

# “小さな世界”における知識の獲得

-正確性と多様性を視点とする理論的分析-

## Knowledge acquisition in the “small world”: Correctness and diversity

本田秀仁, 松香敏彦  
Hidehito Honda, Toshihiko Matsuka

千葉大学  
Chiba University

hito@muscat.L.chiba-u.ac.jp, matsukat@muscat.L.chiba-u.ac.jp

### Abstract

Social science studies have shown that people are connected in a “small world.” In this network, people are connected with short path lengths and are highly clustered. To clarify how people in a small world acquire knowledge through communicative interactions, we constructed a multi-agent model and subsequently conducted a computer simulation. Results of the computer simulation showed that in a small world network, agents acquire correct knowledge. It was also found that knowledge acquired in a small world network is diverse. We discuss the adaptive nature of a small world network for knowledge acquisition and the importance of study from macro processes even in the cognitive science studies.

**Keywords** — small world network, multi-agent model, knowledge acquisition

### 1. はじめに

人間が獲得している知識の性質を調べる研究トピックの一つはカテゴリー学習であり、認知科学分野において最も研究されているトピックの一つとして挙げられるだろう。カテゴリー学習の研究では主に人工的に作成されたカテゴリーのメンバーに所属する刺激が呈示され、刺激の事例一つ一つからカテゴリーの特徴を学習していく、という実験パラダイムで研究がなされる。つまり知識獲得プロセスは基本的には個々の認知プロセスに起因させられる。また学習自体、個々が独立して行っているものとして仮定されているといえる。

しかしながら我々の知識の学習は個人内にすべてを起因させられるわけではない。Mason, Conrey, and Smith (2007)に基づくと現実の知識獲得場面において我々は複数の他者から知識を得て、またそれを他者に伝えるような形でコミュニケーションを行っている可能性が考えられる。特にここにお

いて重要と考えられることは人間関係のネットワークである。我々は誰とでもコミュニケーションを行うわけではない。家族・友人・同僚など、限られた特定の人物とのみ基本的にはコミュニケーションを行う。それでは人間関係ネットワークは個々の知識獲得にどのような影響を与えているのであろうか。本研究では社会学等の研究で古くから知られている“小さな世界”というネットワーク構造に注目し、ネットワーク構造が知識獲得に与える影響について検討をしていく。

### 2. 小さな世界ネットワークと知識獲得

小さな世界とは、細かい定義は研究者によって異なるものの、本研究では Watts and Strogatz (1998) が挙げている、1) 短い距離で世界中の誰とでも結ばれている、2) 自分の知り合い同士は知り合いである確率が高い、この2点の特徴で定義付けるものとする。

まず1点目であるが、これはある人物からターゲットとなる人物まで、知り合い同士をパスとして辿ると平均6ステップの非常に短い距離で世界中の誰にでも辿りつけるという現象を指している。古くはアメリカ大陸で行われた Milgram (1967), Travers and Milgram (1969)の手紙渡し実験でこのことが実証的に示されている。また近年では Dodds, Muhamad, and Watts (2003)が email を使い、世界レベルでも Milgram らの結果と同様の結果が得られることを示している。

次に2点目であるが、例えばある部署に所属しているならば、その部署に所属している人々のこ

とをお互いに知っているという関係が生まれ、自分の知り合い同士が知り合いである確率は高く、またこの中で仲間意識が生まれることが多い。社会心理学では内集団をキーワードに非常に多くの研究が行われているが (e.g., Tajfel, 1978)、このことは自分の知り合い同士は知り合いという関係性が我々の人間関係を考えていく上で重要な意味を持っていることを示していると言えよう。

Watts and Strogatz (1988)は小さな世界を数学的に表現するモデルを提案した (以後 WS モデルと呼ぶ)。WS モデルは以下のような手順で構成される (cf. 図 1)。

- 1)  $n$  個の頂点 (i.e., 人間を表現している) を輪上に並べる。
- 2) 各頂点から  $k$  本の枝 (i.e., 人間関係があることを意味する) を近隣の  $k$  個の頂点に対して結ぶ。
- 3) 各枝に関して、確率  $p$  で枝を付け替える。なおこの際、一方の頂点は固定して、もう一方の頂点を付け替える。

付け替え確率  $p$  で構築された WS モデルの特徴である頂点間の平均距離  $L(p)$  (2 頂点を行き来するのに通る必要がある最小枝数) とクラスター係数  $C(p)$  (ある頂点から出ている枝先の頂点同士が結ばれている確率) の関係を図 2 に示す。なおこの図では  $L(p)/L(0)$ ,  $C(p)/C(0)$  と  $p$  の関係 (i.e., 最も規則正しいグラフである  $p=0$  の場合の特徴で標準化) が示してある。WS モデルでは  $0.01 \leq p \leq 0.1$  の時が最も特徴的であり、高い  $C(p)$  と短い  $L(p)$  を同時に示している。つまりこの範囲において小さな世界の特徴が表現されているといえる。

それでは小さな世界で特徴付けられるような人間関係のネットワークで結ばれている時、我々はコミュニケーションを通じてどのような知識を形成していくのであろうか。Cowan and Jonard (2004) はこの問題についてマルチエージェントモデルを構築し、計算機シミュレーションを通じて理論的に検討した。彼らは 5 つの知識に関して、小さな世界上に配置されたエージェントがコミュニケーションを通じて知識を習熟させていく時、 $p$  値と習熟度の関係について分析した。結果として彼ら

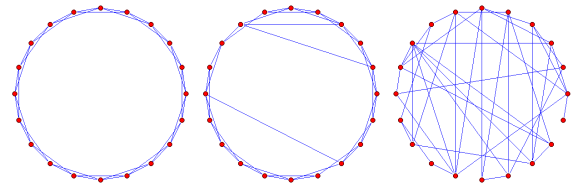


図 1 WS モデル。この図は  $n=20$ ,  $k=4$ 。付け替え確率は左から  $p=0, 0.1, 1$ 。

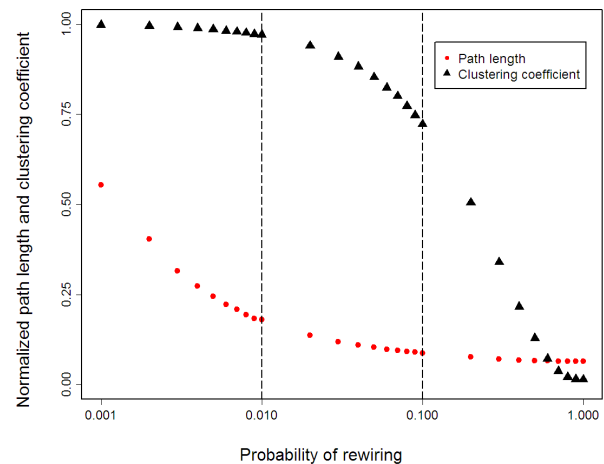


図 2  $L(p)/L(0)$ ,  $C(p)/C(0)$  と  $p$  の関係。ここでは本研究のシミュレーション時の設定である  $n=1000$ ,  $k=10$  として、28 個の  $p$  値に関してそのネットワークを 100 個作り、その平均値を示してある。

は  $p=0.09$  の時にエージェントの知識が最も習熟しやすいことを示した。

この知見は大変興味深いものであり、小さな世界のネットワーク構造は知識を習熟させる上で促進的な影響を与えている可能性を示した。しかしながら知識の獲得という意味において以下の 2 点について Cowan and Jonard (2004) の研究からは明らかではない。まず知識の正確性である。彼らは知識の習熟度、つまり量的な視点から検討している。よってエージェントがコミュニケーションをすることによって知識が習熟する方向にしか変化しないので、コミュニケーションをすればするほどよい知識が形成されていくことになる。しかしながらコミュニケーションは常に効果的に機能す

るとは限らないだろう。例えば記憶機能が生み出す false memory (e.g., Roediger & McDermott, 1995) を考えてみると、我々は誤った知識を持ちうる。つまり、コミュニケーションを通じて誤った知識を獲得したり、また逆に誤った知識を相手に伝える可能性が考えられる。

次に知識の多様性に関する議論である。通常我々はある対象に関して、誰もが同一の知識を持っていることはない。よって全員が正しい知識、また全員が誤った知識を持つ場面はあまりない。このように社会の成員が持つ知識は同一ではなく、様々なものがあるという意味において社会が持つ知識は多様性を持つと言えるだろう。これまでも社会心理学 (Mason, et al., 2007) や政治科学 (Axelrod, 1997) の視点から意見・態度・文化などに多様性が生じる原因について様々な議論が行われてきた。それでは小さな世界ネットワーク上では知識の多様性は生み出されるのであろうか。Cowan and Jonard (2004) では小さな世界のネットワーク構造と知識の多様性の関係性については何も検討していない。

### 3. 本研究の目的

本研究では小さな世界ネットワークが知識獲得に与える影響について理論的に検討を行う。具体的には、2で挙げた点を検証するために、小さな世界上に設置されたエージェントがコミュニケーションを通じて知識を学習していくマルチエージェントモデルを構築する。そして計算機シミュレーションに基づいて、学習される知識の正確性、多様性について検討を行う。

### 4. マルチエージェントモデル

**ネットワーク**：本モデルでは、ネットワーク上に1000 エージェントを設置した。エージェント間の結びつきは WS モデルによって構築した。なお  $k=10$  とし、また枝の付け替え確率  $p$  値として、0, 0.01, 0.04, 0.07, 0.1, 0.4, 0.7, 1、計8つの値を使用した。

**知識**：各エージェントは計100項目の知識を学習

した。本モデルでは各項目に対して、エージェントは3つの知識状態、 $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$ ,  $S_{missing}$  を持つものと仮定した。 $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$  は事実に対して正しい、あるいは誤っている知識状態、また  $S_{missing}$  は知識を何も持っていない状態と仮定した。

**エージェントが持つ認知的特性**：各エージェントが持つ認知的特性については以下2点の特徴を持つものとした。まず、初期には“少なく、やや正しい知識”を持つものと仮定した。初期に持つ  $S_{correct}$  の数は平均10、標準偏差5の正規分布から、 $S_{incorrect}$  の数は平均9、標準偏差5の正規分布からランダムサンプリングにより決定した。即ち平均的なエージェントが持つ100項目の知識状態の初期値は、 $S_{correct}$  が10、 $S_{incorrect}$  が9、 $S_{missing}$  が81であった。

次にエージェントは認知的制約として、学習できる項目数、即ちの100項目のうちの知識状態として  $S_{correct}$  と  $S_{incorrect}$  を取れる数の上限を設定した。上限は平均80、標準偏差10の正規分布からのランダムサンプリングにより決定した。もし新たな学習の結果  $S_{correct}$  と  $S_{incorrect}$  の数が上限を越えた場合、学習前に知識状態が  $S_{correct}$  あるいは  $S_{incorrect}$  だった項目のうち一つが  $S_{missing}$  になるものとした。

**コミュニケーション**：100項目に関する知識状態はエージェントが1対1コミュニケーションによって更新していくものと仮定した。具体的には、コミュニケーションによってエージェントは確信度を算出し、算出された確信度に基づいて知識状態が更新された。

確信度は以下のように算出される。3つの知識状態、 $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$ ,  $S_{missing}$  はそれぞれ1, 0.5, 0で表現される。 $i, j$  をコミュニケーションを行うエージェント、 $k_{im}$ ,  $k_{jm}$  を項目  $m$  に関してエージェント  $i, j$  が持っている知識状態であるとする。エージェント  $i, j$  がコミュニケーションを行う時、 $i, j$  がそれぞれ以下の式により確信度を算出する。

$$Conf_{im} = (1 - \alpha_i^{0.1t_{im}+1})k_{im} + \alpha_i^{0.1t_{im}+1}k_{jm} \quad (1)$$

$$Conf_{jm} = (1 - \alpha_j^{0.1t_{jm}+1})k_{jm} + \alpha_j^{0.1t_{jm}+1}k_{im} \quad (2)$$

パラメータ  $\alpha_i, \alpha_j$  は他者の知識状態に対しての相対的な重みづけを意味しており、数値は 0 から 1 の間の値を取る。例えば  $\alpha_i > 0.5$  の時、エージェント  $i$  は自身の知識状態よりもエージェント  $j$  の知識状態をより重み付けていることになり、逆に  $\alpha_i < 0.5$  であれば自身の知識状態をより重み付けることになる。 $\alpha_i = 0.5$  の場合は自身の持つ知識状態とエージェント  $j$  の知識状態を同等に重み付けることを意味する。即ち、このパラメータは各エージェントが確信度を更新する際に他者の知識をどの程度信じるか、といった認知的特性を表現している。なおこのパラメータはエージェントごとに平均 0.5、標準偏差 0.1 の正規分布からランダムサンプリングにより決定された。 $t_{im}, t_{jm}$  は項目  $m$  に関して行われたコミュニケーションの回数を示している。初期値は 0 を取り、コミュニケーションが行われるごとに 1 ずつ加算されていく。

算出された  $Conf_{im}, Conf_{jm}$  に基づいてエージェント  $i, j$  の項目  $m$  に対する知識状態が更新される。表 1 にエージェント  $i$  が項目  $m$  の知識状態として、更新後に取る確率を示す。また図 3 に  $Conf_{im}$  と  $t_{im}, \alpha_i$  の関係を示す。なおこの図では  $k_{im}=1, k_{jm}=0$  の状況、つまりエージェント  $i, j$  が対立した知識状態の時を示している。 $t_{im}$  が 0 の時、すなわちエージェント  $i$  が項目  $m$  に関してコミュニケーションを行っていない場合、エージェント  $j$  が持つ知識状態の影響を強く受け、知識状態が  $S_{missing}$  になる確率が高い ( $\alpha_i = 0.5$  の時は確実に  $S_{missing}$  になる)。しかしながら  $t_{im}$  の値が大きくなるにつれてエージェント  $j$  が持つ知識状態の影響は小さくなり、エージェント  $i$  の知識状態が変化する確率は低くなる。よってパラメータ  $t_{im}$  は、知識は初期においては柔軟であり、コミュニケーションを重ねるにつれて固定していく、という認知的プロセスを表現していると考えられる。

**シミュレーションの概要**：本モデルでは、表 2 に示すような 4 つのステップを 1 コミュニケーションと見なした。1 ピリオドを 2000 コミュニケーションと定義して、最低 3000 ピリオドの分のコミュ

表 1 更新後にエージェント  $i$  の項目  $m$  の知識状態が取る確率

	$S_{correct}$	$S_{missing}$	$S_{incorrect}$
$Conf_{im} > 0.5$	$Conf_{im}$	$1 - Conf_{im}$	0
$Conf_{im} = 0.5$	0	1	0
$Conf_{im} < 0.5$	0	$Conf_{im}$	$1 - Conf_{im}$

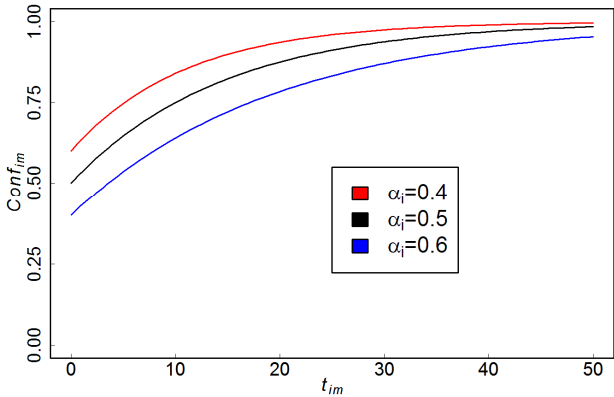


図 3  $t_{im}, \alpha_i, Conf_{im}$  の関係

表 2 1 コミュニケーションの 4 ステップ

①:	エージェント $i, j$ をネットワークから決定
②:	項目 $m$ を 100 項目の中から決定
③:	エージェント $i, j$ がそれぞれ $Conf_{im}$ and $Conf_{jm}$ を算出
④:	算出された $Conf_{im}$ and $Conf_{jm}$ に基づき、エージェント $i, j$ が $k_{im}$ and $k_{jm}$ に関する知識状態を更新する

ニケーションを実施した。3000 ピリオド以降、以下のような収束基準  $CC_r$  を算出した。

$$CC_r = \sum_{r=r-999}^r \left( 1 - \frac{CN_{r-1}}{CN_r} \right) \quad (3)$$

$$CN_r = \frac{CKS_r}{CKS_r + IKS_r} \quad (4)$$

$CKS_r$ ,  $IKS_r$  はピリオド  $r$  において 1000 エージェントが持つ  $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$  の数の合計を示している。即ち、 $CN_r$  は  $S_{correct}$  の  $S_{incorrect}$  に対する相対的な割合を示している。そして  $CC_r$  が以下の基準を満たす時、学習は収束したと見なし、シミュレーションを終了した。

$$-0.001 < CC_r < 0.001 \quad (4)$$

もし連続して  $CN_r$  が上昇、あるいは下降するトレンドを持つと  $CC_r$  は 0 から逸脱した値を取る。よって  $CC_r$  が 0 に近づいているというのは、誤差変動成分以外についてはトレンドが見られないことを意味する。

本研究では付け替え確率  $p$  の 8 つ値から作ったネットワークに関してそれぞれ 30 回シミュレーションを実施した。

## 5. 結果・考察

**正確性：**獲得された知識の正確性については学習が収束した時の知識が持つ正確性の指標として考えることができる  $CN_r$  を分析の対象とした。

図 3 に 30 シミュレーションにおける  $CN_r$  の平均値と付け替え確率  $p$  の関係を示す。図からも分かるように、 $p$  値が増すにつれて正確性も増す傾向にあることが見てとれる。しかしながら正確性の増加は  $p > 0.1$  以降は逡減している。 $p = 0.01$  から  $p = 0.1$  までの  $CN_r$  の平均値の増加は約 0.1 (0.543-0.643) であるのに対し、 $p = 0.1$  から  $p = 1$  までの増加は約 0.04 (0.643-0.688) となっていた。

先に述べたように、Cowan and Jonard (2004) では小さな世界構造の時 ( $p = 0.09$ )、知識は最も成熟しやすいことを示した。本研究では  $p = 1$  の時、

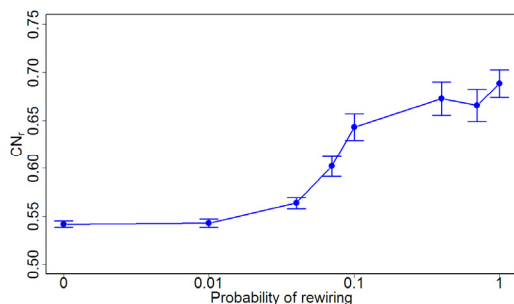


図 3  $p$  と  $CN_r$  の関係 (誤差バーは標準誤差)

知識は最も正確になりやすいことが示された。但し、小さな世界構造である  $p = 0.1$  の時の正確性も  $p = 1$  の時と近い値を示しており、小さな世界ネットワーク上に存在するエージェントは最高レベルではないものの、十分に正しい知識を獲得できることを示している。

**多様性：**社会が持つ知識の多様性については知識 100 項目それぞれに関して  $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$ ,  $S_{missing}$  の知識状態を持つ人の割合から分析を行う。例えば  $CN_r = 0.7$  の時、社会が持つ知識状態に関して 2 つの可能性が考えられる。1 つは 100 項目のうち、70 項目に関しては全員  $S_{correct}$  の知識状態をもち、残りの 30 項目に関しては全員が  $S_{incorrect}$  の知識状態を持つ可能性である。2 つ目の可能性は 100 項目の知識それぞれに関して  $S_{correct}$  の知識状態を持つ人が 70%、 $S_{incorrect}$  の知識状態を持つ人が 30% 存在しているという状態である。多様性の視点からすると、前者は全員が同方向の知識状態を持っているという意味において多様性がなく、後者は対立する知識状態を持つ人が存在しているという意味において多様性がある状態である、と考えることができる。

図 5 に 100 項目について知識状態が  $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$ ,  $S_{missing}$  の割合を算出したものを示す。図から分かるように、 $p$  の値が 0.1 を境目として明確な違いが観察された。 $p$  値が 0.1 以下の場合、100 項目それぞれにおいて  $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$ ,  $S_{missing}$  の知識状態を持つ人が存在している。つまり対立する知識状態を持つ人が存在しているので、社会において形成された知識に多様性が存在していた。一方、 $p$  値が 0.4 以上の場合、各項目においてほとんどの知識状態は  $S_{correct}$  と  $S_{missing}$ 、または  $S_{incorrect}$  と  $S_{missing}$  となっている。 $S_{missing}$  は知識がない状態を示していることを踏まえると、全員が同一の方向の知識状態を持っており、多様性が存在していないといえる。

但し、多様性の議論では考慮に入れるべき点がある。もし全員が  $S_{correct}$  という知識状態を持つならば多様性は全くなくなるが正確性は高いことになる。また  $S_{correct}$ ,  $S_{incorrect}$  を持つ人が同じ割合いるならば多様性は高いが正確性は低いことになる。

つまり、本研究で定義した知識の多様性には正確性とトレードオフ関係にある。よってこのトレードオフ関係を考慮に入れた上で多様性を検討していく必要がある。

この点を検討するために、社会が持つ知識の多様性を以下の式で定量的に表現した。

$$Div = \frac{1}{100} \sum_{m=1}^{100} (-c_m \log_2 c_m - i_m \log_2 i_m) \quad (5)$$

$c_m$ は項目  $m$  において  $S_{correct}$  の  $S_{incorrect}$  に対する相対的な割合、 $i_m$ は項目  $m$  において  $S_{incorrect}$  の  $S_{correct}$  に対する相対的な割合を示している (i.e.,  $c_m + i_m = 1$ )。よってこの式は 100 項目それぞれに関して、 $c_m, i_m$  を用いてエントロピーを算出したその平均値を示している。

図6に8つのネットワークの30回のシミュレーションにおける  $CN_r$  と  $Div$  の関係を示す。上で述べたように、 $CN_r$  と  $Div$  は基本的に相関関係を持つが、ここで注目すべきは  $p=0.1$  の場合である。この時、 $Div$  の値は  $p=0.4, 0.7, 1$  の場合よりもかなり高い値を取っているにも関わらず、 $CN_r$  の値はさほど変わらない。即ち、 $p=0.1$  の時は、正確性を保ちながらかつ社会としては多様性の高い知識を形成しているということである。

## 6. 総合討論

本研究では小さな世界ネットワークにおいてエージェントがコミュニケーションを通じてどのような知識を獲得していくのか、という点について理論的に検討を行った。

Cowan and Jonard (2004)は知識の成熟という本研究とは異なる視点からネットワーク構造が知識獲得に与える影響について検討を行い、小さな世界ネットワークでは知識が最も成熟しやすいことを示した。本研究で示したように、正確な知識についても小さな世界構造で獲得されることを踏まえると、小さな世界ネットワークは知識を獲得する上で促進的な影響を与えるネットワーク構造である可能性が考えられる。

また、社会が持つ知識の多様性は小さな世界ネットワークの時のみ生成されることが示された。

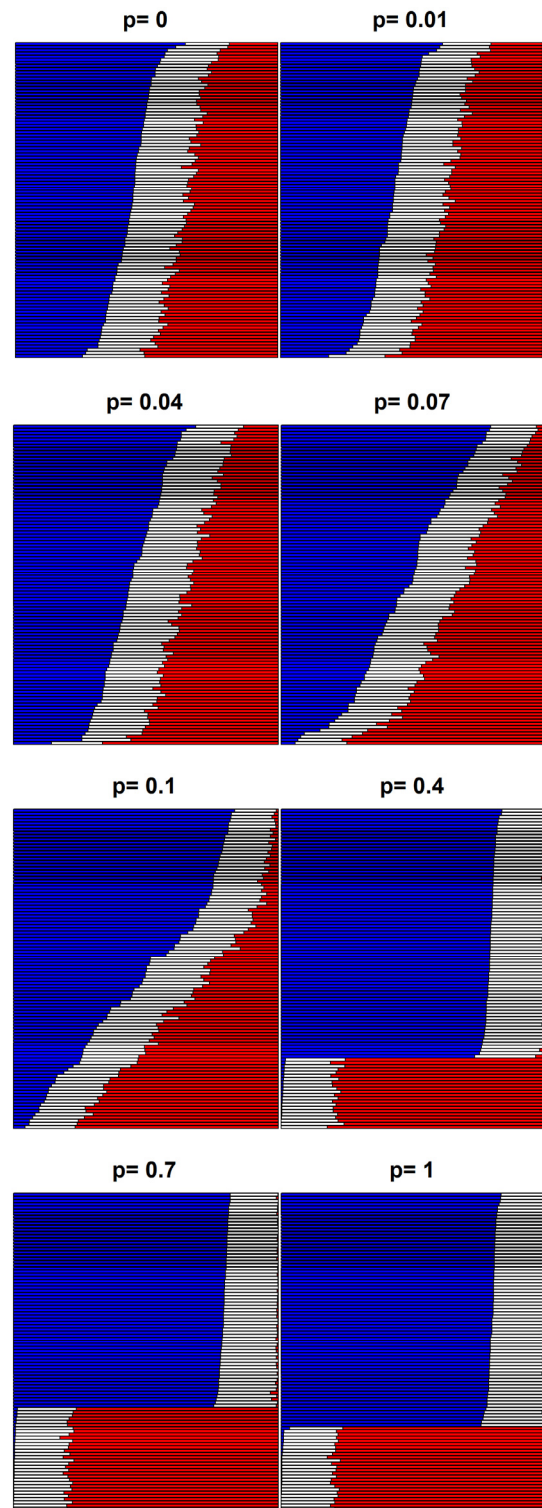


図 5. 100 項目における知識状態  $S_{correct}$  (青バー)、 $S_{incorrect}$  (赤バー)、 $S_{missing}$  (白バー) の割合。縦軸は 100 行あり、それぞれが 1 つの知識状態を意味する。横軸は割合を示しており、各行における 3 領域を足すと 1 になることを意味する。各ネットワーク 30 回シミュレーションを行っているのでここでは 1 例を示してある。



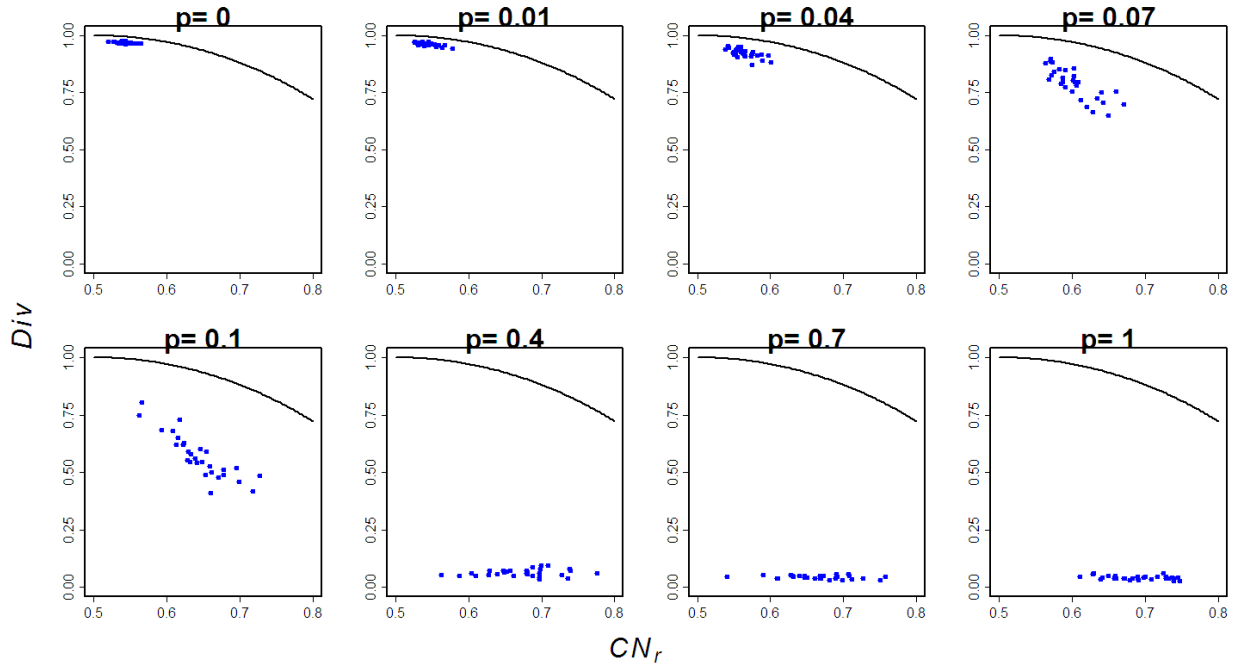


図 6.  $CN_r$  と  $Div$  の関係。曲線は  $CN_r$  から予測される  $Div$  の最大値。

この知見は知識の多様性の起源を考えていく上で大変興味深い。個人内プロセスを主に検討する認知科学的視点からすると、多様性の起源は個々の知性、パーソナリティ等の個人特性の差異に起因させる議論が多いと思われる。もちろん、個人的特性は社会に見られる知識の多様性を生み出す上で重要な役割を果たしていることは間違いない。しかしながらネットワーク構造に依存して知識の多様性が大きく異なることを示した本研究の知見は個人内のマイクロプロセスだけではなく、個人間のインタラクションを視点とするマクロプロセスから考えていくことも必須であることを示していると言えるだろう (cf. Goldstone & Janssen, 2005)。

本研究では個々の認知的特性とネットワーク構造の関係については詳細に検討をしていない。例えば、本研究においてエージェントが持つ認知的特性の重要なパラメータの一つが記憶機能における認知的制約である。記憶機能が持つ認知的制約に関する議論は認知科学・心理学研究で頻繁に行われているが (e.g., Anderson & Schooler, 1991; Schooler & Hertwig, 2005)、記憶機能の認知的制約が持つ意味合いについて、認知的制約を規定するパラメータとネットワーク構造の関係を調べるこ

とによって、新たな視点から議論が進展できると思われる。この議論は認知的制約だけではなく、エージェントが持つ認知的特性のすべての点について適用できる分析法である。つまり、認知的特性を表現するパラメータを変動させることによって最終的にマクロレベルでの行動・現象がどのように変化するか、という観点から個々が持つ認知的特性の持つ意味合いについて新たな議論が展開できる可能性が考えられる。

## 謝辞

本研究は科学技術融合振興財団の助成を受けた。

## 文献

- Anderson, J. R., & Schooler, L. J. (1991). Reflections of the environment in memory. *Psychological Science*, 2, 396-408.
- Axelrod, R. (1997). The dissemination of culture: A model with local convergence and global polarization. *Journal of Conflict Resolution*, 41, 203-226.
- Cowan, R., & Jonard, N. (2004). Network structure and the diffusion of knowledge. *Journal of*

- Economic Dynamics and Control*, 28, 1557-1575.
- Dodds, P. S., Muhamad, R., & Watts, D. J. (2003). An Experimental Study of Search in Global Social Networks. *Science*, 301, 827-829.
- Goldstone, R. L., & Janssen, M. A. (2005). Computational models of collective behavior. *Trends in Cognitive Sciences*, 9, 424-430.
- Mason, W. A., Conrey, F. R., & Smith, E. R. (2007). Situating Social Influence Processes: Dynamic, Multidirectional Flows of Influence Within Social Networks. *Personality and Social Psychology Review*, 11, 279-300.
- Milgram, S. (1967). The small world problem. *Psychology Today*, 3, 60-67.
- Roediger, H. L., & McDermott, K. B. (1995). Creating false memories: Remembering words not presented in lists. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 21, 803-814.
- Schooler, L. J., & Hertwig, R. (2005). How Forgetting Aids Heuristic Inference. *Psychological Review*, 112, 610-628.
- Tajfel, H. (1978). *Differentiation between social groups: Studies in the social psychology of intergroup relations*. London: Academic Press.
- Travers, J., & Milgram, S. (1969). An experimental study of the small world problem. *Sociometry*, 32, 425-443.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 393, 440-442.