

新製品普及のエージェントベースモデルの解剖学

○水野誠 (明治大学)

An Anatomy of Agent-Based Models of New Product Diffusion

* M. Mizuno (Meiji University)

概要— マーケティングサイエンスにおける新製品普及モデルは集計データを扱う Bass モデルから出発したが、その後エージェントベースモデルが導入されるようになった。その代表格といえる Goldenberg, Libai, Muller によるモデルに注目し、新製品の採用や潜在的採用者間ネットワークの構造を変えたとき、普及の軌跡や利益の現在価値がどのような影響を受けるかをシミュレーションによって把握する。それを通じて、エージェントベースモデルを用いた普及研究の課題を議論する。

キーワード: 新製品, イノベーション, 普及, エージェントベースモデル, ネットワーク

1 序

マーケティング・サイエンスにおけるエージェントベース・モデリング (以下ABMと略す) を用いた研究は、主に新製品の普及プロセスを対象に行われてきた。他方、マーケティング・サイエンスにおける普及研究は、微分方程式モデルを集計データにフィットさせる Bassモデル¹⁾とその拡張から始まった。その後第2世代では個人データが利用可能になったことから比例ハザードモデルに代表される確率モデルが適用されるようになり、第3世代では潜在的採用者間の社会的相互作用を考慮するために、ABMが導入されるようになったという見方がある²⁾。ただし、この分野でその後ABMの応用が順調に進んでいるとは必ずしもいえず、飛躍が求められている。

マーケティングサイエンスにおけるABMの普及研究への適用はGoldenberg, Libai, Mullerらによるモデル (以下GLMモデルと略す) から始まっている³⁾。本研究では彼らのモデルを継承しつつ、モデルを構成する諸要素を変えたとき予測される新製品普及の成果がどう変わるかを調べる。本研究で注目するのは、潜在的採用者間のネットワークの構造、そして各採用者が周囲の状況にどう反応して採用するかの行動モデルである。これらの設定がもたらす影響については、クチコミマーケティングの有効性に疑問を投げかけて論議を呼んだWattsとDoddsによる研究でも検討されている⁴⁾。しかし彼らが用いた評価基準は、マーケターが一般に用いる評価基準とは異なることに注意する必要がある。本研究ではマーケターにとって親しみのある評価基準に基づき、ネットワークや行動ルールが普及に与える影響を再検討する。その結果を踏まえて、新製品普及のエージェントベースモデルが普及研究にどんな新たな知見をつけ加えたのか、今後こうしたモデルをどのように発展させるべきかについて議論する。

2 基本モデル

本研究では GLM モデルに基づき、採用者間のネットワークの構造としてランダムネットワーク、スモールワールドネットワーク、スケールフリーネットワークのようなハブを持つ高度集中ネットワーク (後述) を比較するとともに、採用者の行動について GLM の従来の仮定に Granovetter の閾値モデル⁵⁾を加味した場合についても検討する。

2.1 普及モデル

まず普及の数理モデルとして古典的なBassモデルについて見ておこう。ここでは、すでに採用した他者の影響で (またそれを模倣して) 新製品を採用することを内部要因、自身の固有の要因やシステム外部の要因 (たとえば広告) によって採用することを外部要因と呼んで区別している。Bassモデルは以下のように定式化される:

$$dX(t)/dt = (p + q X(t) / M) (M - X(t)) \quad (1)$$

ここで

$X(t)$: 新製品を t 期の累積採用者数

M : 新製品の普及の上限

p, q : 外部要因・内部要因を表すパラメタ

GLMモデルでは潜在的採用者 $h=1, \dots, H$ が新製品を $t=1, \dots, T$ 期に採用する確率を以下のように定式化する (なお、記号は筆者独自である):

$$\Pr[x_h(t)=1 | x_h(\tau)=0, \tau < t] = 1 - (1 - \pi)(1 - \theta)^{N_h(t)} \quad (2)$$

ここで

$x_h(t)$: 潜在的採用者 h が新製品を t 期に採用しているなら1、そうでないなら0となる変数

$N_h(t)$: 潜在的採用者 h が t 期にネットワーク上で隣接する潜在的採用者のうち、すでに新製品を採用している人数

π, θ : 外部要因・内部要因を表すパラメタ

Bassモデルは集計レベルのモデルでGLMモデルは個人レベルのモデルなので、前者におけるパラメタ p, q の値と後者におけるパラメタ π, θ の値を同じ次元で比較することはできない⁶⁾。

2.2 ネットワーク・モデル

GLMモデルはセルラーオートマトン型のABMとして出発しており、ここではエージェントである潜在的採用者は基本的に格子状の空間に位置づけられている。その後このモデルは、エージェント間のネットワークに現実を反映したより複雑な構造を持つように拡張されている。Bassモデルでは、社会全体における普及率がその後の新規採用に影響するので、全エージェントが直接つながっている完全グラフの状態が想定されているといつてよい。

潜在的採用者間のネットワークについては、ネット

ワーク科学の発展を受けてスモールワールドネットワーク^{4,8)}やスケールフリーネットワーク^{9,10,11)}が導入されてきた。スモールワールドネットワークはランダムネットワークに比べて平均距離が短くクラスタ係数が高いため、クチコミの伝播速度が高くなると期待される。スケールフリーネットワークでは次数が巨大なハブをシードにできれば伝播効率が格段に向上する。本研究では、異なるネットワークの形状の影響を同一平面上で比較することを目指す。

2.3 採用行動モデル

採用行動については2つのモデルを考える。GLMモデルでは本来、各潜在的採用者の新製品採用確率は、Fig. 1が示すように、自分の周囲の採用者数が増えるほど高くなる。すなわち、感染症に関するSIRモデルと同じメカニズムが働く。

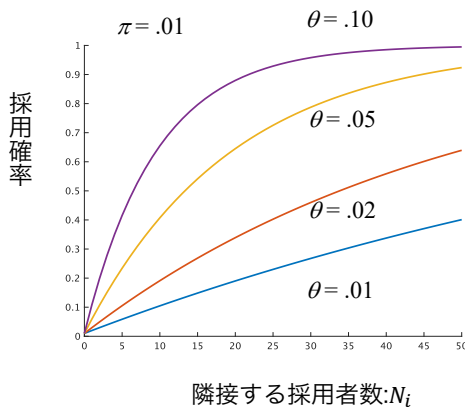


Fig. 1: GLMモデルにおける採用確率

一方、社会的影響プロセスとして、周囲の採用者数ではなく準拠集団における採用者比率が影響すると考えることもできる。これは、準拠集団における比率が一定の閾値を超えると影響が生じるという閾値モデルあるいは投票者モデル⁹⁾によって定式化される (Fig. 2)。

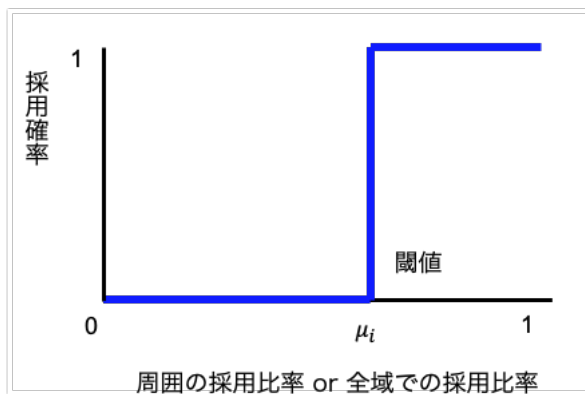


Fig. 2: 閾値モデル

本研究ではGoldenbergらの先行研究⁷⁾に従い、GLMモデルと閾値モデルを組み合わせる。すなわち採用の第1段階の意思決定は閾値モデルに従い、その条件をクリアすると、第2段階として本来のGLMモデルに基づく意思決定が行われるものとする (Fig. 3)。

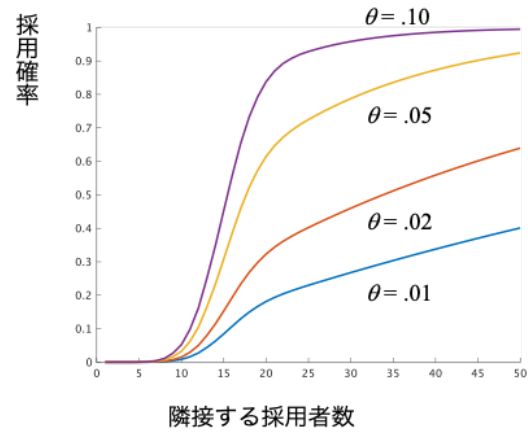


Fig. 3: GLMモデルに閾値を加えた場合の採用確率

3 シミュレーション

ノード数 (潜在的採用者数) とリンク数を一定にした構造の異なる複数のネットワークを生成する一方、潜在採用者の行動モデルについて複数のパラメタを設定する。それらの組み合わせに対してシミュレーションを繰り返し、マーケティングから見た普及の成果指標として普及率とともに純現在価値 (Net Present Value: NPV) を計算する。一人の採用からもたらされる利益を1とすると、NPVは以下のように計算される:

$$NPV = \sum_{t=1}^T (X(t) - X(t-1)) / (1+d)^{t-1} \quad (3)$$

ここで $X(t)$ は t 期までの採用者数で、 $X(0) = 0$ 、 d は割引率で $[0, 1]$ の区間の値をとる。NPVを用いると最終的にどれだけの普及水準に到達したかに加え、それがどれだけ早かったかを一元的に評価できる (マーケティングの時間選好は割引率に反映される)。

3.1 ネットワークの生成

潜在的な採用者 1,000 人がネットワークでつながっていると考え、ノード数 1,000、各ノードが距離2までのノードと隣接するレギュラーネットワークを出発点とする。Watts と Strogatz¹²⁾が行ったようにリンクを一定確率でランダムにつなぎ替え (ただし全ノードが連結しているという制約を課す)、スモールワールドネットワークを生成する (全ノードについて確率0.2でつなぎ替えた例が Fig. 4, その次数分布が Fig. 5)。つなぎ替え確率を0.4としたときのネットワークに加え、つなぎ替え確率を1としたランダムネットワークも比較対象にする (後者の例が Fig. 6, 次数分布が Fig. 7)。

次いで、上述のアルゴリズムにノードの次数に基づく優先的選択メカニズムを追加する (すなわち、つなぎ替えの先として次数が高いノードほど優先的に選ぶようにする)。するとスケールフリーネットワークに近い、次数分布の裾野が長い (ロングテール分布する) ネットワークが生成される。ここではつなぎ替え確率を0.5として全ノードについて10回または20回繰り返した (後者の例が Fig. 8, その次数分布が Fig. 9)。

このネットワークは、スケールフリーネットワークを生成する他のアルゴリズムに比べるとスモールワールド的な性質を保持するが、次数分布は完全なベキ分布にはなっていないので、高度集中型ネットワークと呼ぶことにする。最後に、比較のためにレギュラーネットワークも分析対象とする。

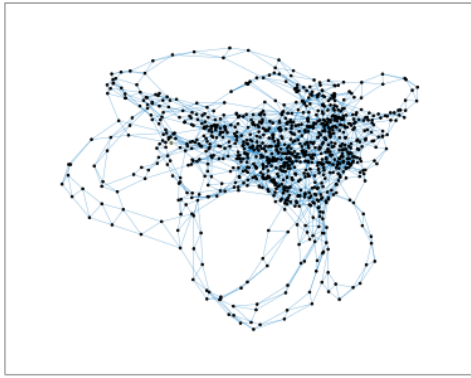


Fig. 4: スモールワールドネットワークの例

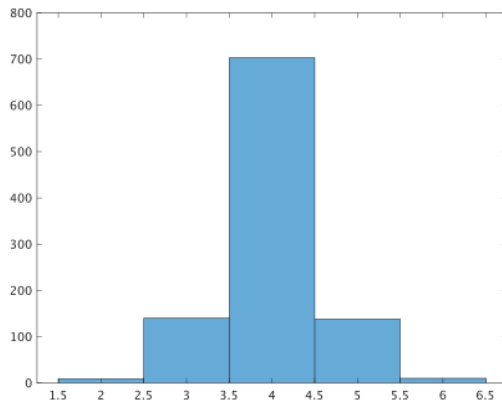


Fig. 5: Fig.4に対応する次数分布

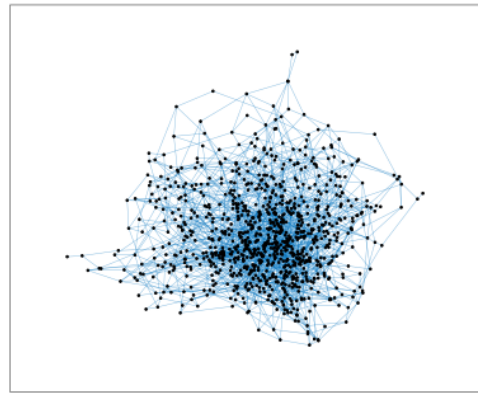


Fig. 8: 高度集中ネットワークの例

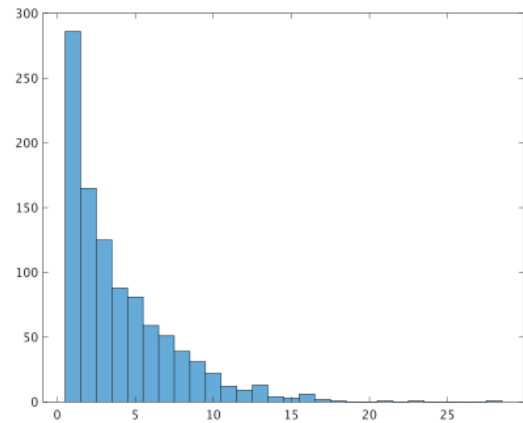


Fig. 9: Fig.8に対応する次数分布

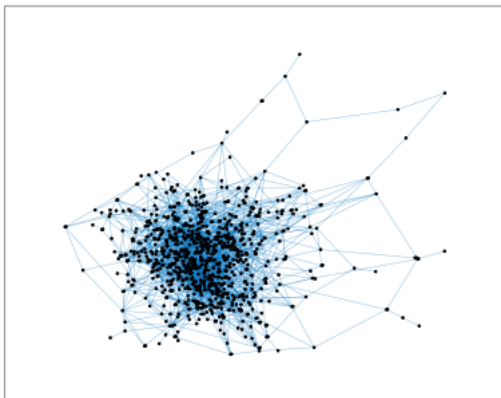


Fig. 6: ランダムネットワークの例

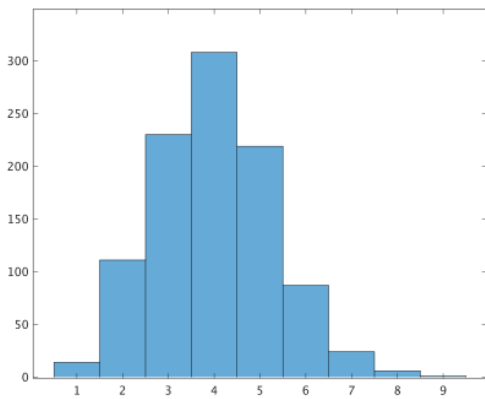


Fig. 7: Fig.6に対応する次数分布

3.3 採用行動のパラメタ設定

本来の GLM モデルのパラメタについて、予備的な分析を経て以下のような水準を設定した:

- ・外部要因 $\pi = .001, .01$
- ・内部要因 $\theta = .05, .10$

閾値には個人差があり、正規分布すると仮定する。分布の平均と標準偏差について、それぞれ次のような水準を設定した:

- ・閾値の平均: $\mu = .00, .10$
- ・閾値の標準偏差: $\sigma = .05, .10$

閾値の平均 μ が 0 で標準偏差 σ が .05 の場合、実質的に閾値がないのに近いので本来の GLM モデルになる。なお、第 1 段階で準拠集団が全潜在的採用者の場合と隣接する潜在的採用者の場合の 2 通りを考える。

3.3 シミュレーションの実行

採用者間ネットワークの種類が 6 種、採用行動に関するパラメタの値が $2^4 = 16$ 、準拠集団が全域か局所的かで 2 種あるので、全体で 128 の組み合わせが生じる。それぞれについて $t=1$ から 200 までのシミュレーションを 100 回実行する。

4 分析結果

4.1 普及の軌跡

シミュレーションで得られた NPV ($d=.10$) に対してモデルの設定やパラメタの値を分割変数とする回帰木 (CART) による分析を行った。その結果を踏まえ、まず閾値の平均 $\mu=0$ のケースについて、採用行動のパラメタ π , θ に基づいて以下の4つの場合を比較する:

- ① 外部・内部要因とも弱: $\pi=.001, \theta=.05$ (LL)
- ② 外部要因弱, 内部要因強: $\pi=.001, \theta=.10$ (LH)
- ③ 外部要因強, 内部要因弱: $\pi=.01, \theta=.05$ (HL)
- ④ 外部・内部要因とも強: $\pi=.01, \theta=.10$ (HH)

さらに閾値の効果が強まる $\mu=.10$ のケースについて準拠集団の範囲とパラメタ π によって以下のような場合分けを行う:

- ⑤ 局所的, 外部要因弱 ($\pi=.001$): LL
- ⑥ 局所的, 外部要因強 ($\pi=.01$): LH
- ⑦ 大域的, 外部要因弱 ($\pi=.001$): GL
- ⑧ 大域的, 外部要因強 ($\pi=.01$): GH

GLM モデルに近い $\mu=0$ における①~④に対応する普及の軌跡が Fig.10~13 に描かれている。ネットワーク構造の違いで色分けされているが、どの場合でも高度集中ネットワークにおける普及は急速に立ち上がるが、普及率が非常に高くなるとランダムネットワークでの普及に追い抜かれている。スモールワールドネットワークでの普及は全般にそれらを下回り、レギュラーネットワークは最も普及が遅い。

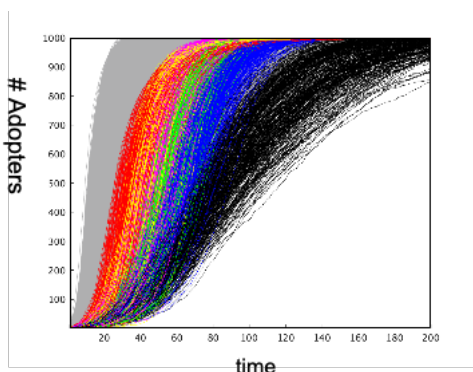


Fig. 10: 普及の軌跡 (LL: $\pi=.001, \theta=.05$ の場合)

黒: レギュラーネットワーク: Regular
 青: スモールワールドネットワーク (確率 0.2): SW_L
 緑: スモールワールドネットワーク (確率 0.4): SW_H
 紅紫: ランダムネットワーク: Rand
 黄: 高度集中ネットワーク (繰返し 10 回): HC_L
 赤: 高度集中ネットワーク (繰返し 20 回): HC_H
 灰: 他のパラメタのもとでのネットワーク

高度集中ネットワークで普及が最終的に減速するのは、ハブの存在は普及を加速するが、普及が周辺に及ぶとネットワークが疎になるためと考えられる。他方、スモールワールドネットワークで普及が遅れるのは、クラスタ内で伝達が循環するせいで、ランダムネットワークに比べて普及が遅れるのであろう。

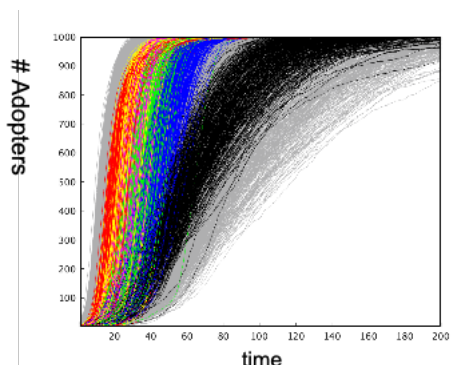


Fig. 11: 普及の軌跡 (LH: $\pi=.001, \theta=.10$ の場合)

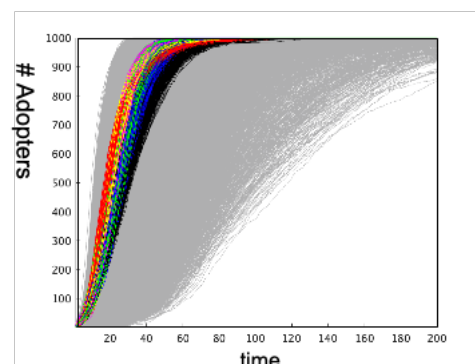


Fig. 12: 普及の軌跡 (HL: $\pi=.01, \theta=.05$ の場合)

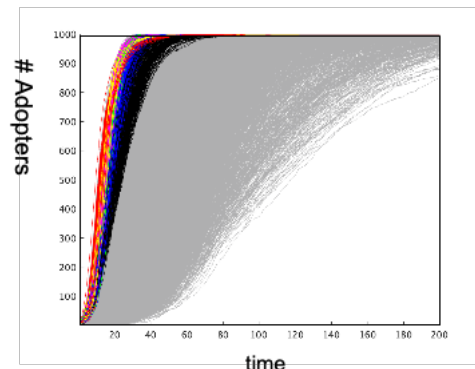


Fig. 13: 普及の軌跡 (HH: $\pi=.01, \theta=.10$ の場合)

もう1つ読み取れるのは、外部要因が弱い (π が小さい) とネットワーク構造による普及速度の差が拡大することである。言い換えると内部要因に依存するほどネットワーク構造の影響が強くなる。特にスモールワールドネットワークとレギュラーネットワークにおいて、それは顕著である。

閾値の効果が強いと ($\mu=0.1$)、普及の軌跡の不確実性が高まる (Fig. 14~17)。準拠集団が局所的で外部要因が弱い ($\pi=0.001$) の場合、高度集中ネットワークを除き、急速に普及したりほとんど普及しなかったりと普及曲線のばらつきが大きくなる (⑤, Fig. 14)。他方、外部要因が強まると ($\pi=0.01$)、ばらつきは小さくなり、普及しないで終わるケースがなくなる (⑥, Fig. 15)。閾値の平均が高くても閾値の低い潜在的採用者が一定数存在する限り、そこから外部要因による普及が始まり、ネットワークを通じて伝播する。

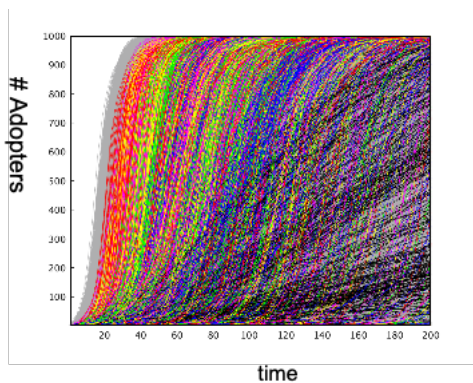


Fig. 14: 普及の軌跡(LL: 局所的, $\pi = .001$ の場合)

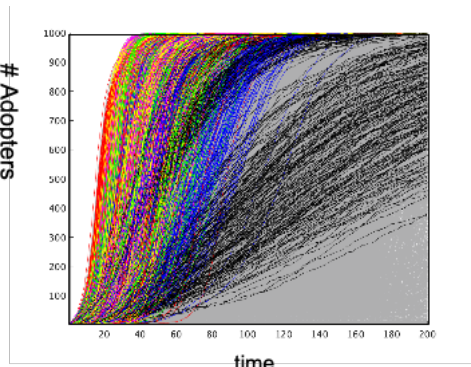


Fig. 15: 普及の軌跡(LH: 局所的, $\pi = .01$ の場合)

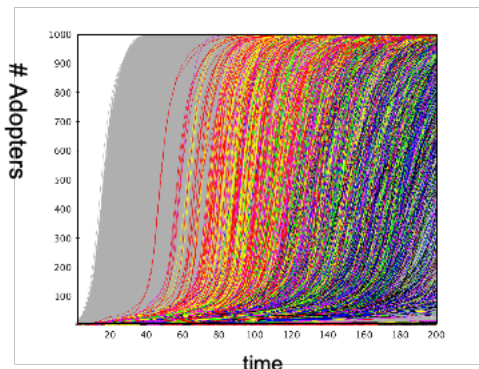


Fig. 16: 普及の軌跡(GL: 大域的, $\pi = .001$ の場合)

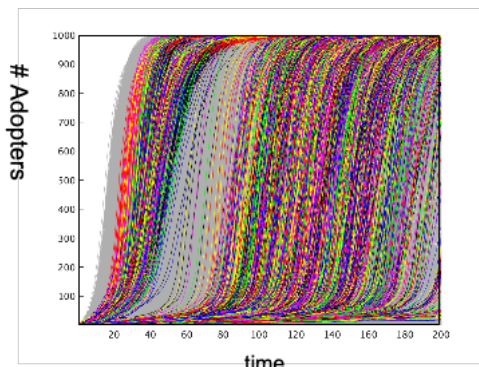


Fig. 17: 普及の軌跡(GH: 大域的, $\pi = .01$ の場合)

準拠集団が大域的になると、採用の外部要因が弱い ($\pi = 0.001$)と全体に普及の開始が遅くなる (⑦, Fig. 16). ただし、いったん普及し始めるとどのネットワークで

も急速に普及することが多い。採用の外部要因が強い ($\pi = 0.01$)と、普及開始時期は早くなる(⑧, Fig. 17).

4.2 NPV による評価

普及の成果を一元的に評価するために、NPV を計算する。まず閾値効果の弱い場合 ($\mu = 0$)について、①~④の4通りごとにネットワーク構造によるNPVの平均の差を比較する。Fig. 18は割引率0の場合で、普及率が期間内に100%になる限りNPVは同じになる。Fig. 19は割引率10%の場合で、基本的に高度集中ネットワークでの普及でNPVが最も高く、その次がランダムネットワーク、スモールワールドネットワークはそれらより劣り、レギュラーネットワークが最下位となる。特に、採用の内部要因のパラメタ θ が高位のときネットワーク間の差は拡大する。

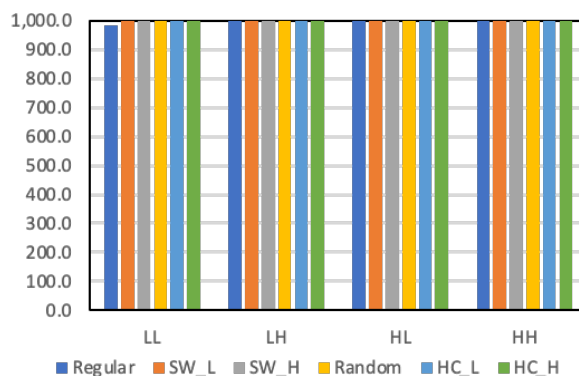


Fig. 18: NPV ($d = 0$)の比較: $\mu = 0$

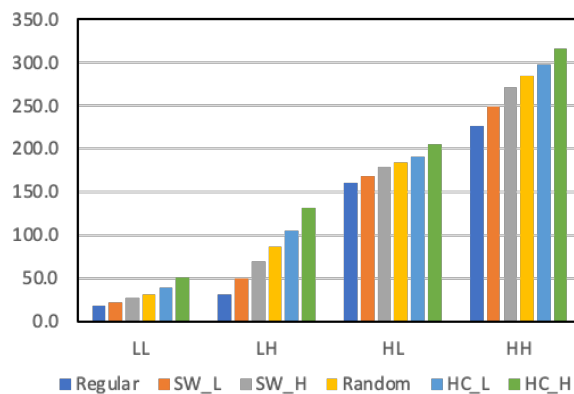


Fig. 19: NPV ($d = .10$)の比較: $\mu = 0$

閾値効果が強い場合($\mu = 0.1$)はすでに⑤~⑧に4分類されたが、さらに閾値の標準偏差(個人差) σ が.05か.10で2分割する。Fig. 20は $d = 0$ としたときのNPVを比較したものだが、設定した期間内($t = 200$)で100%まで到達しなかったケースもあるので、同一にはなっていない。Fig. 21は $d = .10$ としたときのNPVで、準拠集団が局所的である場合、ネットワーク構造の効果の大小については閾値効果が弱い場合と変わらない。興味深いことに、{外部効果H, 閾値個人差L}の場合より{外部効果L, 閾値個人差H}の場合でNPVが高いことである。外部効果が強いとき、閾値の個人差

が大きいほど NPV は増加するが、外部効果が弱いときは逆になる。閾値の個人差は第 1 段階で採用を検討しない潜在的採用者を増やすが、外部効果が働くとその減少分以上の増加を生み出すことになる。もう 1 つ興味深いのは、準拠集団が大域的である場合、外部効果と閾値の個人差の双方が高い場合のみ、ある程度普及することである。

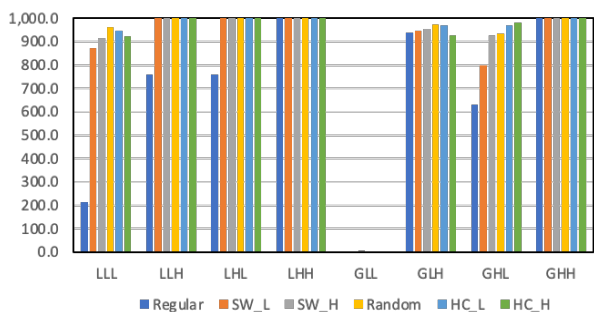


Fig. 20: NPV ($d = 0$)の比較: $\mu = 0.1$

上の図で LLL は {局所的, 外部要因 L, 閾値個人差 L}, ..., GHH は {大域的, 外部要因 H, 閾値個人差 H} を表す。

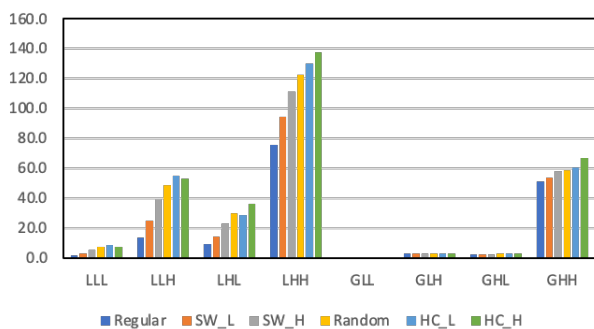


Fig. 21: NPV ($d = .10$)の比較: $\mu = 0.1$

5 議論

Bass モデルの発想を受け継ぐエージェントベース普及モデルである GLM モデルを複雑ネットワーク上でシミュレーションすることで、ネットワークの構造が採用行動のパラメタとともに普及速度に大きく影響することが示された。将来より現在の利益が重視される時 (割引率が高い) とき、より明確になる。

普及の初期段階ではハブが存在する高度集中ネットワークにおいて他のネットワークより普及が急速に進むが、最終段階では普及は減速し、ランダムネットワークでの普及に抜かれてしまう。マーケターの時間選好が現在を重視するものなら、高度集中ネットワークでの普及が最も好ましい。また、目標とする普及率がそう高くない場合でも同様であろう。

もっとも、潜在的採用者間のネットワークはマーケターにとって所与の場合が一般的であり、どのネットワークが好ましいかではなく、与えられたネットワークのもとでどのようなマーケティング戦略を実行すべきかを考えるほうが現実的である。したがって、普及の始点をターゲットとしてどう選ぶかというシーディングが重要になる。一般的な戦略として、次数の大き

いハブをターゲットとすることが考えられるが、それ以外にも様々な戦略が提案されている¹³⁾。本研究の延長で望ましいシーディング戦略を検討することは、今後の重要な研究課題の 1 つである。

採用行動のモデルに閾値を導入すると、普及プロセスはより複雑になる。その結果を一般化するには、まだ分析が不足しており、さらなる探求が必要であろう。今回設定されたネットワークについても、多様な可能性のごく一部しか検証されていない。ここでは理論的に抽象化されたネットワークを用いているが、現実のネットワークはより複雑であり、それが普及プロセスに影響する可能性がある。ネットワークについては次数相関、コミュニティを内包する階層構造などが検討課題になる。さらにネットワーク上での社会的影響については、他者への影響度と他者からの被影響度 (感受性, susceptibility) の区別¹⁴⁾も検討する価値がある。

参考文献

- 1) Bass: A new product growth for model consumer durables. *Management science*, **15**-5, 215/227 (1969)
- 2) Muller: Innovation Diffusion, in Chapter 4, Winer & Neslin (eds.) *The history of marketing science*. World scientific (2014)
- 3) Goldenberg, Libai, & Muller: Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth, *Marketing letters*, **12**-3, 209/221 (2001)
- 4) Watts & Dodds: Influentials, networks, & public opinion formation. *Journal of consumer research*, **34**-4, 441/458 (2007)
- 5) Granovetter: Threshold models of collective behavior. *American journal of sociology*, **83**-6, 1420/1443 (1978)
- 6) Toubia, Goldenberg, & Garcia: Aggregated diffusion models, *MSI report*, **08**-103 (2008)
- 7) Goldenberg, Libai, & Muller: The chilling effects of network externalities, *International Journal of Research in Marketing*, **27**-1, 4/15 (2010)
- 8) Delre et al.: Targeting and timing promotional activities: an agent-based model for the takeoff of new products. *Journal of business research*, **60**-8, 826/835 (2007)
- 9) Delre et al.: Will it spread or not? The effects of social influences and network topology on innovation diffusion. *Journal of product innovation management*, **27**-2, 267/282.
- 10) Delre, Broekhuizen, & Bijmolt: The Effects of shared consumption on product life cycles and advertising effectiveness: The case of the motion picture market, *Journal of marketing research*, **53**-4, 608/627 (2016)
- 11) Rand & Rust: Agent-based modeling in marketing: Guidelines for rigor, *International journal of research in marketing*, **28**-3, 181-193 (2011)
- 12) Watts & Strogatz: Collective dynamics of 'small-world' networks, *Nature*, **393**, 440/442 (1998)
- 13) 水野誠, 阿部誠, 新保直樹: 受信者と発信者の異質性を考慮したインフルエンサー・マーケティングにおけるシーディング戦略, *mimeo* (2022)
- 14) Aral & Walker, Identifying influential and susceptible members of social networks, *Science*, **337**-6092, 337/341 (2012)