果、以下のことが分かった。第一に、バスマデルを利用して、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及データを分析した結果、北海道の宿泊業界における模倣係数は、スイスやマレーシアに比べて非常に高いことが分かった。高い模倣係数は、採用者による未採用者への強い採用圧力を意味していて、北海道の宿泊業界の場合、スイスやマレーシアに比べて、より緊密な社会ネットワークの働きが示唆される。第二に、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及において、インフルエンシャルはアーリーアダプターとしての役割を果たしていない。北海道の宿泊業界の社会ネットワークにおけるアーリーアダプターの平均次数を分析した結果、アーリーアダプターの平均次数は、次数の低い行為者から始まる波形を描いていた。そして、アーリーアダプターの平均次数がインフルエンシャルの定義を満足することはなかった。つまり、北海道の宿泊業界の社会ネットワークにおけるウェブサイトの普及は、所属団体が少ない宿泊施設から始まり、所属団体が多い宿泊施設を通じて、団体から団体へと広まったのであり、その過程でインフルエンシャルがアーリーアダプターとしての役割を果たすことはなかった。第三に、本論文が構築した理論モデルである、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、北海道の宿泊業界の社会ネットワークにおけるウェブサイトの普及の特徴を適切に捉えている。北海道の宿泊業界の所属ネットワークの次数分布はベキ分布であり、スケールフリー所属・影響ネットワークモデルを利用して、北海道の宿泊業界の所属ネットワークの次数分布を再現することができた。また、北海道の宿泊業界の社会ネットワークにおけるアーリーアダプターの平均次数は、次数の低い行為者から始まる波形を描いていたが、同様のパターンをスケールフリー所属・影響ネットワークモデルを利用して再現することができた。つまり、本論文が構築したスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、経験データと整合的である。以上、経験データの分析結果、インフルエンシャル仮説が想定している状況は、経験データからも確認することができないことが明らかになった。

## 6.2. 本論文の含意

本論文では、インフルエンシャル仮説の理論的・経験的検討を行い、インフルエンシャル仮説が理論的にも経験的にも支持されないことを論じた。本論文が、インフルエンシャル仮説の理論的・経験的検討を通じて得た知見の含意を考察すると、以下の3つに整理できる。

第一に、本論文は、インフルエンシャル仮説の理論的検討を行ったワッツとドッズ (Watts and Dodds 2007; Watts 2007, 2011) の後続研究として、影響ネットワークモデルを拡張させた。ワッツらの影響ネットワークモデルに関する研究は、数理モデルとシミュレーション分析を通じて、インフルエンシャル仮説の検討を行った初めての試みとして意義がある。しかし、ワッツらの影響ネットワークモデルでは、行為者間の紐帯形成がランダムに決まるとされていて、紐帯形成の社会的文脈を考慮していない。したがって、ワッツらの影響ネットワークモデルは、現実社会のどのような状況を理論モデル化しているのかが不明である。本論文では、所属ネットワーク構造を導入することで、行為者間の紐帯形成に社会的文脈を与えて、影響ネットワークモデルをより現実的なモデルに発展させた。本論文が構築した所属・影響ネットワークモデルは、所属ネットワーク構造が存在し、所属ネットワーク構造を通じて普及が発生した状況を理論モデル化したものである。つまり、所属ネットワーク構造が存在し、所属ネットワーク構造を通じて普及が発生した状況では、本論文が構築した所属・影響ネットワークモデルを適用することができる。経験データへの適用という面で、本論文が構築した所属・影響ネットワークモデルは、ワッツらの影響ネットワークモデルを拡張させたモデルとして意義がある。

第二に、本論文は、インフルエンシャル仮説の経験的検討を試みた。ワッツらによるインフルエンシャル仮説の検討は、理論モデルの水準にとどまったが、それはワッツらの影響ネットワークモデルが、先述したように、経験データへの適用という面で限界があったからである。一方、所属・影響ネットワークモデルは、理論モデルが想定する社会的状況を明確にした上で、構築されたモデルである。したがって、所属・影響ネットワークモデルが想定する社会的状況が経験的に観察された場合、所属・影響ネットワークモデルを経験データに適用することができる。本論文では、北海道の宿泊業界におけるウェブサイトの普及が、所属・影響ネットワークモデルが想定する社会的状況であると仮定し、経験データの分析を行った。そして、インフルエンシャル仮説は、経験データからも支持されないことを明らかにした。本論文では、ワッツらの影響ネットワークモデルを、経験データにも適用可能な形に拡張さ

せた上で、さらに理論モデルの分析結果から得た知見を、経験的水準でも確かめた初めての研究として意義がある。

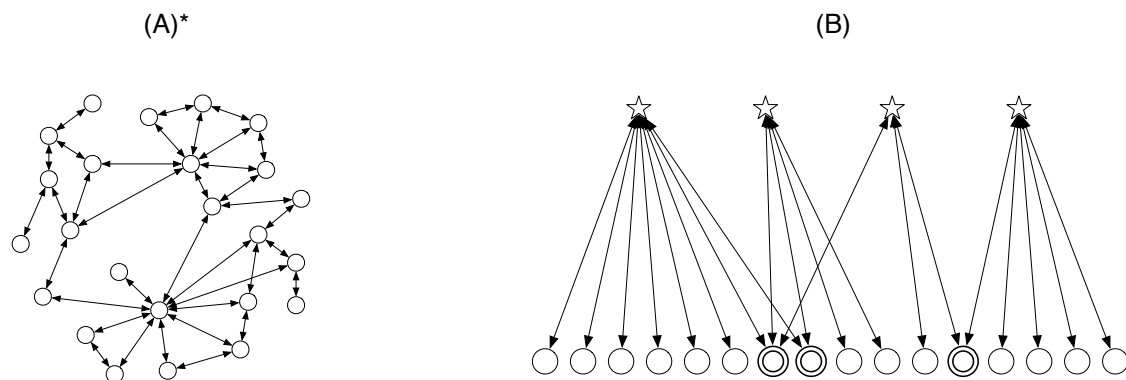
第三に、本論文は、所属ネットワークを通じて発生する普及に関する、新しい理論モデルを提案した。本論文では、経験データの分析を通じて、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルが、経験データの様子を上手く捉えていることを明らかにした。以下では、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルが、普及を説明する理論モデルとして、どのような意味を持っているかを詳しく説明する。

### 6.2.1. スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの意義

スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの特徴について、ワッツらの影響ネットワークモデルと比較しながら説明する。図6-1は、ワッツらの影響ネットワークモデルと、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの概略図である。

図6-1 影響ネットワークモデルと

スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの概略図



\*Watts and Dodds (2007: 444) から一部修正して転載。

スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルと、影響ネットワークモデルを比較するポイントは、次の3つである。

第一に、紐帯の意味が異なる。影響ネットワークモデルでは、紐帯が行為者間で行使される影響力を意味する。図6-1(A)の線は、影響力の行使関係がある2人の行為者を結んでいる。影響ネットワークモデルが想定している状況は、会話などの日常的な相互作用を通じて



影響力が行使されるという状況である。したがって、経験データから影響ネットワークモデルを構築するためには、全ての行為者間の相互作用を調査する必要がある。一方、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、紐帯が情報の流れを意味する。情報の流れは、同じ団体に所属するだけでも生じうるので、図6-1(B)の線は、行為者の団体への所属関係を表す。スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルが想定している状況は、情報が伝わるだけで行為者の行動に影響を与えることができるという状況である。したがって、経験データからスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを構築するためには、行為者の団体への所属関係を調査すれば十分である。

第二に、紐帯形成の社会的文脈が異なる。影響ネットワークモデルでは、紐帯形成の社会的文脈は考慮されていない。紐帯はランダムで形成される。影響ネットワークモデルは、日常的な相互作用を通じて影響力が行使される状況を想定しているにもかかわらず、現実世界における相互作用の諸条件（地理的、時間的、文化的制限など）は考慮されていない。たとえば、日常生活を営む空間が地理的に離れていて、行為者間に相互作用が起こらない場合や、異なる職業に就いているなどで、活動の場が異なる行為者間でも、影響ネットワークモデルでは、紐帯が形成されることがあると仮定される。一方、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、団体に所属することで紐帯が形成される。紐帯は、行為者が団体に所属するという社会的文脈によって形成される。同じ団体に所属するということは、たとえば、日常生活を営む空間が地理的に近かったり、職業などの活動の場が共通していたりすることを意味する。つまり、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、なぜ行為者間の紐帯が形成されるかが明確である（同じ団体に所属しているから）ので、モデルを経験データに適用する際に、どのような経験データを用いればいいか（同じ団体に所属している行為者同士では相互作用があると仮定できるデータ）も明確である。

第三に、インフルエンシャルの役割が異なる。影響ネットワークモデルでは、たとえば、次数が0の行為者と私との間に紐帯が形成されても、私の次数は+1になり、次数が10の行為者と私との間に紐帯が形成されても、私の次数は+1になる。したがって、紐帯を形成する相手の性格とは関係なく、多くの相手と紐帯を持つ行為者がインフルエンシャルである。図6-1(A)では、つながっている線の数が多い点でインフルエンシャルが表される。このような構造では、多くの人とつながりを持つ行為者がインフルエンシャルになるので、インフルエンシャルは、いわば顔が広い行為者を意味する。一方、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、たとえば、所属している行為者の数が1の団体に所属する場合、私の

次数は+1になり、所属している行為者の数が10の団体に所属する場合、私の次数は+10になる。したがって、所属している行為者の数が多い団体に多く所属する行為者がインフルエンシャルである。図6-1(B)では、複数の団体に所属している行為者を二重丸(◎)で表している。このような構造では、インフルエンシャルが、団体と団体を結ぶ橋の役割を果たす。

以上、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルの特徴を、ワッツらの影響ネットワークモデルと比較しながら説明した。つまり、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、紐帯が情報の流れを意味し、団体への所属関係という社会的文脈から紐帯が形成され、インフルエンシャルは団体と団体を結ぶ橋の役割を果たす。こういった特徴は、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルが、影響ネットワークモデルに比べて、経験データの分析に有利であることを意味する。

まず、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける紐帯は、情報の流れを意味するので、情報が伝わるだけで行為者の行動に影響を与える状況を仮定すれば、団体の所属情報を利用して、経験データの分析を行うことが可能である。影響ネットワークモデルの場合、紐帯が行為者間で行使される影響力を意味するので、経験データの分析を行うためには、どの行為者がどの行為者に影響を与えているかを調査しなくてはならない。団体の所属情報は、行為者間の影響関係より、データの収集が容易なので、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、影響ネットワークモデルに比べて、経験データの分析の面で有利である。

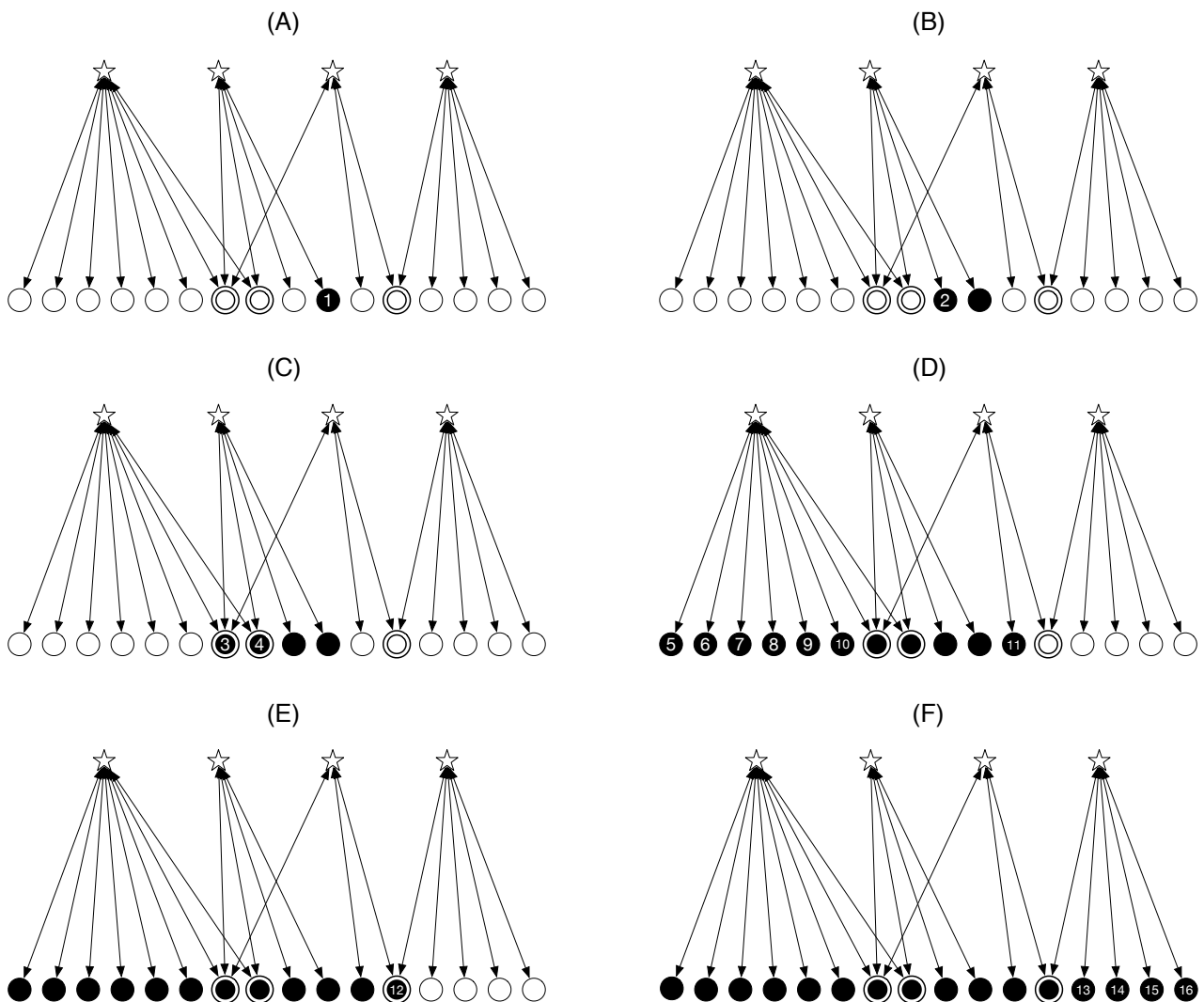
また、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける紐帯は団体への所属関係から形成されるので、同じ団体に所属する行為者同士では相互作用があると仮定すれば、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを経験データの分析に用いることができる。影響ネットワークモデルの場合、紐帯の形成はランダムで決まると仮定しているので、影響ネットワークモデルを利用して経験データの分析を行うためには、紐帯の形成がランダムで決まる条件の経験データが必要である。

そして、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるインフルエンシャルは、多くの行為者が所属する団体に多く所属している行為者なので、インフルエンシャルを団体の所属情報から簡単に見つけることができる。

したがって、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、影響ネットワークモデルに比べて、経験データの分析に有利である。そして、実際に本論文でスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを用いて経験データの分析を行った結果(第5章)、

スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、実際のデータの様子を上手く捉えていることを確認した（図5-5(A), p. 118）。

図6-2 スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおける普及過程の例



経験データの分析に有利であるという意義に加えて、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、普及の発生が非常に稀であるという現実世界の特徴を捉えているモデルとしても意義がある。たとえば、ワッツらの影響ネットワークモデルでは、閾値をコントロールすると、カスケードの発生とサイズを説明する要因はネットワーク密度である（Watts and Dodds 2007: 445, 454）。どの点とどの点がつながっているかは、カスケードの発生とサイズには影響を与えない。一方、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、そもそもカスケードの発生自体が非常に稀である（図3-11, p. 79）。スケールフリー所

属・影響ネットワークの閾値モデルにおけるカスケードの発生が稀である理由は、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、どの点とどの点がつながっているかが、カスケードの発生とサイズに大きな影響を与えるからである。そのメカニズムを、図6-2を利用して説明する。

図6-2の白丸（○）は採用行動を取っていない行為者を表し、黒丸（●）は採用行動を取った行為者を表す。星（☆）は団体を表し、二重丸（◎）は2つ以上の団体に所属する行為者を表す。スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルは、所属関係の優先的選択仮定を置いているので（3.3.2.），図6-2には、行為者が多く所属する団体と、そうでない団体がある。図6-2における行為者の閾値は、第3章の分析に用いた値と同じく.18とする。

スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルのシミュレーション分析結果から、アーリーアダプターの平均次数は、次数の低い行為者から始まる波形を描くことが分かっている（図3-12, p. 80）。そして、経験データの分析結果からも、アーリーアダプターの平均次数は、次数の低い行為者から始まる波形を描くことが分かっている（図5-3, p. 116）。つまり、成功した普及は、次数が平均より小さい行為者から始まって、次数の高い行為者を経て、団体から団体へと進んでいく。この過程を図6-2を利用して説明すると、次の通りである。

まず、次数が平均より小さい行為者から普及が始まる（図6-2(A)）。そして、行為者1と同じ団体に所属する行為者2は、隣人3人中1人がイノベーションを採用した（ $1/3 = .33$ ）ので、 $.33 > .18$ となり、イノベーションを採用する（図6-2(B)）。次に、行為者3は、隣人11人中2人がイノベーションを採用した（ $2/11 = .1818$ ）ので、 $.1818 > .18$ となり、イノベーションを採用する。行為者4も、隣人9人中2人がイノベーションを採用した（ $2/9 = .22$ ）ので、 $.22 > .18$ となり、イノベーションを採用する（図6-2(C)）。次に、行為者5から10までは、隣人7人中2人がイノベーションを採用した（ $2/7 = .29$ ）ので、 $.29 > .18$ となり、イノベーションを採用する。行為者11は、隣人2人中1人がイノベーションを採用した（ $1/2 = .50$ ）ので、 $.50 > .18$ となり、イノベーションを採用する（図6-2(D)）。次に、行為者12は、隣人6人中2人がイノベーションを採用した（ $2/6 = .33$ ）ので、 $.33 > .18$ となり、イノベーションを採用する（図6-2(E)）。最後に、行為者13から16までは、隣人4人中1人がイノベーションを採用した（ $1/4 = .25$ ）ので、 $.25 > .18$ となり、イノベーションを採用する（図6-2(E)）。

図6-2の各図における採用者の平均次数を計算すると次の通りである。図6-2(B)の採用者の平均次数は4である。図6-2(C)の採用者の平均次数は10である。図6-2(D)の採用者の平均次数は6.4である。図6-2(E)の採用者の平均次数は6である。図6-2(F)の採用者の平均次数は4である。

それから、図6-2の各図において、採用行動を取るために必要な最低採用隣人数を計算すると、次の通りである。図6-2(B)に必要な最低採用隣人数は、 $4 \times .18 = .72$ 人である。図6-2(C)に必要な最低採用隣人数は、 $10 \times .18 = 1.8$ 人である。図6-2(D)に必要な最低採用隣人数は、 $6.4 \times .18 = 1.15$ 人である。図6-2(E)に必要な最低採用隣人数は、 $6 \times .18 = 1.08$ 人である。図6-2(F)に必要な最低採用隣人数は、 $4 \times .18 = .72$ 人である。つまり、必要な最低採用隣人数が最も多いのは、1.8人の図6-2(C)の段階であり、図6-2(C)の段階では、イノベーションをまだ採用していない隣人の数が少し増えるだけで、あるいはイノベーションを採用した隣人の数が少し減るだけで、カスケードが中止される可能性が高いことが分かる。

一方、行為者3から10までが所属する団体は、所属行為者の数が最も多い団体である。規模の大きいカスケードが発生するためには、この団体内でカスケードが発生しなければならない。そして、この団体へカスケードが伝わるように橋の役割を果たすのが、図6-2(C)の段階で採用者となる行為者3と4である。特に行為者3は、行為者11から16までが所属する団体ともつながっているので、行為者3の採用行動は大規模のカスケードの発生において重要である。つまり、行為者3の採用行動は、大規模のカスケードの発生において重要であり、なおかつ、先述したように、隣人の数や採用隣人の数に影響されやすい。整理すると、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、大規模のカスケードの発生に重要な役割を果たす行為者が、採用行動を取る可能性が低い構造になっているので、大規模のカスケードの発生確率が低い。これが、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルにおいてカスケードの発生が稀である理由である。

ちなみに、図6-2の行為者3は図6-2の中では次数が最も高い行為者なので、行為者3はインフルエンシャルであり、したがって、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルでは、インフルエンシャルが普及の発生において重要な役割を果たしているように見えるかもしれない。しかし、図6-2はあくまでも、普及の発生が稀になるメカニズムを説明するために、スケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを単純化した例であって、実際にスケールフリー所属・影響ネットワークの閾値モデルを利用して構築したネットワークにおけるインフルエンシャルの様子は反映されていない。スケールフリー所属・影響ネット

ワークの閾値モデルにおける平均次数とインフルエンシャルの次数との比は、図6-2における平均次数と行為者3の次数との比とは比較にならないほどの差があり、したがって、インフルエンシャルが普及の初期段階で採用行動を取る可能性は非常に低い。この事実は、シミュレーション分析の結果からも確認できる（図3-12, p. 80）。

---

1) 本論文が行ったインフルエンシャル仮説の理論的・経験的検討は、所属・影響ネットワークモデルが仮定する条件において、行為者の影響力と普及の発生との関係を限定的に検討したものである。本論文では想定されていないが、行為者の影響力と普及の発生との関係を考察する際に考慮すべき重要な要因として、次の2つが考えられる。まず、マスメディアの役割である。本論文では、マスメディアの役割を考慮せずに、インフルエンシャルの影響力は、もっぱら個人的接触を通じて行使されると仮定したが、現実社会ではマスメディアを通じて影響力を行使する行為者が確かに存在する。もう1つの要因は、紐帯の強さである。本論文では、すべての紐帯の強さが同じであると仮定し、紐帯の数を利用してインフルエンシャルを定義した。しかし、現実社会における紐帯には強弱があり、同じ紐帯であっても強い影響力を行使できる紐帯と、そうでない紐帯がある。したがって、インフルエンシャルを定義する際には、紐帯の数だけではなく、紐帯の強さも考慮する必要がある。



## 参考文献

- Albers, Sönke, 2004, "Forecasting the Diffusion of an Innovation Prior to Launch," Sönke Albers ed., *Cross-Functional Innovation Management: Perspectives from Different Disciplines*, Gabler: Wiesbaden, 243-58.
- Anderson, Lisa R. and Charles A. Holt, 1996, "Classroom Games: Information Cascades," *The Journal of Economic Perspectives*, 10(4): 187-193.
- , 1997, "Information Cascades in the Laboratory," *The American Economic Review*, 87(5): 847-62.
- Bailey, Norman T., 1976, *The Mathematical Theory of Infectious Diseases*, 2nd ed., New York: Hafner.
- Bakshy, Eytan, Jake M. Hofman, Winter A. Mason and Duncan J. Watts, 2011, "Everyone's an influencer: quantifying influence on twitter," *Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining*, 65-74.
- Banerjee, Abhijit V., 1992, "A Simple Model of Herd Behavior," *The Quarterly Journal of Economics*, 107(3): 797-817.
- Barabási, Albert-László, 2002, *Linked: The New Science of Networks*, Cambridge: Perseus Publishing.
- Barabási, Albert-László and Réka Albert, 1999, "Emergence of Scaling in Random Networks," *Science*, 286(5439): 509-12.
- Bass, Frank M., 1969, "A New Product Growth for Model Consumer Durables," *Management Science*, 15(5): 215-27.
- Bikhchandani, Sushil, David Hirshleifer and Ivo Welch, 1992, "A Theory of Fads, Fashion, Custom, and Cultural Change as Informational Cascades," *Journal of Political Economy*, 100(5): 992-1026.
- Breiger, Ronald L., 1974, "The Duality of Persons and Groups," *Social Forces*, 53(2): 181-90.
- Bretschneider, Stuart I. and Vijay Mahajan, 1980, Adaptive Technological Substitutions Models, *Technological Forecasting and Social Change*, 18: 129-39.
- Carlson, Richard O., 1965, *Adoption of Educational Innovations*, Eugene: University of Oregon.
- Coleman, James S., 1964, *Introduction to Mathematical Sociology*, New York: Free Press of Glencoe.
- Coleman, James S., Elihu Katz and Herbert Menzel, 1957, "The Diffusion of an Innovation among Physicians," *Sociometry*, 20(4): 253-70.
- , 1966, *Medical Innovation: A Diffusion Study*, Indianapolis: Bobbs-Merrill.
- Coulter, Robin A., Lawrence F. Feick and Linda L. Price, 2002, "Changing Faces: Cosmetics Opinion Leadership among Women in the New Hungary," *European Journal of Marketing*, 36(11/12): 1287-308.



- Dodds, Peter Sheridan and Duncan J. Watts, 2004, "Universal Behavior in a Generalized Model of Contagion," *Physical Review Letters*, 92(21): no. 218701.
- , 2005, "A Generalized Model of Social and Biological Contagion," *Journal of Theoretical Biology*, 232(4): 587-604.
- Easley, David and Jon Kleinberg, 2010, *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Faust, Katherine, 1997, "Centrality in Affiliation Networks," *Social Networks*, 19(2): 157-91.
- Faust, Katherine, Karin E. Willber, David D. Rowlee and John Skvortz, 2002, "Scaling and Statistical Models for Affiliation Networks: Patterns of Participation among Soviet Politicians during the Brezhnev Era," *Social Networks*, 24: 231-59.
- Feld, Scott L., 1981, "The Focused Organization of Social Ties," *American Journal of Sociology*, 86(5): 1015-35.
- Gitlin, Todd, 1978, "Media Sociology: The Dominant Paradigm," *Theory and Society*, 6(2): 205-53.
- Gladwell, Malcolm, [2000] 2002, *The Tipping Point: How Little Things can Make a Big Difference*, 1st Back Bay pbk. ed., New York: Little, Brown and Company.
- Granovetter, Mark, 1978, "Threshold Models of Collective Behavior," *The American Journal of Sociology*, 83(6): 1420-1443.
- Granovetter, Mark and Roland Soong, 1983, "Threshold Models of Diffusion and Collective Behavior," *The Journal of Mathematical Sociology*, 9(3): 165-79.
- , 1986, "Threshold Models of Interpersonal Effects in Consumer Demand," *Journal of Economic Behavior and Organization*, 7: 83-99.
- , 1988, "Threshold Models of Diversity: Chinese Restaurants, Residential Segregation and the Spiral of Silence," *Sociological Methodology*, 18: 69-104.
- Harary, Frank, 1969, *Graph Theory*, Reading, Mass.: Addison-Wesley.
- Hashim, Noor Hazarina and Jamie Murphy, 2007, "Branding on the Web: Evolving Domain Name Usage among Malaysian Hotels," *Tourism Management*, 28(2): 621-4.
- Hashim, Noor Hazarina, Miriam Scaglione and Jamie Murphy, 2012, "Modelling and Comparing Malaysia's Hotel Website Diffusion," *Proceedings of Information and Communication Technologies in Tourism*, 167-78.
- Hashim, Noor Hazarina, Jamie Murphy, Olaru Doina and Peter O'Connor, 2014, "Bandwagon and Leapfrog Effects in Internet Implementation," *International Journal of Hospitality Management*, 37(1): 91-8.
- Hodgson, Geoffrey M., 1986, "Behind Methodological Individualism," *Cambridge Journal of Economics*, 10(3); 211-24.

- , 2007, "Meanings of Methodological Individualism," *Journal of Economic Methodology*, 14(2); 211-26.
- Katz, Elihu, 1957, "The two-step flow of communication: An up-to-date report on an hypothesis," *Public Opinion Quarterly*, 21: 61-78.
- , 2006, "Rediscovering Gabriel Tarde," *Political Communication*, 23(3): 263-70.
- Katz, Elihu and Paul F. Lazarsfeld, 1955, *Personal Influence: the Part Played by People in the Flow of Mass Communications*, Glencoe, Ill.: Free Press.
- Keller, Ed and Jon Berry, 2003, *The Influentials: One American in Ten Tells the Other Nine How to Vote, Where to Eat, and What to Buy*, New York: Free Press.
- Kermack, William O. and Anderson G. McKendrick, 1927, "A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics," *Proceedings of the Royal Society of London, Series A*, 115(772): 700-21.
- Kirman, Alan P., 1992, "Whom or What Does the Representative Individual Represent?," *The Journal of Economic Perspectives*, 6(2); 117-36.
- Lazarsfeld, Paul F., Bernard Berelson and Hazel Gaudet, [1944] 1948, *The People's Choice: How the Voter Makes Up His Mind in a Presidential Campaign*, 2nd ed., New York: Columbia University Press.
- Lilien, Gary L., Arvind Rangaswamy, [1998] 2003, *Marketing Engineering: Computer-Assisted Marketing Analysis and Planning*, 2nd ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Luce, R. Duncan and Albert D. Perry, 1949, "A Method of Matrix Analysis of Group Structure," *Psychometrika*, 14(2): 95-116.
- Lukes, Steven, 1968, "Methodological Individualism Reconsidered," *The British Journal of Sociology*, 19(2); 119-29.
- Mahajan, Vijay, Eitan Muller and Frank M. Bass, 1990, "New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research," *The Journal of Marketing*, 54(1): 1-26.
- Mahajan, Vijay, Charlotte H. Mason and V. "Seenu" Srinivasan, 1986, "An Evaluation of Estimation Procedures for New Product Diffusion Models," Vijay Mahajan and Yoram Wind eds., *Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance*, Cambridge, MA: Ballinger Publishing Company, 203-32.
- Mahajan, Vijay, Eitan Muller and Rajendra K. Srivastava, 1990, "Determination of Adopter Categories by Using Innovation Diffusion Models," *Journal of Marketing Research*, 27(1): 37-50.
- Majdandzic, Antonio, Boris Podobnik, Sergey V. Buldyrev, Dror Y. Kenett, Shlomo Havlin and H. Eugene Stanley, 2014, "Spontaneous Recovery in Dynamical Networks," *Nature Physics*, 10(1): 34-8.
- Merton, Robert K., 1968a, "Patterns of Influence: Local and Cosmopolitan Influentials," Robert K. Merton, ed., *Social Theory and Social Structure*, New York: Free Press, 441-74.

- , 1968b, "The Matthew Effect in Science," *Science*, 159(3810): 56-63.
- Newman, Mark E. J., 2003, "The Structure and Function of Complex Networks," *SIAM Review*, 45(2): 167-256.
- Newman, Mark E. J. and Duncan J. Watts, 1999, "Scaling and Percolation in the Small-World Network Model," *Physical Review E*, 60: 7332-42.
- Price, Derek J., 1976, "A General Theory of Bibliometric and Other Cumulative Advantage Processes," *Journal of the American Society for Information Science*, 27(5): 292-306.
- Rogers, Everett M., 1962, *Diffusion of Innovations*, 1st ed., New York: Free Press of Glencoe.
- , 1962, *Diffusion of Innovations*, 1st ed., New York: Free Press of Glencoe. (=1966, 藤竹 暁訳 『技術革新の普及過程』 培風館。)
- , [1962] 1983, *Diffusion of Innovations*, 3rd ed., New York: Free Press.
- , [1962] 1983, *Diffusion of Innovations*, 3rd ed., New York: Free Press. (=1990, 青池 慎一・宇野善康・浜田とも子訳 『イノベーション普及学』 産能大学出版部。)
- , [1962] 1995, *Diffusion of Innovations*, 4th ed., New York: Free Press.
- , [1962] 2003, *Diffusion of Innovations*, 5th ed., New York: Free Press.
- , [1962] 2003, *Diffusion of Innovations*, 5th ed., New York: Free Press. (=2007, 三藤利雄 訳 『イノベーションの普及』 翔泳社。)
- Rogers Everett M., Arvind Singhal and Margaret M. Quinlan, [1996] 2008, "Diffusion of Innovations," Michael B. Salwen and Don W. Stacks eds., *An Integrated Approach to Communication Theory and Research*, Routledge.
- Ryan, Bryce and Neal Gross, 1943, "The Diffusion of Hybrid Seed Corn in two Iowa Communities," *Rural Sociology*, 8(1): 15-24.
- Salganik, Matthew J. and Duncan J. Watts, 2009, "Web-Based Experiments for the Study of Collective Social Dynamics in Cultural Markets," *Topics in Cognitive Science*, 1: 439-68.
- Salganik, Matthew J., Peter Sheridan Dodds and Duncan J. Watts, 2006, "Experimental Study of Inequality and Unpredictability in an Artificial Cultural Market," *Science*, 311(5762): 854-6.
- Scaglione, Miriam, Roland Schegg and Jamie Murphy, 2004, "Internet Adoption by Swiss Hotels: The Dynamics of Domain Name Registration," *Proceedings of Information and Communication Technologies in Tourism*, 479-88.
- , 2009, "Website Adoption and Sales Performance in Valais' Hospitality Industry," *Technovation*, 29(9): 625-31.
- Schelling, Thomas C., 1971, "Dynamic Models of Segregation," *Journal of Mathematical Sociology*, 1: 143-86.
- , 1978, *Micromotives and Macrobehavior*, New York: Norton.

- Schmittlein, David C. and Vijay Mahajan, 1982, "Maximum Likelihood Estimation for an Innovation Diffusion Model of New Product Acceptance," *Marketing Science*, 1(1): 57-78.
- Srinivasan, V. "Seenu" and Charlotte H. Mason, 1986, "Nonlinear Least Squares Estimation of New Product Diffusion Models," *Marketing Science*, 5(2): 169-78.
- Strang, David and Sarah A. Soule, 1998, "Diffusion in Organizations and Social Movements: From Hybrid Corn to Poison Pills," *Annual Review of Sociology*, 24: 265-90.
- Sultan, Fareena, John U. Farley and Donald R. Lehmann, 1990, "A Meta-Analysis of Applications of Diffusion Models," *Journal of Marketing Research*, 27(1): 70-7.
- Tarde, Gabriel, 1890, *Les lois de l'imitation*. (=1903, Elsie Clews Parsons, trans., *The Laws of Imitation*, New York: H. Holt.)
- Thomas, Robert J., 1985, "Estimating Market Growth for New Products: An Analogical Diffusion Models Approach," *Journal of Product Innovation Management*, 2: 45-55.
- Travers, Jeffrey and Stanley Milgram, 1969, "An Experimental Study of the Small World Problem," *Sociometry*, 32(4): 425-43.
- Van den Bulte, Christophe and Yogesh V. Joshi, 2007, "New Product Diffusion with Influentials and Imitators," *Marketing Science*, 26(3): 400-21.
- Watts, Duncan J., 2002, "A Simple Model of Global Cascades on Random Networks," *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99(9): 5766-71.
- , 2007, "Challenging the Influentials Hypothesis," *Measuring Word of Mouth*, 3: 201-11.
- , 2011, *Everything Is Obvious: Once You Know the Answer*, New York: Crown Business.
- , 2011, *Everything Is Obvious: Once You Know the Answer*, New York: Crown Business.  
(=2012, 青木創訳『偶然の科学』早川書房。)
- Watts, Duncan J. and Peter Sheridan Dodds, 2007, "Influentials, Networks, and Public Opinion Formation," *Journal of Consumer Research*, 34(4): 441-58.
- Watts, Duncan J. and Steven H. Strogatz, 1998, "Collective Dynamics of 'Small-world' Networks," *Nature*, 393(6684): 440-2.
- Wheeler, Ladd, 1966, "Toward a Theory of Behavioral Contagion," *Psychological Review* 73(2): 179-92.
- Xie, Jinhong, Michael Song, Marvin Sirbu and Qiong Wang, 1997, "Kalman Filter Estimation of New Product Diffusion Models," *Journal of Marketing Research*, 34(August): 378-93.
- 池周一郎, 2009, 『夫婦出生力の低下と拡散仮説—有配偶完結出生力低下の反応拡散モデル』古今書院。
- 岡田直之, 1985, 「マス・コミュニケーションの過程—「コミュニケーションの2段階の流れ」仮説をめぐって」『コミュニケーション紀要』3: 41-60.

佐藤嘉倫, 1998, 『意図的社会変動の理論--合理的選択理論による分析』東京大学出版会.

## 謝辞

本研究は、著者が東京大学大学院人文社会系研究科社会文化研究専攻（社会学）博士課程在学中に、同大学同研究科白波瀬佐和子教授の指導のもとで行ったものである。

本研究を遂行するにあたり、終始ご指導ご鞭撻を頂きました本学白波瀬佐和子教授に心より感謝致します。白波瀬先生には研究テーマの決定から論文の完成に至る全過程において、厳しくも暖かいご指導を頂きました。

本論文をご精読頂きました関西学院大学社会学部盛山和夫教授、東北大学大学院文学研究科佐藤嘉倫教授、東京大学大学院人文社会系研究科赤川学准教授、専修大学人間科学部金井雅之教授に深く感謝致します。著者は本学修士課程在学時から盛山先生のご指導ご鞭撻を頂いており、特に本論文の執筆にあたっては研究目的と貢献を明確にするための重要なご助言を頂きました。本研究は普及の発生というマクロ現象と、インフルエンシャルというミクロ要因との関係を分析したのですが、この研究は佐藤先生の研究分野とも深く関係しており、佐藤先生からシミュレーション分析手法や数式の記述に関する貴重なご助言を頂きました。本論文では普及研究に関する学説の検討を行いました。著者の狭小な見識ゆえに十分に吟味されていない部分について赤川先生のご指摘を頂き、さらに考察を深めることができました。本論文の第4章の内容は、数理社会学会大会にて発表する機会を得ましたが、その際に金井先生から厳しくも愛情あるご助言を頂き、その内容をより充実にすることができました。本論文をご精読頂きました先生の方々は、著者の研究活動に大きな影響を与えてくださった方々であり、ここに改めて感謝の意を示したいと思います。

本論文の執筆にあたって、多くの方々のご協力とご関心を頂きました。東京大学大学院人文社会系研究科松本三和夫教授には、ご多忙の中でも本論文の草稿をご精読頂き、論文全体の構成と研究方向について貴重なご助言を頂きました。東北大学学際科学フロンティア研究所新領域創成研究部瀧川裕貴助教には、数式表現に関するご助言を頂きました。立命館大学大学院先端総合学術研究科上野千鶴子特別招聘教授、延世大学社会科学大学文化人類学科名誉教授の趙韓惠浄（チョハン・ヘジョン）ソウル市立青少年職業体験センター長は、本論文の執筆にご関心を示してくださいました。獨協大学国際教養学部平田由紀江准教授は、安定的な環境の中で研究活動が行えるようにご支援をしてくださいました。李在博（イ・チェバク）元イデンスリベル出版社社長は、文化芸術マーケティングの実際について貴重なご意見を聞かせてくださいました。東京大学大学院人文社会系研究科修士課程の前嶋直樹氏は、本

論文の推敲作業を担当してくださいました。これらの方々に深く感謝し、心より御礼申し上げます。

本論文の一部は、文部科学省国費外国人留学生制度（研究留学生）の支援によります。

# 資料 1

## シミュレーションモデルのアルゴリズム

本論文のシミュレーション分析は、NetLogo<sup>1</sup>を利用して行った。ここでは、シミュレーションモデルのアルゴリズムの中から特に中心的なアルゴリズムを、プログラムのソースコードとともに解説を付けて紹介する。なお、ここに紹介された全てのアルゴリズムとソースコードは著者による。

### 7.1. ネットワーク構造の生成

```
;; p にしたがって E を生成するアルゴリズム
to Create-Edges
  ;; 所属・影響ネットワークモデルのネットワーク生成
  ifelse link-style = "random" [
    ask Non-Adopted-Actors [
      let w who
      ask Events [
        if random-float 1 < p-now [
          create-Affiliation-Link-with turtle w
        ]
      ]
    ]
  ]
  ;; スケールフリー所属・影響ネットワークモデルのネットワーク生成
  [
    ask Non-Adopted-Actors [
      Compute-and-Set-Weighted-Probability
      let w who
      ask Events [
        if random-float 1 < weighted-probability [
          create-Affiliation-Link-with turtle w
        ]
      ]
    ]
  ]
  Count-Degree
end
```



;;2部グラフを1部グラフにの交換するアルゴリズム

```
to Fold
  ask Events [
    ask link-neighbors [set breed Focal-Actors]
    ask Focal-Actors [
      create-Folded-Links-with other Focal-Actors
      set breed Non-Adopted-Actors
    ]
    if count folded-links >= (actors-number * (actors-number - 1)) / 2 [
      set complete-network? true
      ask Events [ die ]
    ]
    die
  ]
end
```

;;スケールフリー所属・影響ネットワークにおける重みを計算し、 $V_i$ に $p'$ を与えるアルゴリズム

```
to Compute-and-Set-Weighted-Probability
  ;;  $p$ を $|V_i| + |E|$ で割り、重みを取り除かれた $p'$ を計算する
  set weight (p-now * events-number) / (events-number + count links)

  ;;各々の度数にしたがって重み処理をした $p'$ を $V_i$ に与える
  ask Events [
    set weighted-probability weight * (count link-neighbors + 1)
  ]
end
```

## 7.2. イニシエーターの設定

;;イニシエーターを設定するアルゴリズム

```
to Set-Initiator
  Count-Degree
  Initialize-Isolated-Actors-Breed
  Compute-Degree-Distribution
  Compute-Average-Degree
  Compute-Influentials-Minimum-Degree
  Compute-Influentials-Maximum-Degree

  ;;全ての行為者の中からイニシエーターをランダムに選ぶ
  ifelse select-initiator = "any-actor" [
    ifelse count Non-Adopted-Actors = 0 [
      ] [
        ask one-of Non-Adopted-Actors [
          set breed Adopted-Actors
        ]
      ]
    ]
end
```

```

;;インフルエンシャルの中からイニシエーターをランダムに選ぶ
[
  ifelse select-initiator = "influential" [
    ifelse count Non-Adopted-Actors with [degree >= influentials-minimum-degree] = 0 [
      ] [
        ask one-of Non-Adopted-Actors with [degree >= influentials-minimum-degree] [
          set breed Adopted-Actors
        ]
      ]
    ]
  ] [
    ;;ノン・インフルエンシャルの中からイニシエーターをランダムに選ぶ
    [
      ifelse count Non-Adopted-Actors with [degree < influentials-minimum-degree] = 0 [
        ] [
          ask one-of Non-Adopted-Actors with [degree < influentials-minimum-degree] [
            set breed Adopted-Actors
          ]
        ]
      ]
    ]
  ]
  Initialize-Focal-Actors-Breed
  Compute-Adopted-Ratio
  Do-Animation
  reset-ticks
end

;;インフルエンシャルを定義する
to Compute-Influentials-Minimum-Degree
  set influentials-minimum-degree item (actors-number * .9) degree-distribution
end

```

### 7.3. 行動決定モデルと普及プロセス

```

;;行動決定モデルと普及プロセスのアルゴリズム
to Go-Once

  ;;行動を決定する行為者  $i$  の、時間  $t$  における  $n_i^A$  を計算し設定する
  ask Focal-Actors [
    set adopted-neighbors-at-t adopted-neighbors
  ]

  ask Focal-Actors [
    ;;閾値モデルの行動決定モデル
    ifelse model-type = "threshold" [
      if threshold <= (adopted-neighbors-at-t / degree) [
        set breed Adopted-Actors
        Gather-Degree-when-Adopted-Temp-Data
        ask link-neighbors [
          set adopted-neighbors adopted-neighbors + 1
        ]
      ]
    ]
  ]

```

```

    ]
  ]

;;SIRモデルの行動決定モデル
  [
  let i 1
  while [i <= degree] [
    if random-float 1 < infection-rate [
      set breed Adopted-Actors
      Gather-Degree-when-Adopted-Temp-Data
      ask link-neighbors [
        set adopted-neighbors adopted-neighbors + 1
      ]
    ]
    set i i + 1
  ]
]

;;次に行動を決定する行為者を指定する
ask Non-Adopted-Actors with [adopted-neighbors >= 1] [
  set breed Focal-Actors
]

if not empty? degree-when-adopted-list-temp [
  Average-Degree-when-Adopted-Temp-Data
]
Initialize-Degree-when-Adopted-Temp
Compute-Adopted-Ratio
Do-Animation
tick
end

```

---

1) Wilensky, U. (1999). NetLogo. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.