

異なるネットワーク構造をもつ組織間にあるバウンダリースパナーの分析

○市川歩夢 高橋真吾（早稲田大学）

Analysis of Boundary Spanners between Organizations with Different Network Structures

* A. Ichikawa and S. Takahashi (Waseda University)

概要— 企業組織は持続的な成長のため多様化や国際化しているが、それにより他者間あるいは組織間には隔たりが生まれてしまう。これは両者間に違いがあることでもあり、知識移転を困難とさせる。このバウンダリーを越え、知識移転を促す存在としてバウンダリースパナーが存在する。本社と海外子会社のような異なる組織間の知識移転において、ネットワーク構造がそれぞれ異なる場合、バウンダリースパナー（BS）のどのような特性が、組織のパフォーマンスに影響を与えるかを明らかにする。

キーワード: バウンダリースパナー, 知識移転, 複雑系ネットワーク, 国際経営

1 研究背景

1.1 バウンダリースパナー

企業組織は持続的な成長のため、多様化や他国籍化をとる。その中で、業務提携、M&A など企業・組織同士の関係が複雑化し、境界（バウンダリー）が生まれる。また1組織内においても、複数部署や部門間を持つことで境界が生まれたり、個人間においても個人の目的の相違や異なるバックグラウンドによって境界が生まれる。バウンダリーを越えて知識を移転することが難しい理由は、その両者間に隔たりすなわち、両者間に違いがあることで知識移転が困難となる。そこで、両者のバウンダリーを乗り越え知識移転を促す機能を持つ、バウンダリースパナーが近年注目されている。

1.2 国際経営におけるバウンダリースパナーの活動

大野は多国籍企業における、駐在員をバウンダリースパナーとし、駐在員の活動を分析することで、バウンダリースパナーが埋め込まれているコンテキストを考慮し、またそれにより生まれるジレンマがバウンダリースパナーの活動に与える影響を分析した。[1]組織の違いと国の違いから生じるジレンマによって、バウンダリースパナーの活動における、情報獲得、情報選択、情報翻訳、情報移転への大きく影響していることが分かった。中でも、本社がおかれている国の状況と海外支社の現地国状況の影響でそれぞれ異なるネットワークをもつことになり、それによって間に挟まれているバウンダリースパナーはジレンマを引き起こし、知識移転に影響を及ぼすことが明らかとなっている。

1.3 ネットワーク構造と組織への影響

個人の意見が他人に伝播し、結果的に組織全体に影響を及ぼすというオピニオンダイナミクスが近年多く研究されてきた。そのオピニオンダイナミクスの大きな影響を与える要因とされているものとしてネットワーク構造は代表的である。Suoらは4種類のネットワーク構造（レギュラー、スモールワールド、ランダム、スケ

ールフリー）を用いて、構造ごとに異なるマクロなダイナミクスに影響を与えることを分析した。[2]

2 先行研究

2.1 国際経営におけるバウンダリー・スパンニング活動

大野は多国籍企業における、駐在員をバウンダリースパナーとして考え、バウンダリースパナーが埋め込まれているコンテキストを考慮し、またそれにより生まれるジレンマがバウンダリースパナーの活動に与える影響を国際経営の観点から分析した。[1]

結果として、本質的に暗黙的で複雑な現象であるバウンダリースパナーの活動を、バウンダリースパンニング活動を情報獲得、情報選択、情報翻訳、情報移転という4段階に分けて、事例を詳細に分析することで、バウンダリーから生じるジレンマが、バウンダリースパナーの活動に影響を及ぼすことを捉えることに成功している。

そして本研究で最も関心があるのは、本社がおかれている国の状況と海外支社の現地国状況の影響でそれぞれ異なるネットワークをもつことになり、それによって間に挟まれているバウンダリースパナーはジレンマを引き起こし、知識移転に影響を及ぼすという結果である。

このことから本社か海外支社のどちらかに埋め込まれるかというジレンマが生じているが、BSはどちらにも埋め込まれるつまり、どちらも強固なネットワークをつくるのが最善策であると考えられる。しかし現実問題として、両方とのつながりを増やすことは、心理的理由、時間やお金をはじめとするリソースの問題から現実的ではないと考えられる。したがって、限られたつながりの中で効率的に知識移転をすることが必要である。

2.2 組織環境に適した Knowledge Coordinator の配置分析

Know-Who情報においてグループ間で情報の分断がある場合、知識のありかを紹介する Knowledge Coordinator(KC)というエージェントがその架け橋になる。平澤は、組織の違いによってどのようなKCの配置が、タスクの処理時間短縮、タスクの質向上につながるのかを分析している。[3]

分析方法としては、人、知識、タスク、グループの関係をモデル化したPCANNS-Gというモデルと、誰と誰がつながっているか、誰がどんな知識をどれくらい持っているかの認知のTMというメンタルモデル、またKCの配置の仕方と情報の受け渡しについてのモデルを適用させた、タスク処理のモデルを構築し、自律的に意思決定を行うエージェントから成るABS(エージェントベースシミュレーション)によって実験を行った。

しかし、平澤の実験では、同グループのエージェントは全員つながりを持っており、現実社会ではそうでなくつながり(ネットワーク)の構造が重要であるため、ネットワーク構造を考慮する必要がある。また、ネットワーク構造が与えられた場合、グループの間にいるBSが誰とつながるのかや、誰から探索すればいいかなど、知識移転に大きく影響し結果的に組織のパフォーマンスも影響するだろうと考えられる。

3 研究目的

3.1 研究課題

大野の研究[1]から、BSには本社側の立場に立つか海外子会社側の立場に立つかのジレンマが生じ、そして、そのジレンマによって、知識移転が阻害されることがあることが明らかになっている。例えば、本社側の立場に埋め込まれている場合、本社に有利なように働き、子会社側が知識を移転してほしくない場合でも本社に知識を移転してしまう。その結果、海外子会社からの信頼を減らし、その後の知識や情報を子会社から受けづらくなってしまう。したがって、短期的には知識移転を促進させるが、長期的には知識移転を阻害する。

その中で、一般的に考えられる施策として、本社側と海外子会社側の両方に埋め込まれる、すなわち両方とのつながりを強化すれば良いことが考えられる。しかし、心理的問題やコスト面の問題によりそれは実現不可能である。したがって、「BSを限られたつながりの中で、どのような人とのつながり方、あるいは知識の探索の仕方をすれば、組織のパフォーマンスに正の影響を与えることができるのか」が問題である。

また、それに加え、ネットワーク構造によって、どのような人とつながるべきか、どのような探索をするべきかが変わってくるのが考えられる。したがって本研究が対象とする問題は、「本社と海外子会社のような異なる組織間の知識移転において、ネットワーク構造がそれぞれ異なる場合、BSはどのような人とのつながり方、あるいは知識の探索の仕方をすれば、組織のパフォーマンスに正の影響を与えることができるのか」である。

3.2 研究の意義

本社と海外子会社のような異なる組織間の知識移転において、ネットワーク構造がそれぞれ異なる場合、バウンダリースパナー(BS)のどのような特性が、組織のパフォーマンスに影響を与えるかを明らかにする。

3.3 研究内容

今回の研究内容は、ネットワーク構造をもつ異なる組織間の知識移転において、タスクの処理時間を短縮、あるいはタスクの質・達成率を向上させるようなBSのタイプ・知識探索方法を分析することである。すなわち、平澤のモデルにネットワーク構造の概念を導入できる

モデルを構築し、異なる知識のありかの認知モデルを持ったエージェントの、2グループ間での知識共有の分析を行い、タスク処理の質・達成率・タスク処理の速度を向上させるようなBSのタイプ・知識探索方法をネットワーク構造ごとに分析し、知識共有に有効なBSをより実現可能な形で示唆する。

4 研究方法

本研究では、平澤 [3] のモデルのエージェント間の関係に、ネットワークモデルを組み込んだモデルを提案する。このモデルではエージェント間の関係にネットワークの要素を導入することで、2グループ間のネットワーク構造の違いを表現し、その状況下で、バウンダリースパナーが組織とのつながり方によって組織にどのような影響を与えるかを分析する。

4.1 研究対象

エージェントベースモデリング(ABM)を使用し、タスク発生、知識獲得、タスク処理を行うエージェント集団において、組織にネットワーク構造がある場合の知識獲得の様子とその有効性の分析を行う。これは、個人個人のミクロの複雑な影響が組織全体に及ぼすマクロな影響を表すのに計算量が多いことと知識移転の効果が現れるまでに長い時間が必要なことで短期間での効果の実証は困難であり、コストもかかることから、エージェントベースシミュレーションによる効果の測定を目指す。

問題状況としては2グループ間で知識・アクセスの分断がある大野の例[1]のような多国籍企業の知識移転を想定する。このグループはそれぞれネットワーク構造が異なっているあるいは同じである状況を考える。他グループとの知識移転においてはBS以外のエージェントは知識移転ができず、タスク処理には他グループの知識を得なければならない。そのため、エージェント集団において、グループ間の知識の掛け渡しとなるような存在が必要であり、知識の橋渡し役で知識獲得を促進するエージェントとしてBSを考える。

この組織に対して、組織環境と組織構造を考える。組織環境としては、タスクが発生しやすいか、タスクが変わりやすいか、知識が覚えていづらいか、学びやすい知識かを考える。また、組織構造としては、知識は専門性、タスク処理には専門的な知識を必要とするかを考える。

今回は知識探索の意思決定の基準は2つあり、1つ目は誰が誰とつながっているか、誰がどんな知識を持っているかの情報としてTMというものを利用する。一度アクセスした相手は、知り合いとなり、次回からもアクセス可能であるとする。2つ目に、ネットワーク的な視点から捉えたノードの重要性を表す指標である「中心性」という指標を利用する。中心性の高いエージェントとを優先的に探索相手とする。

TMを利用した知識探索による他グループへのアクセスが行われる場合に、架け橋となるのがBSである。BSはエージェントと異なり、タスクが発生せず、知識の所在に関しては知っているが、知識自体は知らないし、教えられない。

以上をまとめると、2グループ間での知識移転においてそれぞれネットワーク構造が異なっているあるいは同じである状況のとき、タスクの発生頻度(高速化)、変

化しやすさ(多様化),知識の忘却,知識伝達率,グループによる知識の分断がある場合のネットワーク構造とBSのタスク処理への影響を研究対象とする.先行研究を補完・拡張して組織,TM,についてのモデルを作成する.

このとき,エージェント・BSの能力は限定合理的で,その結果,常に正しい知識を持っているとは限らないと考える.その上で,様々な組織のネットワーク構造に適したBS配置の仕方と知識探索の方法についての分析を行い,現実への適用に示唆を与えることを目的とする.

4.2 本研究のアプローチ

TMを利用した意思決定と,ネットワーク構造を考慮した組織構造によって,知識共有を促進し,タスクパフォーマンスの増加を目指す.手順は以下の通りである.

1. ネットワーク構造を作成する.
2. 1.で作ったネットワーク構造の各中心性の高いエージェントリストを作成する.
3. 先行研究と1.で作ったネットワーク構造から,TMを実装可能なモデルを作成する.
4. モデルを基にABS(エージェントベースシミュレーション)で実装する.
5. 本研究目的をABS実験で検証し,分析する.

4.3 モデル全体の概要

本研究では,組織はタスクを解決するためのシステムであると考え,ネットワーク構造よりエージェント間の関係を作成するモデルとタスク処理・知識探索の組織モデルの2つから構成されるモデルを考える.

まず,エージェント間の関係を表現するため,ネットワーク構造を用いる.Suoらの研究より,ネットワーク構造によってマクロなダイナミクスに違いがあることが分かっている[2].本研究では,スモールワールド(Watts-Strogatz Model)とスケールフリー(Connecting Nearest-Neighbor Model)の2種類のネットワークを用いる.

組織はエージェント・タスク・知識の3つの要素から成る.タスク発生→タスク認知→必要な知識探索・獲得→タスク実行→タスク評価というタスクの流れをモデル化する.このとき,タスク発生ではタスクとエージェントの関係,必要な知識探索・獲得ではタスクと知識の関係,知識とエージェントの関係,エージェント同士の関係で表現する.また,タスクが発生していないエージェントは,知人紹介という役割を担う.エージェント集団はタスク処理を行い,組織環境はタスク発生とタスク評価を行う.

TMは知識探索時の知識の所在に関する認知モデルであるので,エージェント同士の関係,知識とエージェントの関係の認知をモデル化する.

BSはタスクが発生せず,知識を持たない代わりに知識の所在の認知に特化したエージェントであるようにモデル化する.BSのエージェントとのつながり方は,ネットワーク的な視点から捉えたノードの重要性を表す指標である「中心性」という指標を基準に,3つの中心性「次数中心性」,「近接中心性」,「媒介中心性」の高いエージェントとつながること,また「ランダム」にエージェントを接続相手に選んでつながることを考

る.

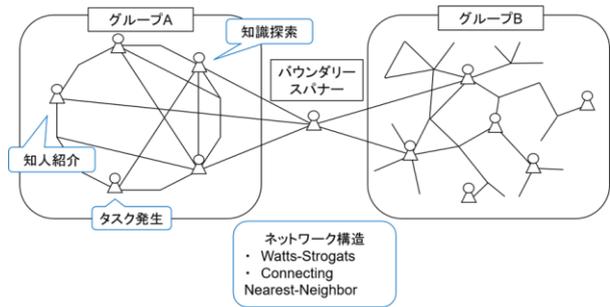


Fig. 1: モデルの概要図

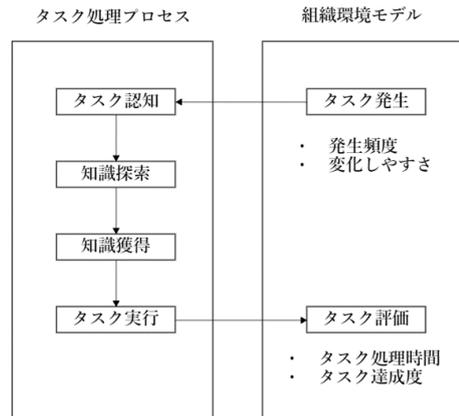


Fig. 2: 組織モデル

4.4 ネットワークモデル

4.4.1 ネットワークモデル概要

エージェント間のアクセス関係(つながり)は,平澤のモデルでは同グループのエージェント同士は必ず全員とつながりを持っていた.本研究では,エージェント間のつながりを極端に多く持っているエージェントが少数存在する組織とそうでない組織を仮定し,2種類のネットワークを用いてエージェント間のつながりを表す.それらを表現するため使用するネットワークは,Watts-Strogatz (WS)モデル[4]と Connecting Nearest-Neighbor (CNN)モデル[5]である.

BSのつながる相手と知識探索・知人紹介の相手の優先順位として,ネットワーク的な視点から捉えたノードの重要性を表す指標である「中心性」という指標を基準に,中心性の高いエージェントとつながることを考える.そのため,ネットワークを生成後,各中心性を計算し高い順にエージェントを並べる.そして,あらかじめ設定した割合のエージェントを上から抽出し,BSのつながる相手としての候補,知識探索・知人紹介の優先順位の高い相手とする.

4.4.2 WSモデル

WSモデルは,WattsとStrogatz[4]によって提案されたモデルであり,その特徴は,人との交友関係を表すことにおいて重要な性質である「スモールワールド性」を表現することができる代表的なモデルである.このモデルはノード間の平均距離やネットワーク直径が,ネットワークの大きさ(ノードの数)に比べて圧倒的に小さい,ということを表現している.つまり,1人のつな

がりの数は高々決まっており,1人1人にアクセスできる可能性のバラつきが大きくないことを意味しており,人のつながりの数が偏っていない組織を表す。

アルゴリズムは以下のように表される:

1. 頂点 i を,円周上の隣接頂点同士を時計回りにつなぐリンク $(i,i+1)$ に沿って順番に選択する。
2. 一様乱数 r を生成する。繋ぎ替え確率を u とし,もし $r \geq u$ ならば,リンク $(i,i+1)$ に変更は加えない。 $r < u$ であるときには,リンク $(i,i+1)$ を取り除き,グラフ全体から頂点 i をランダムに選択し, i から j にリンクを繋ぎ替える。ただし,自分自身をつなぐことや,ほかのリンクと重複してつなぐことは避ける。
3. 全ての頂点について繋ぎ替えの操作を行ったら,次に近い頂点 $i+2$ とを結んでいるリンクについて繋ぎ替えを試みる。これを全ての辺について繋ぎ替えが試みられるまで繰り返す。

4.4.3 CNNモデル

CNNモデルは,Vazquez[5]により提案されたネットワークモデルである。TwitterをはじめとするSNSのような交友関係を表すことにおいて重要な性質である「スケールフリー性」を表現することのできる代表的なモデルである。スケールフリー性とは,次数分布がべき則で近似できることを表す。つまり,平均的なつながりの数は有限になるのに対し,極端に多くのつながりを有するノードが存在する,ということであり,極端に多くのつながりを持った人が存在することを表すことができる。また,他のスケールフリー性を表すモデル(例えば Barabasi-Albert mode等)とは違い,クラスター性についての表現が可能となっている。社会における人と人とのつながりは,近い属性を持った人々によって集団が形成されるが,CNNモデルはそれを表現することができる。これらにより,人のつながりが偏っている組織を表す。

アルゴリズムは以下のように表される:

1. 確率 $1-p$ で新たなノードを作成。ランダムに既存のノードを一つ選ぶ。新たなノードと選ばれた既存のノードを結びつける。その際,新ノードと既存ノードの全ての隣接ノードとの辺を次のリンク候補となる潜在的リンクとして保存する。
 2. p の確率で,ランダムに選んだ潜在的リンクのどれか一つを本物のリンクへと変換する。
- これら1と2を繰り返す。

4.4.4 中心性

中心性には,主に次数中心性,近接中心性,媒介中心性の3種類があり,定義及び特徴は以下の通りである。

(ノードの集合: N , ノード x の次数: k_x , ノード x と

ノード y の距離: d_{xy})

- (1) 次数中心性:

$$\frac{k_x}{N-1}$$

あるノード x からほかのノードに対して張られるリンクの数を正規化である。

次数の大きさは,あるエージェントがアクセスできる他エージェントとのリンクの数を表しているため,値が高いと他エージェントにアクセスしやすい。

- (2) 近接中心性:

$$\sum_{x \neq y, y \in N} \frac{d_{xy}}{N-1}$$

ネットワーク中のあるノード x と,他の全ノードとの間の平均のパス長である。

ノード x と他の全ノード間との平均のパス長なので,知識が伝わる経路を表している。値が小さいことは最短経路であることを表しており,効率よく知識を伝えることができる。

- (3) 媒介中心性:

ノード y とノード z 間の最短パス数: n_{yz}

そのうちノード x を通るパス数: $n_{yz}(x)$

$$\sum_{y < z \in N} \frac{n_{xy}(x)}{n_{yz}}$$

他のノード間を結ぶ経路上に現れる度合い,すなわち橋渡しの度合である。

この値が高いと知識が伝わる流れをコントロールできて,全体への知識の伝わり具合を左右する。

4.5 組織

ここからは以下の組織モデル図に基づいて,各用語の定義・説明を行う。

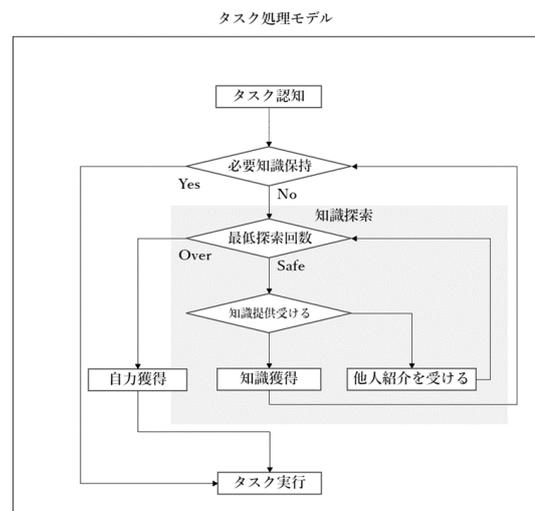


Fig. 3 : タスク処理モデル

4.5.1 タスク処理

タスクとは環境によってもたらされる、組織が達成すべき仕事を表現している。タスクにはタスクごとに決められた知識が必要になり、エージェントがタスクを実行するためにはそれらの知識を必要量持っていなければならない。タスクの構造は実行するために必要な知識によって表現される。各知識が必要ならば1,不要ならば0としてタスクを表現する。すなわち、エージェントはタスク実行に必要な知識の知識量を全て満たすとタスクを実行できることとする。各知識の知識量は0~9の整数値で表現される。

4.5.2 組織環境

平澤の実験[3]では、組織の環境として、タスクの発生頻度、タスクの変化しやすさ、知識の忘却・伝達減衰を考慮しており、これらはタスクの定型・非定型、知識の単純さ・複雑さを示している。本研究では、このタスクを混合型と仮定し、一定の値に設定する。

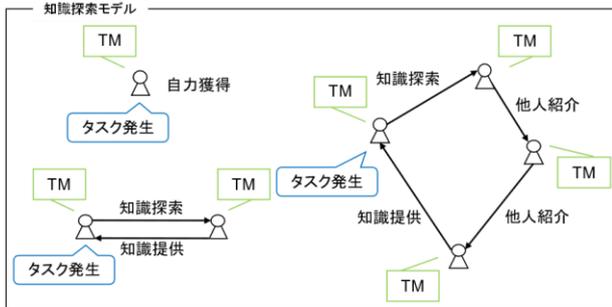


Fig. 4 : 知識探索モデル

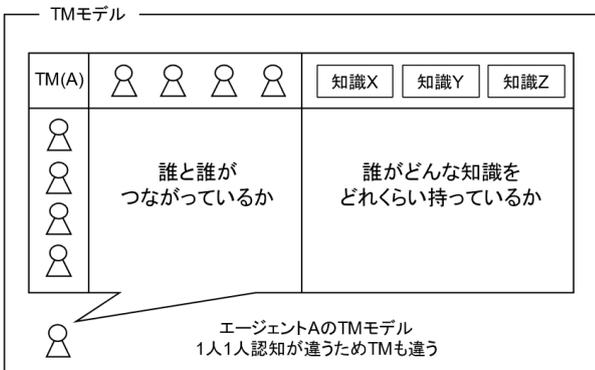


Fig. 5 : TMモデル

4.5.3 知識探索(TM)

組織内のエージェント同士の関係、知識とエージェントの関係の情報をTransactive memory(TM)という概念を利用して表現する。TMの概要を以下にて記す。Wegnerは、異なるドメインからの情報をコード化・蓄積・検索するために、緊密な関係にある人々が発達させる共有システムとして、Transactive Memoryシステムを定義した[6]。

TMとは、誰がどんな知識を持っているかということに関するメンタルモデルである。これを利用することで、エージェントは知識獲得のために、(限定合理性を仮定し)自分の理解の範囲内で合理的な行動を取ることができる。

各エージェントのTMは異なっており、実際の組織状態と異なっていることもある。TMはlower-order-information(実際に保持しているであろう知識の認知)、higher-order-information(メタ知識の認知)、location-information(知識の所在の認知)で表現される[7]。今回は平澤の状況を仮定し、メタ知識に関しては正しく認識できるものとする。

知識の所在を組織として考えるときに、エージェント間の関係、エージェントと知識の関係、(エージェントとタスクの関係)が考えられる。

4.5.4 BS

グループ間の知識・アクセスに分断がある場合に、知識の受け渡しの架け橋となるのがBSである。BSとエージェントのつながり方は、中心性を基準に、3つの中心性「次数中心性」、「近接中心性」、「媒介中心性」の高いエージェントとつながることに加え、「ランダム」にエージェントとつながりを作ることを考える。これらBSのつながる相手によって組織構造へ示唆を与える。

4.5.5 知識獲得

エージェントはある知識に関して他人から学習するとき、その知識に関する自分の知識量と相手の知識量が多いほど、知識を学習しやすい。自力獲得を行うときは、その知識に関する自分の知識量と、全知識の平均知識量が多いほど、知識獲得量が増える。学習を行う方が、自力獲得するよりは学習しやすい。

4.5.6 タスク評価

タスクの質(タスク実行時に利用した「知識」の「知識量」の平均)と、タスクの処理時間(タスク発生からタスク実行までの時間)、タスク達成率(タスク終了個数をタスク発生個数で割ったもの)によりタスクを評価する。実行したタスクの評価の平均を総合評価とする。

4.6 PCANNS-Gモデル

PCANNSとは、P(Person: エージェント)と、R(Resource: 知識)と、T(Task: タスク)の関係によって、組織をモデル化したものである[8]。タスク・知識・メンバーの3つの要素間に生じる関係を表す。タスク割り当てには $P \times T$ 、タスクに必要な知識は $R \times T$ 、知識探索には $P \times R$ 、 $P \times P$ の関係を利用する。平澤の実験[3]から知識($R \times R$)の代替関係、タスク($T \times T$)の先行関係は考慮しない。また平澤はそのPCANNSにG(Group: グループ)の関係も加え、PCANNS-Gというモデルを構築した。[3]エージェントがどのグループに所属しているかを $P \times G$ 、グループに発生しやすいタスクは何かを $T \times G$ 、グループ特有の知識を $R \times G$ として利用する。グループ間の関係として $G \times G$ は、今回はネットワーク構造の違いによって表現しているといえる。以下にモデル化に考慮した関係を表にして示す。

Table 1 : PCANNS-G ~組織の表現(二値表現)~

	Person ⁺	Resource ⁺	Task ⁺	Group ⁺
Person ⁺	個人の関係 ⁺ ○ ⁺	持っている知識 ⁺ ○ ⁺	割り当て ⁺ ○ ⁺	所属グループ ⁺ ○ ⁺
Resource ⁺	- ⁺	× ⁺	必要な知識 ⁺ ○ ⁺	特有知識 ⁺ ○ ⁺
Task ⁺	- ⁺	- ⁺	× ⁺	グループタスク ⁺ ○ ⁺
Group ⁺	- ⁺	- ⁺	- ⁺	グループ間関係 ⁺ △ ⁺

以降に本研究で使用する,平澤のPCANNS-Gモデルの詳細を以下に示す.

- ・組織には次の4つの要素が存在する

P : 人, R : 資源 (知識), T : タスク, G : グループ

- ・今回考える要素間の関係は以下の8個が存在し,組織は0,1の値の行列で表現される (1ならば要素間に関係が存在し,0ならば要素間に関係が存在しない)

$P \times R$: 人と資源(知識)の関係, $P \times T$: タスクの割当, $P \times P$: 人間関係 (アクセス可能性), $R \times T$: タスク実行に必要な資源, $P \times G$: エージェントの所属グループ, $R \times G$: グループ関連知識, $T \times G$: グループに発生する(しやすい) タスク, $G \times G$: グループ間の関係

以下に1つ具体例を示す.これはエージェント間の関係($P \times P$)を示す表であり,この表から,agent1とagent3,agent2とagent3の間には関係があり,agent1とagent2の間には関係がないことが読み取れる.

Table 2 : $P \times P$

Person_Person	agent1	agent2	agent3
agent1	-	0	1
agent2	0	-	1
agent3	1	1	-

本研究におけるモデルTMの具体例を表で示し,仮定を箇条書きで記す.

上記の表では,agent1の認知しているTMを示している.agent1はagent2とは関係がなく,agent3やagent4とは関係があることを認知している.agent2とagent3やagent2とagent4との関係は認知していない.また,agent2の知識量は認知しておらず,agent3のresourceBについても認知していない.

- ・エージェントはTMを以下の点において発展させることができる.

($P \times P$: 誰と誰が知り合いか, $P \times R$: 誰が何をできるか)

ここではTMの可能な三種類の状態を表現するために,三値で表現する.

1: エージェントが二つの要素間に関係があることを知っている

0: エージェントが二つの要素間に関係がないことを知っている

-1: エージェントが二つの要素間の関係を知らない

5 シミュレーション実験と結果分析

5.1 実験条件

5.1.1 パラメータ設定

本研究は,平澤の研究をもとにパラメータを設定した.エージェント数はネットワーク構造の特徴を出すため,平澤の研究より大きい値を設定し201とした.100人で1グループで2グループ考え,グループごとにネットワークを生成する.1人はBSとする.平澤の研究では定型・単純タスク,非定型・複雑タスク,混合タスクと分かれており,それによって知識の忘却率,知識の減衰率,

自主獲得係数,タスクの発生頻度,タスクの変化しやすさが与えられていた.しかし本研究ではネットワーク構造の違いによる影響を見たいため,混合タスクでのパラメータを採用した.したがって,知識の忘却率 0.05,知識の減衰率 0.3,自主獲得係数 0.7,タスクの発生頻度 0.3,タスクの変化しやすさ 0.5 をパラメータとする.

S

5.1.2 ネットワークシナリオ

今回想定するネットワークのシナリオは以下の6パターンである.まずSuoらの実験[2]での設定からWSモデルにおける繋ぎ替え確率 $u=0.3$,平均次数 $m=6$ である場合を考え,反対により複雑な状況を想定し $u=0.5, m=3$ の場合を考える.CNNモデルでは,前述の潜在的リンクの変換する確率 $p=0.666$ そして,対称的に $p=0.333$ の場合を想定した.

Table 3 : ネットワークシナリオ

①	ネットワーク構造	WS(u, m)	CNN(p)
①	WS \times WS	(0.3, 6)	
②	CNN \times CNN		(0.666)
③	WS \times CNN	(0.3, 6)	(0.666)
④	WS \times WS	(0.5, 3)	
⑤	CNN \times CNN		(0.333)
⑥	WS \times CNN	(0.5, 3)	(0.333)

5.1.3 施策シナリオ

BSのつながる相手と知識探索・知人紹介の相手の優先順位を施策として考える.BSのつながる相手,知識探索・知人紹介の相手の優先順位の基準は,中心性を基準に,3つの中心性「次数中心性」,「近接中心性」,「媒介中心性」の高いエージェントに加え,「ランダム」を施策として考える.

5.2 実験結果

5.2.1 次数分布

Fig 5.1,5.3 は今回生成した CNN モデルの次数分布で,Fig 5.2,5.4 は両対数グラフである.

両対数グラフをとったときに,線形に近似していることがわかる.このことよりスケールフリーネットワークの特徴である,「次数分布がべき則を持つこと」を再現することができている.

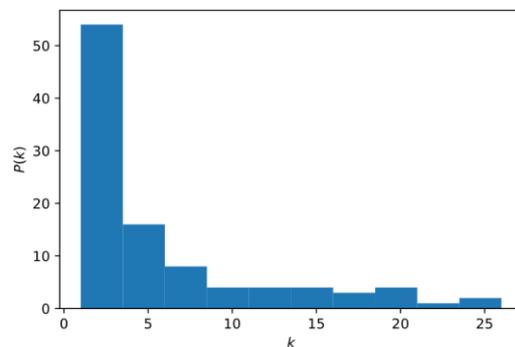


Fig. 6 : CNNの次数分布(ネットワークシナリオ①~③)

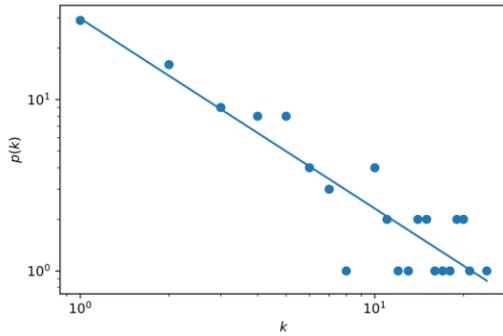


Fig. 7 : CNNの次数分布の両対数グラフ(ネットワークシナリオ①~③)

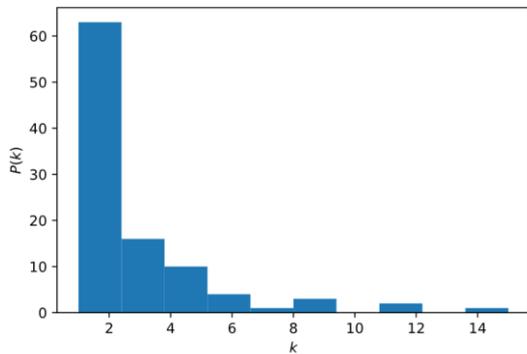


Fig. 8 : CNNの次数分布(ネットワークシナリオ④~⑥)

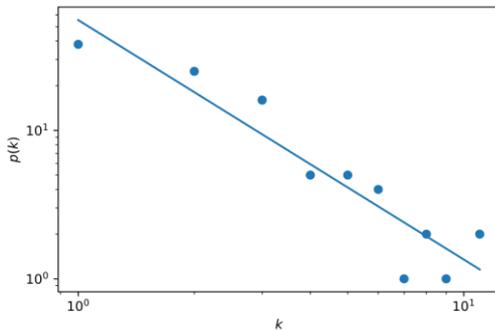


Fig. 9 : CNNの次数分布の両対数グラフ(ネットワークシナリオ④~⑥)

5.2.2 中心性の一致度

今回再現したネットワークの各中心性の高いエージェントの重複度合いである.WS④~⑥の次数中心性と近接中心性,媒介中心性と次数中心性以外はほとんど同じエージェントが中心性の高いエージェントとなっている。

Table 4 : 中心性の一致度

シナリオ	次数-近接	近接-媒介	媒介-次数
WS①~③	80%	70%	60%
CNN①~③	90%	80%	80%
WS④~⑥	40%	70%	40%
CNN④~⑥	90%	80%	90%

5.2.3 総合タスク・質評価

総合タスク・質評価は,タスク実行時に利用した知識の知識量の平均で評価する。

①~③における質評価である.中心性の高いエージェント同士の差はあまりないが,BSがつながる相手と知識探索の優先順位の高いエージェントをランダムに選ぶことが,一番質が低い結果になっている。

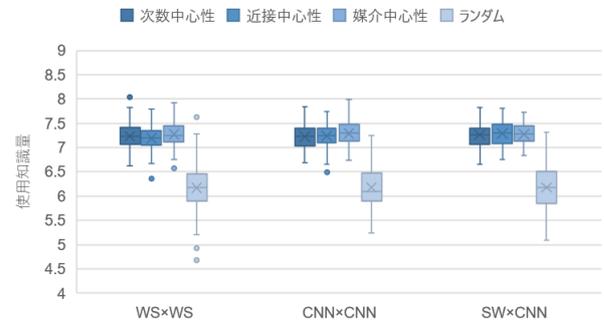


Fig. 10 総合タスク・質評価①~③

5.2.4 総合タスク・時間評価

総合タスク・時間評価は,タスク発生から終了までの時間 (ステップ数) で評価する。

①~③における時間評価である.平均でみると,BSがつながる相手と知識探索の優先順位の高いエージェントをランダムに選ぶことが,早くタスクを達成することができる.しかし,共にばらつきが大きいこともランダムの特徴になっており,WSxWS,CNNxCNNの場合,最大値をとるのがランダムでもあることから,一番時間がかかってしまう場合もあるととることができる。

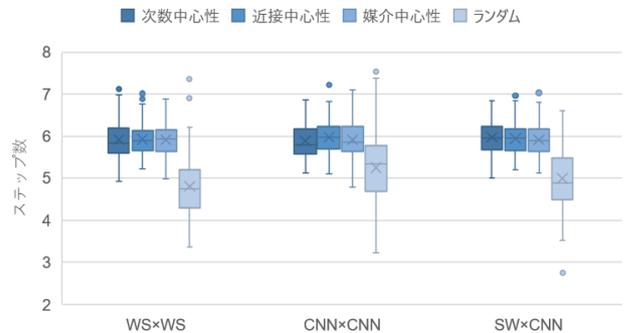


Fig. 11 総合タスク・時間評価①~③

5.2.5 タスク達成率

タスク達成率は,タスク終了個数/タスク発生個数で評価する。

①~③におけるタスク達成率である.平均でみると,BSがつながる相手と知識探索の優先順位の高いエージェントを中心性の高さで選ぶことで,タスクの達成率を上げることができる.四分位範囲で見た場合,一番範囲が小さいため,媒介中心性の高さを指標にエー

エージェントを選ぶことが、よりタスク達成できる可能性が高いといえる。

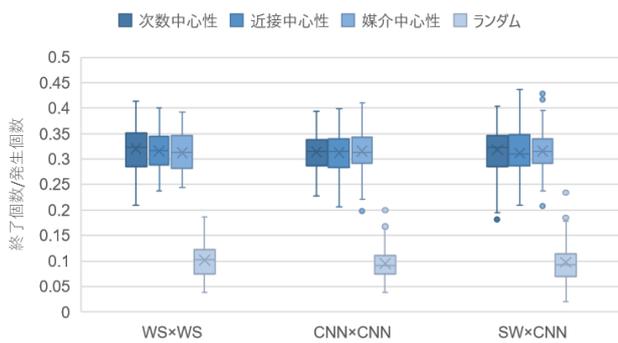


Fig. 12 タスク達成率①～③

④～⑥における質評価である。①～③と同様に、平均でみると、BSがつながる相手と知識探索の優先順位の高いエージェントを中心性の高さで選ぶことで、タスクの達成率を上げることができる。四分位範囲で見た場合、WS×WSとWS×CNNの場合は媒介中心性の高さ、CNN×CNNの場合は次数中心性の高さを指標にエージェントを選ぶことが、よりタスク達成できる可能性が高いといえる。

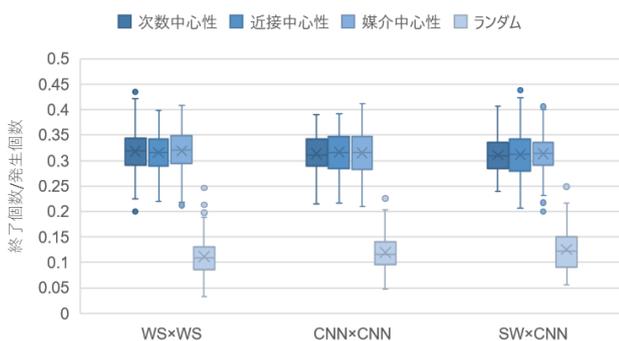


Fig. 13 タスク達成率④～⑥

6 結論と考察

本研究では、ネットワーク構造をもつ異なる組織間の知識移転において、タスクの処理時間を短縮、あるいはタスクの質・達成率を向上させるようなBSのタイプ・知識探索方法を分析することを目的とした。

研究方法としては、平澤のモデルにネットワーク構造の概念を導入できるモデルを構築し、異なる知識のありかの認知モデルを持ったエージェントの、2グループ間での知識共有の分析を行い、タスク処理の質・達成率・タスク処理の速度を向上させるようなBSのタイプ・知識探索方法をネットワーク構造ごとに分析した。結論は以下のようになっている。

タスクの質やタスクの達成率を上げたい場合、BSがつながる相手と知識探索の優先順位の高いエージェントを中心性の高さで選ぶことがパフォーマンスを上げることができる結果となった。一方で、タスク一つあたりの達成時間においては、ランダムにBSがつながる相

手と知識探索の優先順位の高いエージェントを選ぶことが最短時間となる結果となった。このことは直観と反する部分もあるが、ランダムはタスクの質評価やタスク達成率が中心性と比べ低いことから、「タスクを達成できるときはランダムに探索した先にたまたま知識があり、すぐに（短い時間で）達成できる。しかし、タスクを達成できないときは、指定探索回数まで行い、あきらめた後違うタスクを達成する。」ということが起きていると考えらる。

今回、各中心性の差が全体を通してあまり出なかった。この理由は2つあると考えている。1つは、中心性の一致度である、今回WS④～⑥の次数中心性と近接中心性、媒介中心性と次数中心性以外はほとんど同じエージェントが中心性の高いエージェントとなっていた。そのためどの場合もほとんど同じエージェントがピックアップされ、影響に差が出づらかったのだと考えられる。また、影響度の高いエージェントが限られている可能性もある。影響度の高い少ないエージェントが各中心性の上位を占めており、どの中心性を選んでもそのエージェントが選ばれている場合、全体への影響は少ないだろう。2つ目にエージェントサイズである。今回はコンピュータのスペック上、計算可能かつネットワークの表現が最大限可能な範囲のエージェント数201人を採用した。ネットワーク作成は各グループごととなるため、100人でネットワークを生成した。しかし、よりネットワークの特徴を出す場合、大きいほうがスケールフリー性の再現等が可能になる。そのため、今回より大きいサイズのエージェントで実験をすることで、より差が出る結果を得られるのではないだろうか。

参考文献

- 1) 大野陽子：国際経営におけるバウンダリー・スパンニング活動，神戸大学大学院博士論文，2021
- 2) Suo, S., Chen, Y. : The dynamics of public opinion in complex networks, JASSS 11 (4), 2008.
- 3) 平澤公浩：組織環境に適した Knowledge Coordinator の配置分析，早稲田大学卒業論文，2006
- 4) Watts, D. J., S.H. Strogatz, : Collective dynamics of small-world networks, Nature 393, pp. 440-442, 1998.
- 5) Vazquez, A. : Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, Physical Review E67.5, 2003
- 6) Daniel M.Wegner : Transactive Memory:A Contemporary Analysis of the Group Mind, Theories of Group Behavior, Vol.9.Springer-Verlag, New York, 185-208, 1987
- 7) Wegner TG, Wegner DM : Transactive memory. In: Manstead ASR, Hewstone M The Blackwell Encyclopedia of Social Psychology (pp. 654-656), Oxford: Blackwell, 1995
- 8) Yuqing Ren, Kathleen M.Carley, Linda Argote : The Contingent Effects of Transactive Memory” , Management Science 52(5), pp. 671-682, 2006