

知識創造のためのプロジェクトチームのための 組織設計手法の提案

清水 悟^{†1} 奥田 隆史^{†1}
井手口 哲夫^{†1} 田 学 軍^{†1}

企業が生き残るためには、知識創造に適したプロジェクトチームを編成する必要がある。このことは、SECI モデルの知識変換サイクルを高速化することに相当する。今、組織設計を科学的に決定する手法が求められている。そこで、本稿では SECI モデルをマルチエージェントシステムで表現することで、科学的に組織を設計する手法を検討する。また、組織構成員の選考基準にソーシャル・キャピタルを加味することで、より現実的なモデルとした。

Apply Multi Agent Based Approach to Project Design Method in Company

SATORU SHIMIZU,^{†1} TAKASHI OKUDA,^{†1}
TETSUO IDEGUCHI^{†1} and XUEJUN TIAN^{†1}

Creative companies needs to assemble a project team that is appropriate to knowledge creation to survive. This corresponds to speeding up the cycle of knowledge transformation of SECI model. Now, the method that decides organization design scientifically is needed. In this paper, we will consider the method of organization design scientifically, by representing SECI model as a Multi-agent system. Also, we will make it a realistic model in order to add a social capital to criteria for selection of organization members.

1. はじめに

企業において、ナレッジマネジメントは重大な関心事項である。特に近年は、“いかに他社に先駆けて革新的な組織の知識を継続的に創造するような組織を設計するか”が重要となっている。知識創造に適した組織を設計ということは、知識創造のアクティビティが向上するように組織構成やその構成員配置をおこなうことである。このことは、個人の暗黙知を組織的に形式知化するような知識創造プロセスを表現する SECI モデル¹⁾において、知識変換サイクルを高速化することに相当する (図 1 参照)。

SECI モデルでは、暗黙知と形式知が個人や組織の間で絶え間なく相互に作用し合うことでこれらの知識が増幅する、と考えられている。具体的には4種類のプロセス：

- 共同化 (Socialization) 共同体験などによって、暗黙知を獲得・伝達する
- 表出化 (Externalization) 得られた暗黙知を共有できるよう形式知に変換する
- 連結化 (Combination) 形式知同士を組み合わせる新たな形式知を創造する
- 内面化 (Internalization) 利用可能となった形式知を基に、個人が実践をおこない、その知識を体得する

これらを順に経由し、スパイラル状に何周もすることで、暗黙知、形式知の相互作用が活発になり、個人、組織の知識がより深いものとなる。

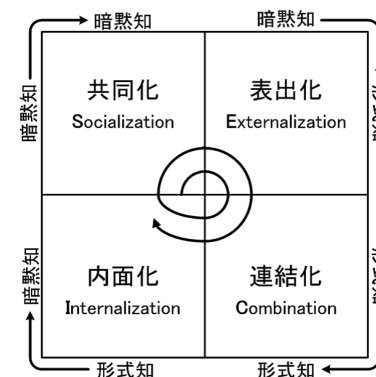


図 1 SECI モデル

^{†1} 愛知県立大学大学院 情報科学研究科 情報システム専攻
Graduate School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

これまでの企業における組織設計は、組織の管理者が経験と勘に基づいて考えることが基本であったので、これを科学的に決定する手法が求められている。

そこで、本研究では、SECI モデルをマルチエージェントシステム (MAS) として表現・解析することで、科学的に組織を設計する手法を検討する。また、これまで組織構成員の選考基準として利用されていた能力や性格に、新たにソーシャル・キャピタル⁴⁾を加味することで、より現実的なモデルとした。

以下、2 節では、組織構成員をエージェントと捉え、効率的な組織設計を表現・モデル化するためにエージェントベースモデリングについて述べる。3 節では、ソーシャル・キャピタルを表現するためのランダムネットワークについて説明する。4 節では、各エージェントの学習方法となるアルゴリズムについて説明する。5、6 節では、シミュレーションによる性能評価例を示し、その結果に対する検討と考察をおこない、最後に 7 節で、まとめと今後の課題について述べる。

2. エージェントベースモデリング

本研究では、エージェントの相互関係性、個人の自己学習過程の表現の容易さを考慮し、マルチエージェントシステム⁷⁾を利用している。よってここでは、2.1 節で想定する組織の環境を説明し、2.2 節でエージェントの属性について述べる。

2.1 組織の環境

想定する組織の構成員人数は N [人] とする。また、SECI モデルにおける各プロセスの終了条件が存在し、表 1 のように設定した。ここで、終了条件とは、各プロセスの滞在時間を計算するためのもので、プロセスに入ってから出るまでの条件を満たすことによって次のプロセスへ遷移することができる、というものである。

表 1 各プロセスの終了条件

共同化	全員が同じ知識を共有すること
表出化 連結化	m 人以上が有する知識が n 種類以上となること
内面化	i 人以上が有する知識が j 種類以上となること

2.2 エージェントの属性

各エージェントには属性として、(1) 性格、(2) ソーシャル・キャピタルが与えられる。

(1) 性格

各エージェントの性格を社交性で表記する。社交性には 3 段階のレベルがあり、レベルが高い程、知識を得やすいものとする。知識を得やすいとは、本研究において、確率 p_c で、(3) で説明する文化流布アルゴリズムによって与えられた 3 桁の数字のうちのどれかの桁の数字を、周りの他のエージェント 1 人の知識の 3 桁のうちのどれかの桁の数字と一緒にする、ということである。社交性の 3 段階のレベルを低い順に 0, 1, 2 とし、これらのいずれかを各エージェントにランダムに与えるものとする。

(2) ソーシャル・キャピタル

ソーシャル・キャピタルとは、「社会関係資本」のことで、ソーシャル・キャピタルの代表的な研究者である Putnam は、ソーシャル・キャピタルを「調整された諸活動を活発にすることによって社会の効率性を改善できる、信頼、規範、ネットワークといった社会組織の特徴」と定義している。

本研究では、ソーシャル・キャピタルの程度を紐帯の強弱で示す。紐帯とは、社会における人と人とのつながりを表し、強弱は、開放的で多様性の高い集団を構成する「弱い紐帯」と、閉鎖的で同質性の高い集団を構成する「強い紐帯」という考え方によるものである。文献⁵⁾より、SECI モデルにおける共同化は強い紐帯が、またその他の 3 プロセスにおいては弱い紐帯が、より効率的な行動を促すとされている。ここで、効率的な行動を促すとは、本研究においては、4.1 節で説明する文化流布アルゴリズムにおいて相手と同じ知識を得る、ということとする。本研究では、ソーシャル・キャピタルの紐帯の表現にネットワーク科学を利用する。ネットワーク科学については付録を参照。

3. ソーシャル・キャピタルの表現:ランダムネットワーク

本研究で想定するプロジェクトチームにおける組織構成員の友人関係は、初めは全員初対面の状態から始まり、だんだんと仲良くなっていく。仲良くなる人数というのは個人差はあるが、だいたい数人であり、構成員全体で人数にそれほど差はないものと仮定する。また、組織構成員同士で仲良くなる人に規則性は無く、不規則なものである。これらのことより、組織構成員の友人関係を表現するために、ネットワーク科学の中でも不規則性を有するランダムネットワークが適していると考え、これを利用する。

3.1 ランダムネットワークの生成原理

ランダムネットワークは各々のノード同士をランダムにリンクで結ぶことにより生成される。ランダムネットワークの生成原理は、「ノード間をランダムにリンクで結ぶ」というも

のである。ランダムネットワークは次のようなアルゴリズムで生成する。

- (1) ノードの数 N と平均次数 k を指定する
- (2) 次のように結合確率 p を定義する

$$p = \frac{k}{N-1} \quad (1)$$

- (3) すべてのノードペアの組み合わせに対して、それぞれ上記の結合確率 p でノードペアにリンクで結ぶかどうか決める。すなわち、0 から 1 までの間の乱数 r を発生させ、 $r \leq p$ であればそのノードペアにリンクを結ぶようにする

以上のようにしてノードの数 N 、平均次数 k をもつランダムネットワークが生成される。ランダムネットワーク生成の過程を図 2 に示す。赤の線が結合しようとしている線である。 $r \leq p$ の場合は結合し、 $r > p$ の場合は結ばれない。このようにして、各々のノードに対して、確率 p によってリンクで結ぶかどうかを決定している。

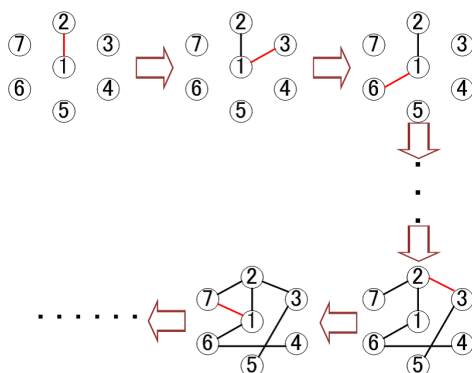


図 2 ランダムネットワーク生成過程

ランダムネットワークの次数分布はポアソン分布

$$p(k) = e^{-k} \frac{k^k}{k!} \quad (2)$$

に従う。すなわち、指定された平均次数 k と、同程度の次数をもつノードの数が最も多く、平均次数 k よりも大きな次数をもつノードの個数は急激に減少する。

3.2 ランダムネットワークと紐帯

組織構成員の友人関係をランダムネットワークで表現した際、同じリンクで結ばれた構成員同士、即ち、「知り合い同士」である場合はその構成員同士は強い紐帯で結ばれているものとする。図 3 の例では、ノード A とノード B は同じリンクで結ばれているため、A と B は知り合い同士であり、強い紐帯で結ばれていることとなる。また、別のノード一つを経由して結ばれている場合、即ち、「知り合いの知り合い」である場合は、弱い紐帯で結ばれているものとする。図 4 の例では、ノード A とノード B はノード C を経由して結ばれている。言い換えると、ノード A もノード B もノード C の子ノードであるので、A と B は知り合いの知り合い同士であり、弱い紐帯で結ばれていることとなる。

以下に強い紐帯と弱い紐帯を表すネットワーク図を示す。

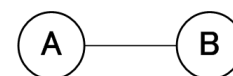


図 3 強い紐帯

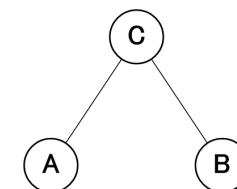


図 4 弱い紐帯

4. エージェントの学習アルゴリズム

エージェントの学習アルゴリズムとは、本研究において各エージェントの知識創造の方法のことである。実社会において、何かを学習する方法としては、「人から教わる」方法と、「自分でひらめく」という方法がある。本研究においてもこれらの方法を利用する。人から教わる方法として文化の流布モデルのアルゴリズム（以下、文化流布アルゴリズム）を利用し、自分でひらめく方法には突然変異を利用する。

なお、各エージェントは単位時間当たりには 1 回学習するものとし、学習方法として文化流布アルゴリズム、突然変異を両方利用するものとする。ただし、突然変異はある確率に従って起こる。

4.1 文化流布アルゴリズム

文化の流布モデルというのは、ロバート・アクセルロッドが著“The Dissemination of Culture”において提案した、文化の広がりをモデル化したものである。このモデルでは、ある

個人の文化は、その人の言語、宗教、技術、衣服のスタイルなどの属性で記述できると仮定する。個人の文化の特定の内容について抽象的に記述できるため、文化の様々な次元を表すリストによって文化を記述する。それぞれの特徴是一群の特性を有し、それぞれの特性はその特徴がとりうる代替的な値である。

具体的に説明するために、5つの特徴があって、それぞれの特徴は10の特性のうちどれか1つをとると考えてみる。そうすると、ある文化を、例えば、“8, 7, 2, 5, 4”といった5桁の数字のリストで記述できる。この場合、最初の文化的特徴はとりうる値のうちの8番目の値をもっていることになる。この抽象的な特徴の定式化は、2人の人間同士が5つの特徴のそれぞれについて同じ特製を持っていれば、同じ文化を持っていることを意味する。よって、この定式化によって、ある2人の文化的な類似の度合いを、同一の特製を持つ特徴の割合として定義することができる。

このモデルには地理的な分布も含まれている。簡単な例は、縦・横が 10×10 のサイトが格子状に並んでいる100サイトの社会である。このモデルでは移動がないので、各サイトは直近のサイトとしか相互作用できない。典型的なサイトには4カ所の隣接サイト(東, 西, 南, 北)がある。左右と上下の端の列に沿ったサイトは3カ所の隣接サイトしかもたず、四隅のサイトには2カ所の隣接サイトしかない。

人は自分自身の文化的属性の多くを共有する相手と相互作用する可能性が高く、両者の間の相互作用によってその共有する属性は増える傾向にある。このことは、このモデルにおいては、相互作用のチャンスが、2つの隣接するサイトがすでにもっている文化的な類似性に比例すると仮定すればよい。従って、このモデル全体のダイナミクスは形式的に次のように表現することができる²⁾。

- **ステップ1**: 活性化させるサイトをランダムに選んで、その隣接サイトを1カ所選ぶ。
- **ステップ2**: 文化的な類似性と等しい確率で、このサイトは相互作用を行う。1回の相互作用は、活性化したいサイトとその隣接サイトで異なっている特徴をランダムに選ぶ、活性化したいサイトの特徴を、隣接サイトの特徴の特性に変える。

ステップ1とステップ2を繰り返すことによって文化数はある値へと収斂していく。本研究では、文化を知識と捉えることで、文化の広がりではなく、知識が創造され、伝わっていく様子を表すモデルと捉えることができると考える。なお、本研究では、シンプル化するために5桁だった特徴数を3桁としている。

文化の流布モデルを artisoc で表現する際のフローチャートを図5に示す。

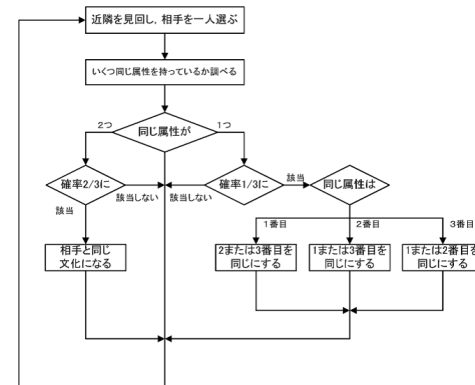


図5 文化の流布モデルのフローチャート

4.2 突然変異

突然変異とは、4.1節の文化流布アルゴリズムで与えられた3桁の数字のいずれかを、ある確率 p_s に従ってランダムで与え直すというものである。文化流布アルゴリズムでは人間同士の相互作用によって知識が変化したのに対し、突然変異は自分のみで知識が変化するというものである。なお、 p_s は SECI モデルにおける各プロセスにおいて異なるものとし、その確率については5節を参照。

5. 性能評価例

性能評価例として、ソーシャル・キャピタルを考慮する場合と考慮しない場合で、SECI モデルの各プロセスが終了条件を満たすまでにかかる時間を比較する。なお、平均次数 k の値を $k = 1, 3, 5$ としたときの値をそれぞれ示す。

SECI モデルの各プロセスの終了条件は、 $(m, n) = (20, 3), (i, j) = (15, 5)$ とする。

エージェントの社交性レベルが0, 1, 2のときの確率 p_c をそれぞれ $(p_{c0}, p_{c1}, p_{c2}) = (0, 0.005, 0.01)$ と設定した。エージェントの学習方法である突然変異については、SECI モデルの各プロセスで変異する確率が異なる。共同化、表出化、連結化では $p_s = 0.001$ で変異する。内面化においては、文献⁵⁾より、内面化の目的は「連結化で創出された新たな形式知に従って行動し、幅広い暗黙知を蓄積すること」であるので、本研究では形式知が多いほどそれに従う行動パターンが多くなると考え、これは突然変異が多く起こるものとする。よって具体的には、前プロセスで創出された知識の種類が50種類以上であれば、 $p_s = 0.01$, 16~49種

類であれば、 $p_s = 0.005$ 、15 種類以下であれば $p_s = 0.001$ で突然変異が起こるものとする。

このような条件で MAS で表記し、シミュレータとして artisoc⁸⁾ を利用した。

- ソーシャル・キャピタルを考慮しない場合

表 2 平均次数 $k = 1, 3, 5$ のときの平均所要時間

平均次数 k	S	E	C	I	SUM	信頼区間 95%
1	1010.3	408.6	377.0	5000.0	6759.9	6480.0 ~ 7039.8
3	918.5	293.2	266.3	4444.8	5922.8	4815.8 ~ 7029.8
5	910.4	321.1	397.8	4555.0	6184.3	5080.6 ~ 7288.0

- ソーシャル・キャピタルを考慮する場合

表 3 平均次数 $k = 1, 3, 5$ のときの平均所要時間

平均次数 k	S	E	C	I	SUM	信頼区間 95%
1	816.4	13.8	458.0	963.0	2251.2	1262.9 ~ 3239.5
3	671.3	66.9	17.7	606.7	1362.6	865.6 ~ 1859.6
5	598.2	13.5	18.6	582.1	1212.4	641.8 ~ 1783.0

- 先行研究の結果の例

表 4 先行研究の結果の例

部署数	S	E	C	I	SUM	信頼区間 95%
2	556.2	53.7	70.2	1236.0	1915.9	853.1 ~ 2978.7
4	911.4	47.9	146.9	760.8	1867.0	1113.8 ~ 2620.2

6. 検討・考察

表 2,3,4 において、それぞれの値は、SECI モデルの各プロセスごと、また全プロセス (SUM) が終了条件を満たすまでの所要時間を表したものであり、シミュレーション 10 回の平均値である。また、信頼区間は SUM の値の信頼区間を表している。

また、我々は、文献⁹⁾ において、ソーシャル・キャピタルを組織構成員の所属部署の違いによる紐帯の強弱で表現し、SECI モデルの全プロセスが終了条件を満たすまでの所要時間を比較した。表 4 はその結果の一例である。

表 2 と表 3 より、ソーシャル・キャピタルを考慮する場合の方が格段に所要時間は短く

なっている。文献⁹⁾ でも同様の結果が出ているので、ソーシャル・キャピタルの有用性が示されたといえる。また、表 3 と表 4 を比較すると、ほぼ近い値が得られている。これらのことから、本研究の結果は実社会で見られる傾向と同じような傾向が見られる結果が得られたといえる。

7. ま と め

本稿では、SECI モデルをマルチエージェントシステムとして表現・解析し、組織構成員の選考基準に新たにソーシャル・キャピタルを加味し、その表現のためにランダムネットワークを利用することで科学的かつ効率的に組織を設計する手法を提案・検討した。今後の課題としては、エージェントのパラメータ同定の検討と、ランダムネットワークの代わりにスケールフリーネットワークを利用して再検討することなどが挙げられる。

参 考 文 献

- 1) 野中郁次郎, 徳岡晃一郎, 『知識創造企業』, 東洋経済新報社, 2000.
- 2) ロバート・アクセルロッド, 『対立と協調の科学』, ダイヤモンド社, 2003.
- 3) David M. Bourg, Glenn Seemann, 『ゲーム開発者のための AI 入門』, オーム社, 2005.
- 4) 稲葉陽二, 『ソーシャル・キャピタル』, 生産性出版, 2007.
- 5) 向日恒喜, “企業組織におけるソーシャル・キャピタルと知識創造プロセスとの関係”, 経営情報学会, Vol. 17, No. 4, pp. 37-55, 2009.
- 6) 玄田有史, 『希望のつくり方』, 岩波新書, pp. 78-91, 2010.
- 7) 山影進, 『人口社会構築指南』, 書籍工房早山, 2007.
- 8) (株) 構造計画研究所, <http://www.kke.co.jp/>.
- 9) 清水悟, 奥田隆史, 井手口哲夫, 田 学軍, “マルチエージェントシステムを用いた組織的知識創造のための組織設計手法の検討”, 情報処理学会 第 73 回全国大会講演論文集, 2Z - 5, 東京工業大学, 2011.

付 録

ネットワーク科学

2.2 節において、紐帯の表現をネットワーク科学を用いて表現すると述べた。ここでは、ネットワーク科学について説明する。

「ネットワーク科学」とは、企業間の取引、情報通信網、友人関係、食うか食われるかといった自然界の食物連鎖など、現実の多くのネットワークに潜む「つながり具合」の構造的な共通性に着目して、そうした構造を生成する基本法則や原理を探る研究分野である。例

えば、より安全で効率的な情報通信を実現するには、どんな方法がどの程度の手間や効果を持ち、故障にどのくらい耐えられるかなどに関するさまざまな特性を明らかにする必要がある。

そもそも、世の中に存在する大規模なネットワークは、これまで理工学におけるネットワーク解析で仮定されてきた、縦横が規則的につながった碁盤目あるいは階層的な木のような形態とは異なり、どうやらその複雑な構造は比較的単純な原理からできていることが近年わかってきた。その発見から、わずか数年で世界的に注目されるまでに至った。もはや日々の生活やビジネスに欠かせない、インターネットや電力網などに深刻な弱点が見つかったことも研究の進展に拍車をかけた。

個々の構成要素の性質によらず、ネットワークとしてつながった全体が持つ伝達特性を理解することは、現代の社会システムを捉えるために必要不可欠な考え方となってきた。ちょっとした政治事件が株価暴落など経済に大きな打撃を与えることや、かつては風土病にとどまっていたウィルスが世界的に蔓延し得ることは、人々のつながり(行動パターンの因果関係)や交通網の拡大が引き起こす典型的な現象である。