

「創造的な人工知能」の活用はイノベーションに直結するか？ 組織内のアイデア創造プロセスを明らかにする社会シミュレーション・アプローチ

代表研究者	須藤明人	静岡大学 情報学部 講師
共同研究者	藤原直哉	東北大学大学院 情報科学研究科 准教授
□□□□□	徳田慶太	東京大学附属病院 薬剤部 特任研究員
□□□□□	利根義宣	株式会社JAVIS Japan

1. はじめに

我が国の経済成長には、企業による IT 技術を駆使したイノベーションが不可欠である。特に期待が掛かるのが、人間と同じように新しいアイデアを生み出す能力を持った AI（以下、創造的な AI）の活躍だ。我々は複数の企業と共同で創造的な AI に関する研究を行ってきた。業績[1]では、新商品のアイデアを生成する AI を提案し、商品開発の現場で役立てられることを示した。

しかし、組織における AI の効果的な活用方法を見いだすための方法論はまだ確立されていない。先行研究にイノベーションを継続的に生み出せる組織のあり方に関する報告は多い。例えば 2011 年の Linke の研究では、意思疎通の量は多すぎても少なすぎても良くないことを報告している。しかし、先行研究の多くは企業ごとの事例研究がほとんどで、多様な企業に当てはめられる一般的な知見を数量的に得ることが難しい。昨今の AI 技術の急速な進展に対応できる研究は見当たらない。そのため、創造的な AI の活用方法と、その結果生じるイノベーションの関係を定量的に評価し、明らかにすることが求められる。

代表研究者は機械学習でエージェントの知性をモデリングする研究で学位を取得し、現在はその専門性を活かして「創造的な人工知能」の研究を行っている。企業等の実際の現場で活用できる研究を重視しており、複数の企業との共同研究では新商品のアイデアを生成する AI の実用化を進めている。我々が開発した創造的な AI は、インターネット上のテキスト情報や、企業が持つ内部文書などを学習し、過去に成功した商品が生成されるパターンを見いだすことができる。このヒット商品のパターンに則って、既存の知識から新しい商品のアイデアを生成する。

一方で、創造的な AI の効果的な活用方法に関して、企業から助言を求められることが増え、活用方法に関する定量的な知見の蓄積が創造的な AI の普及のカギとなりつつある。そこで、本助成事業において、創造性を発揮する人工知能と人間が協働する組織を想定し、そこで生じるイノベーションを数理シミュレーションによって定量的に評価する。これにより、企業などが効果的に人工知能を導入する方法論を提示することを目的に研究を行った。

手法として、創造的な AI を含む組織の社員とその創造的な活動をモデル化したエージェント・ベース・シミュレーション（以下、ABS）を採用する。ABS で企業の業務プロセスをシミュレートすることで、AI が持つ知識や、他の社員が AI を利用する頻度等によって、組織内に生じるイノベーションの質や量がどのように変わるかを定量的に検証できる。

本研究の成果は、(1) 創造的な AI を効果的に活用するための導入方法や初期設定などの知見の蓄積によるイノベーションの促進と、(2) 人間と同じような能力をもつ AI の活用方法を ABS で研究する方法論の提案による AI の普及を後押しにつながる。組織における創造プロセスの研究の多くが経営学分野の事例調査にとどまっており、AI が支援する効果についての数値的な解析はこれまでに行われていないため、本研究には新規性が高い。

2. 手法

本研究で解析した ABS は企業の商品企画及び開発プロセスと、企業が商品を販売する市場をモデル化したものである。企業の企画部門の社員はアイデアを提案し、受理されたものが製品となる。企業の資産は製品の売上と期毎にかかる費用により変動する。1 期は 3 ヶ月とする。以下、モデルについて詳細を述べる。

商品企画プロセスにおいては、商品企画部門に所属する社員によって新商品のアイデアが生成される。社員は、生み出すアイデアの良し悪しに対応した能力を属性として持つ。社員の能力としては、生成するアイ

デアの新規性、有効性、実現可能性のそれぞれの高低という属性である。例えば、「新規性」の能力が高いと、その社員は新規性に優れた商品アイデアを生成しやすい。新規性と有効性の平均値と分散の値を持ち、生成されるアイデアはその正規分布の乱数に基づいてアイデアの新規性と有効性の値がそれぞれ定義される。新規性、有効性は平均値と分散の2つの値で決まり、実現可能性は0から1の実数値によって製品化の確率を表現している。

人間の企画担当の社員に加えて、創造性を持った人工知能（創造的なAI）も新商品のアイデアを生成する。人間と創造的なAIの違いは、生成するアイデアの新規性、有効性、実現可能性の能力の差としてモデル化する。たとえば、AIは新規性のある斬新なアイデアを出す、アイデアの実現可能性は人間のほうが高いといったケースが考えられる。以下、創造的なAIのことを、単にAIと呼ぶこともある。

人間やAIの出すアイデアは、新規性、有効性、実現可能性の3つの属性をもつ。新規性は市場に対するアイデアの新しさを表す。新規性は期を経る毎に10%ずつ減衰する。これは、市場がこの商品に飽きている過程をモデル化したものである。有効性はアイデアが消費者にとってどれだけ有用かを表す。マーケットの変化により徐々にコモディティ化することを考慮し、有効性も期を経るごとに減衰するようにした。ただし、減衰の度合いは新規性と比較すると少ないとし、1%ずつ減衰するようにした。このように新規性と有効性は期を経る毎に減衰するため、売上は期を経るごとに減っていく。これは、新商品をマーケットに投入しないと、いわゆるジリ貧になる状況がモデル化されている。新規性は有効性より減衰する速度が早いため、新規性だけが低い商品は市場から飽きられて早期に利益が上らなくなる。実現可能性はアイデアを製品化できる可能性を意味する。実現可能性が高いほど、そのアイデアが製品化されて市場に投入される確率が高い。製品化の難しさを決める要因として、技術的な難易度、企業の経営判断、市場の動向等様々考えられるが、本モデルでは、全てを内包した実現可能性というひとつのパラメータで、製品化に至る確率を表す。

人間やAIの出すアイデアの新規性、有効性、実現可能性は、発案した者の能力値で対応するもの（アイデアの新規性には、人間やAIの能力値の新規性が対応する）に基づいて決まる。新規性と有効性は、能力値の平均と分散で決まる正規分布からサンプルされた値とし、実現可能性は、能力値をそのままアイデアの値とした。アイデアが実用可能とされた際に製品化され、その際には開発費が企業の総資産から減じられる。

販売された商品の売上は、製品のもつ新規性 y_s と有効性 y 、そして売上期待係数 b とブランド変数 B に基づいて $B \cdot \mu \log(1 + y_s + y)$ と表される。 B は各商品のブランド指数 b の平均である。 b は $b = 1.5 - 0.5 / 10^{(\text{uniqueness} - 0.6)}$ で表される。 $\text{uniqueness} - 0.6$ が負になる場合は0とする。つまり、新規性が0.6より高い商品は他の商品の売上を高める効果を持つ。これは新規性が高い商品が、市場で注目度されることにより企業の知名度やブランド力が向上し、結果的にその企業の商品の購買を促進する効果をモデル化したものである。 μ は企業規模による製品の市場規模の違いを反映したパラメータである。例えば大企業の参入する市場は市場規模が大きいため、 μ の値も大きくなる。一方中小企業は一般的に参入市場が小さいためその逆となる。製品は期毎に開発費とは別に製造費が支払われる。売上が製造費を下回った場合、赤字となる。一般的に実際の企業では赤字商品のある期間売り続けて費用をかけて製造を中止する事を考慮し、赤字になった製品は8期間継続して売り続ける。

企業には他のパラメータとして社員数がある。企業が期ごとに支払う費用は社員数分の人件費と固定費用、販売中の全製品の製造費である。

3. 実験

3-1. AIの性能差による企業の成長力への影響

3-1-1. 実験の設定

表1に示すように3つのタイプのAIについてそれぞれ実験することで、AIの性能の違いによる企業の成長力への影響を調べた。性能がどれも優れている万能型のAIをタイプA、新規性と有効性が優れているが実現可能性が人間と比べ劣っているアイデアマン型のタイプB、新規性のみ優れ有効性と実現可能性が平凡なイノベーター型のタイプCである。タイプAのAIは、新規性と有効性がともに高い製品アイデアを提案し、そのアイデアの実現可能性が高いことから商品化される可能性も高い。したがって、タイプAのAIが実現して企業に導入されれば新規性と有効性がともに高い新商品が多く登場する可能性が高いと期待され、

結果として企業の成長力が向上すると考えられる。

一方、現在の技術水準に照らすと、タイプ A のような万能型の AI を今すぐ実現することは容易ではない。現時点で実現されている [1] の創造的な AI のアイデアは、新規性が人の専門家の出すアイデアより高いが、有効性は人と同等か、それ以下であるという結果が得られている。そこで、本研究では人と比べて新規性は高いが有効性や実現可能性が低いアイデアを提案するタイプ B とタイプ C の AI についても解析した。タイプ B の AI は実現可能性が低くても新規性と有効性が高いアイデアをだすことができる。このようなアイデアは、商品開発部門にとって挑戦的なテーマだが、製品化に成功すれば市場から高い評価を受ける製品アイデアであることから、タイプ B の AI は挑戦的なイノベーションを目指す AI といえる。また、タイプ C の AI は、アイデアの新規性だけが人よりも高く、有効性や実現可能性は人よりも低い AI である。この AI が提案するアイデアは、人が気づいていない新しい着眼点をもたらすものだと考えられる。そこで、タイプ C の AI は新規領域提案型とも呼ぶ。

人間のアイデアの新規性は平均的な能力の基準となる中間的な値とし、ばらつきが比較的大きいとした。ばらつきがあることは、新しいことを探索するか否かは性格の差であって個体差が大きいという心理学の知見を参考にした。また、人間はアイデアが実現可能か常識や経験を持って判断できることから、有効性や実現可能性の高いアイデアを出す能力は基準値である 0.5 よりやや高く設定した。

なお、システムの個体差は人間ほど大きくないことから、タイプ A, B, C の全てで能力の標準偏差は人間よりも小さく設定した。

表 1 創造的な AI の性能。新規性、有効性、実現可能性は、0 から 1 の間の実数値であり、最も劣っているときが 0、優れているときが 1 である。

		タイプ A 万能型	タイプ B 挑戦的イノベーション型	タイプ C 新規領域提案型	人間の企画担当者
新規性	平均	0.8	0.8	0.8	0.45
	標準偏差	0.01	0.01	0.01	0.04
有効性	平均	0.8	0.8	0.23	0.65
	標準偏差	0.01	0.01	0.03	0.01
実現可能性		0.15	0.08	0.08	0.06

企業規模としては中企業を想定した。開始時の資産は 2 億円で社員数 50 人、企画部門の構成人数は 10 人で AI を 10 機導入する。費用は 1 期（3 ヶ月）につき人件費が一人あたり 300 万円、固定費は 500 万円。開発費は 8000 万円で製造費が 4000 万円とする。μ は 9800 万円とした。初期に新規性が 0.5、有効性が 0.9 の製品を 3 つ所持する。

実験の期間は 30 年間とした。その間に保有資産がマイナスとなった企業は倒産したとみなし、倒産した企業については商品開発や販売といった企業活動はすべて停止するとした。

企業の成長力の指標として、企業の保有資産と存続している企業数を用いた。

アルゴリズムに乱数を含むため、毎回の結果が異なることから、AI のタイプ A, B, C ごとに 10 回実施して、指標の平均と分散を算出した。

3-1-2. 結果

(1) 30 年後の企業の資産と平均存続年数

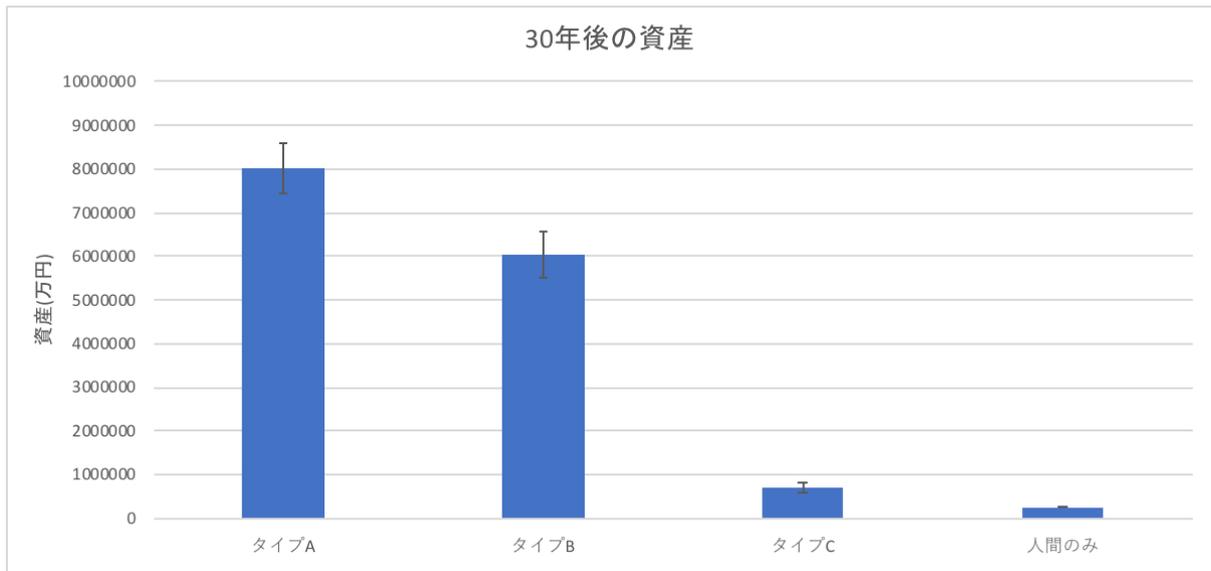


図1 AIのタイプごとの30年後の平均資産。倒産した場合は資産ゼロとした。

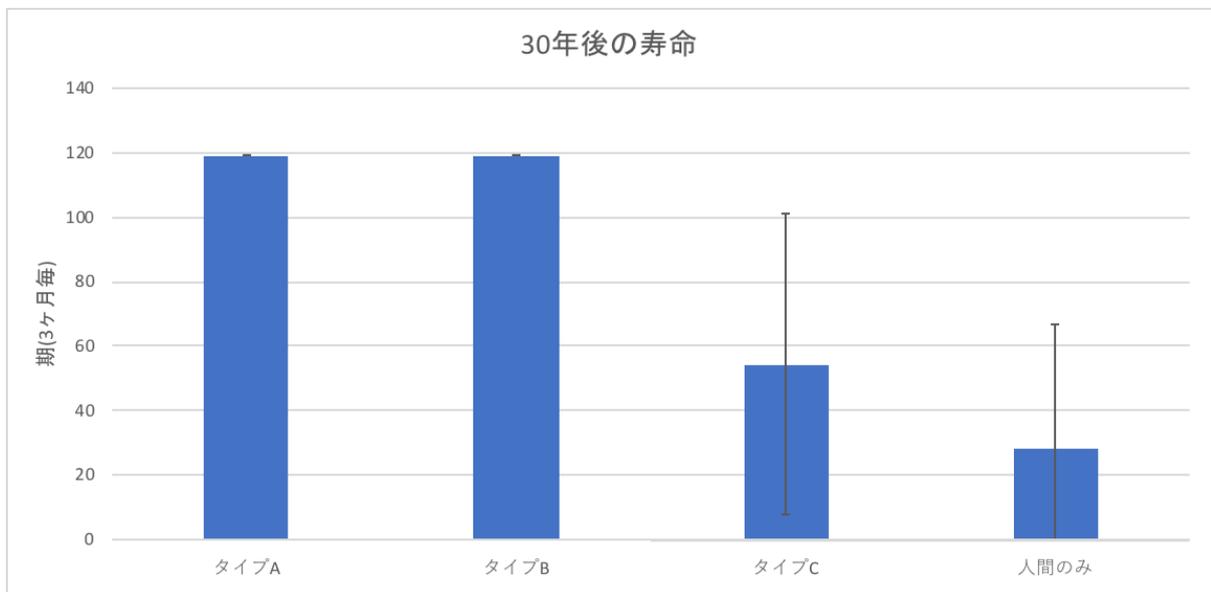


図2 AIのタイプごとの平均存続期間。

表2 AIのタイプごとの30年間存続できた割合。10回の実験で30年間存続できた回数を10で割った値である。

	タイプAと 人間	タイプBと 人間	タイプCと 人間	人間のみ
30年間の存続できた 比率	1	1	0.33	0.1

図1と図2は30年後の資産と存続期間についてAIのタイプ別やAIの有無について比較したグラフである。破産した企業に関しては資産を0とした。30年間にわたって存続できた企業の割合は表2に示した。タイプA、B、C及びAI無しの条件の中で、タイプA(万能型)のAIを導入した企業が最も多くの資産を持ち、存続期間も最も長いという結果となった。タイプAのAIは新規性と有効性がともに高い商品のアイデアを

高い確率で発案するため、そのようなアイデアが商品化されることで企業の売上が伸びるためである。資産の標準偏差も比較的小さく、安定して成長できることを示している。また、10回の実験のすべてで倒産はせず30年間倒産せずに存続し続けることができ、企業の存続という観点で安定しているといえる。実現可能性のみがタイプAと比べて小さく、それ以外は同じ性能のAIを導入した場合のタイプBについては、資産はタイプAよりも少ないが、タイプAと同様に10回の実験のすべてで30年間存続し続けることができた。人間のみの企業と比較すると、AIによって次々と新規性と有効性がともに高いイノベーティブな商品が生み出されることから、30年後の平均資産は大きな差がついている。この結果は、企業の成長におけるイノベーションの重要性に加えて、イノベーションをいわば大量生産できるAIを導入することで企業を桁違いの成長に導くことを示唆しているといえる。

タイプCのAIの新製品アイデアは、新規性が高いものの有効性と実現可能性が劣っているため、商品化が失敗する可能性が高く、商品化に成功しても短期間しか利益が得られない可能性が高い。現実の商品でいえば、新規性と有効性がともに高く永続的に大きな収益が得られる「iPhone」のような商品ではなく、新しさによって話題性は高く、その話題性によって主力商品の売上を底上げする効果はあるものの、有効性が低いため話題性が薄れると収益に結びつかなくなってしまうような商品（例えば「ガリガリ君 コーンポタージュ味」はそのような商品だったと考えられる）のアイデアをタイプCのAIが出すということである。この場合は、AIによって主力商品の売上が底上げされるという効果があると考えられる。実際、次の主力商品が開発されるまでの時間稼ぎにもなるため、人間だけの企業と比べて保有資産と永続期間がともに高まるという実験結果が得られた。この結果は、新規性だけが飛びぬけたアイデアを出すという点だけにおいて人間の企画担当者より優れているAIであっても、人間の企画担当者と協業することで、企業の業績を底上げする効果があることを示唆している。ただし、タイプCのAIを多く導入しすぎると、話題性頼みの商品の数が多くなり、その結果、赤字商品が多くなってしまふ。この人間とAIの数のバランスについては実験2で検証する。

(2) 企業の資産の変化

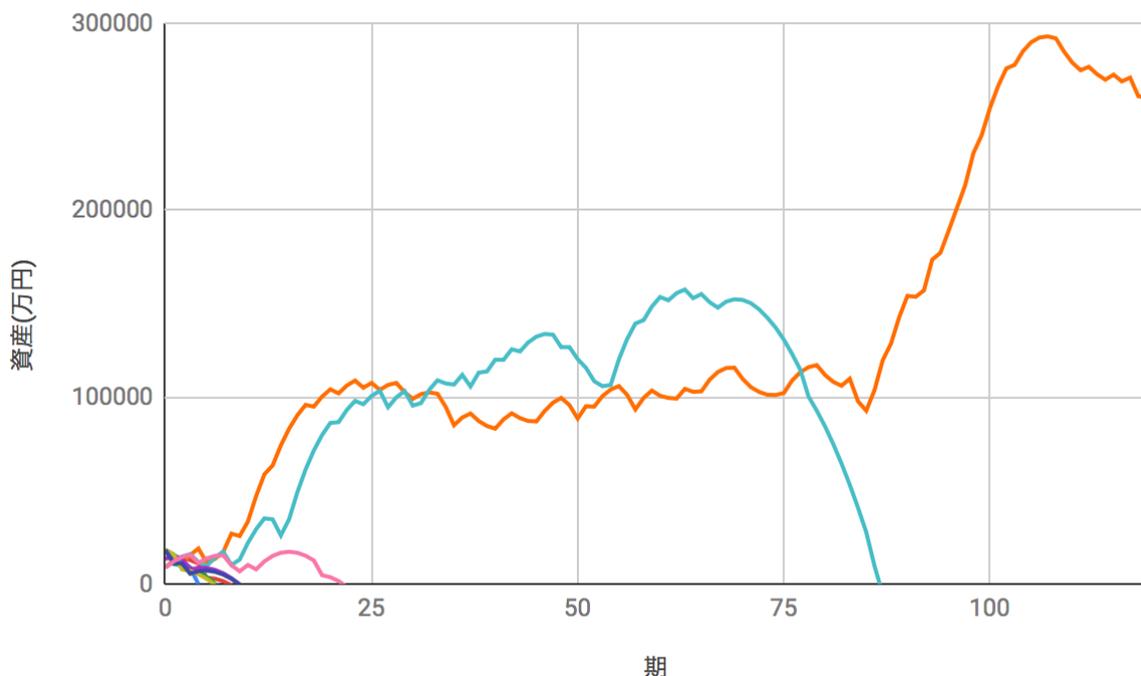


図3 人間 10人のみの場合

AIが導入されない場合の資産変化について図3に示した。10企業のうち8企業は6年以内に破産となった。本件のABSでは売上は製品を売り出すことでのみ上げる事ができ、この初期の数年内に売上の主軸となる製品を作れない場合、ランニングコストにより破産しやすい。一方、その期間に主軸商品を生み出すこ

とのできた 2 企業については 10 年を機に停滞に入り、その後横ばいか成長となった。本 ABS では製造費を回収できない製品は 4 年間売り続ける仕様となっており、企業の撤退判断の遅れを反映している。成長が 10 年程度で一旦停滞する原因は商品の新規性と有効性の減衰によって赤字となっている商品が増えた事にある。また、停滞前の資産の増加は新規性の高いヒット商品の出現に寄るもので、ブランド変数を高め既存商品の売上高を向上させているためである。そして新規性は比較的速く減衰するためその効果は一定期間に留まり停滞となる。

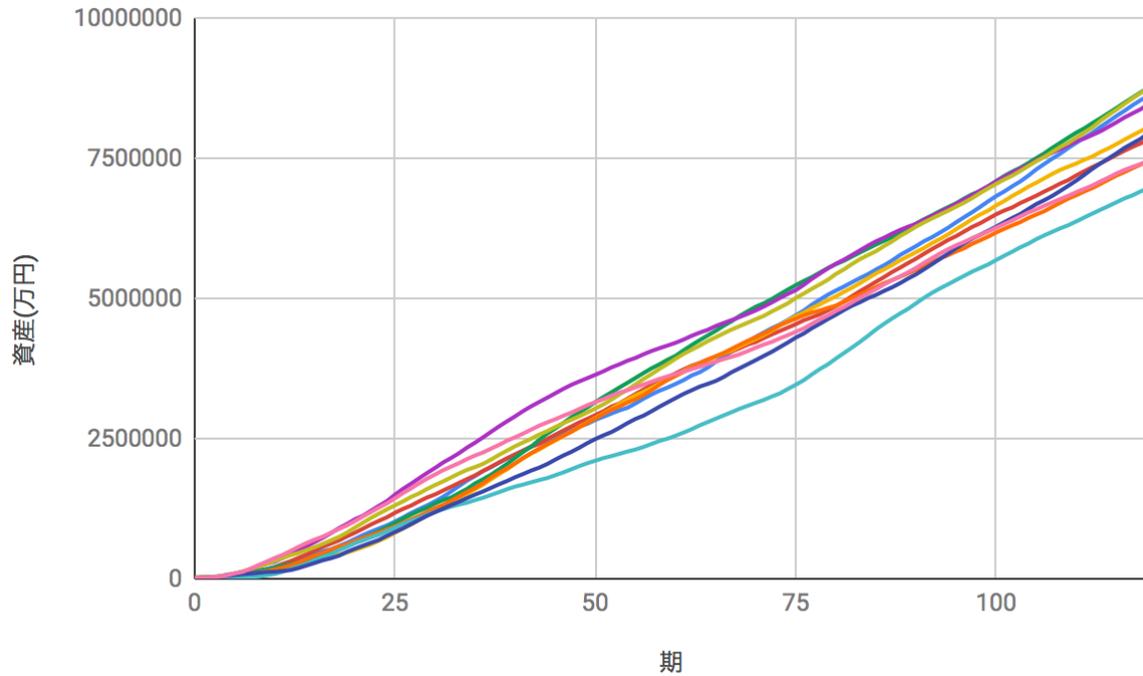


図 4 AI タイプ A 10 機 と企画の人間 10 人

タイプ A の AI が導入された結果を図 4 に示した。タイプ A はヒット商品のアイデアを高確率で製品化できるため、比較的ゆらぎの少ない単調増加の成長となる。

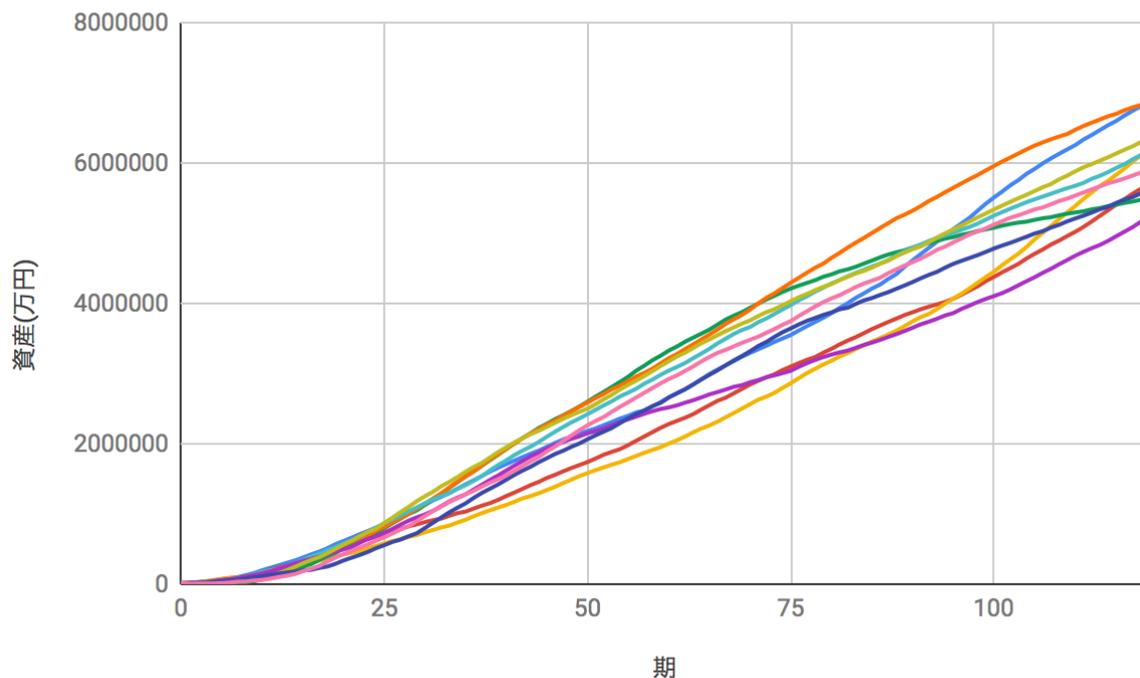


図5 AI タイプB 10機 と企画の人間 10人

タイプBのAIが導入された結果を図5に示した。タイプBは実現可能性が平凡な能力となっている。そのためアイデアが製品化されればヒット商品となり得るが、製品化される可能性がタイプAより低いいため、タイプAと比較してゆらぎの多い成長となっている。

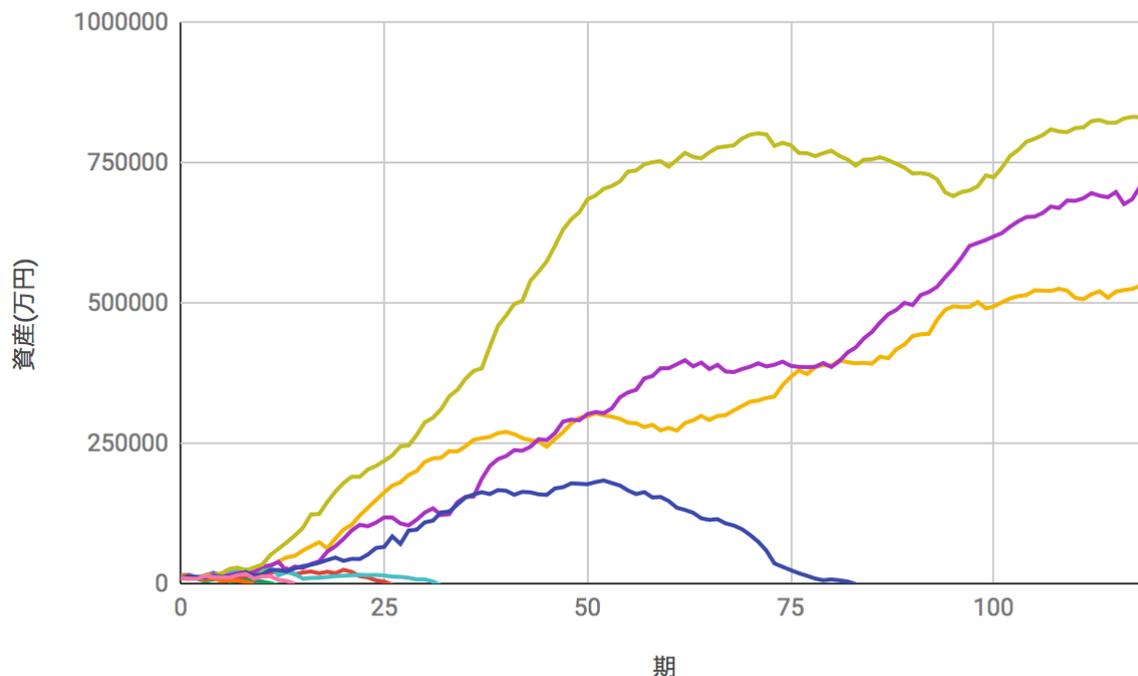


図6 AI タイプC 10機 と企画の人間 10人

タイプCのAIが導入された結果を図6に示した。タイプCは特徴として新規性が高く有効性の乏しい、

いわゆる”色物商品”を生産しやすい。”色物商品”は新規性の減衰が早い比較的小期間で赤字となるためタイプ A, B の AI と比べ不安定な資産推移となる。一方、色物商品によってブランド性を高める効果があり、既存商品の売り開け高を向上させる。そのため人間のみの場合と比べ、主軸商品があればその売上高が向上し、資産を高める。その結果企業寿命を延ばす結果となる。しかし色物商品が多くなると赤字商品を多く抱えることとなり破産しやすくなる。この点については実験 2 で検証する。

3-2. 経営戦略上効果的な AI と人間のバランス

タイプ C の AI は、文献[1]の手法を企業との共同研究で用いることによって現実的な存在であることが確認されつつある。一方で、人間とは能力に一長一短があるため、人間の企画担当者を AI ですべておきかえれば良いわけではないと予想される。そこで、本節ではタイプ C の AI と企画担当の人間の数のバランスについて分析することを目的に表 3 の条件で実施した実験の結果を述べる。

表 3 人間の人数と AI (タイプ C) の導入数を変化させた場合の 30 年後に存続していた比率

	人間 10 AI 無し	人間 10 AI(C) 5	人間 10 AI(C) 10	人間 5 AI(C) 10	人間 0 AI(C) 10
30 年間後に存続していた比率	0.1	0.2	0.5	0	0

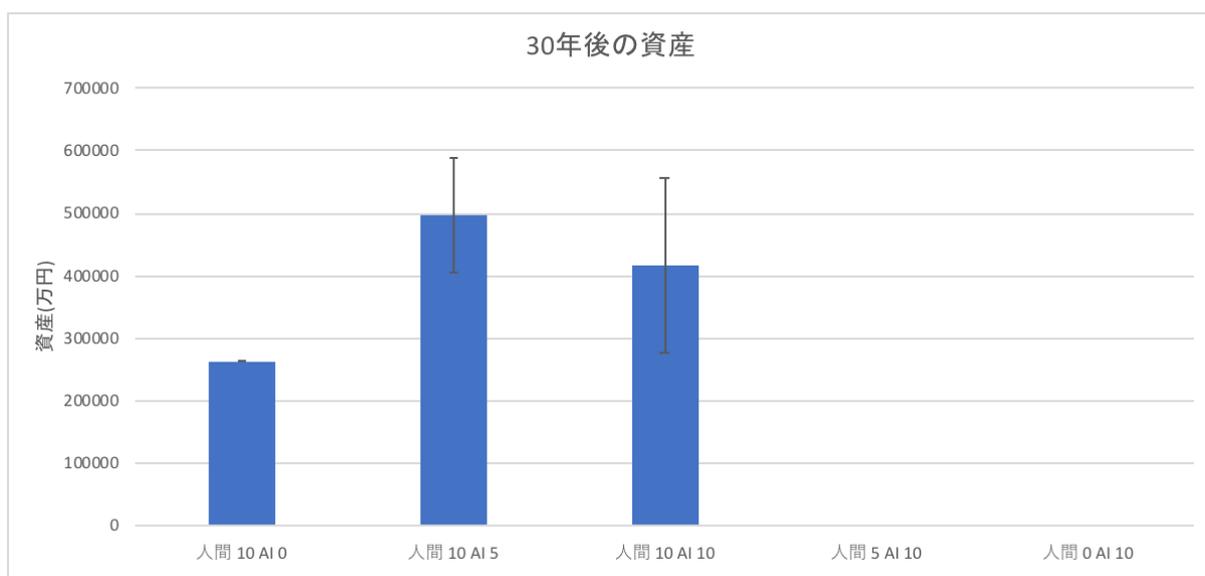


図 7 人間の企画担当者とタイプ C の AI の数のバランスを変化させた場合の 30 年後の平均保有資産。人間だけや AI だけのケースよりも、人間 10 人 AI 5 機の場合の資産が最も高くなった。

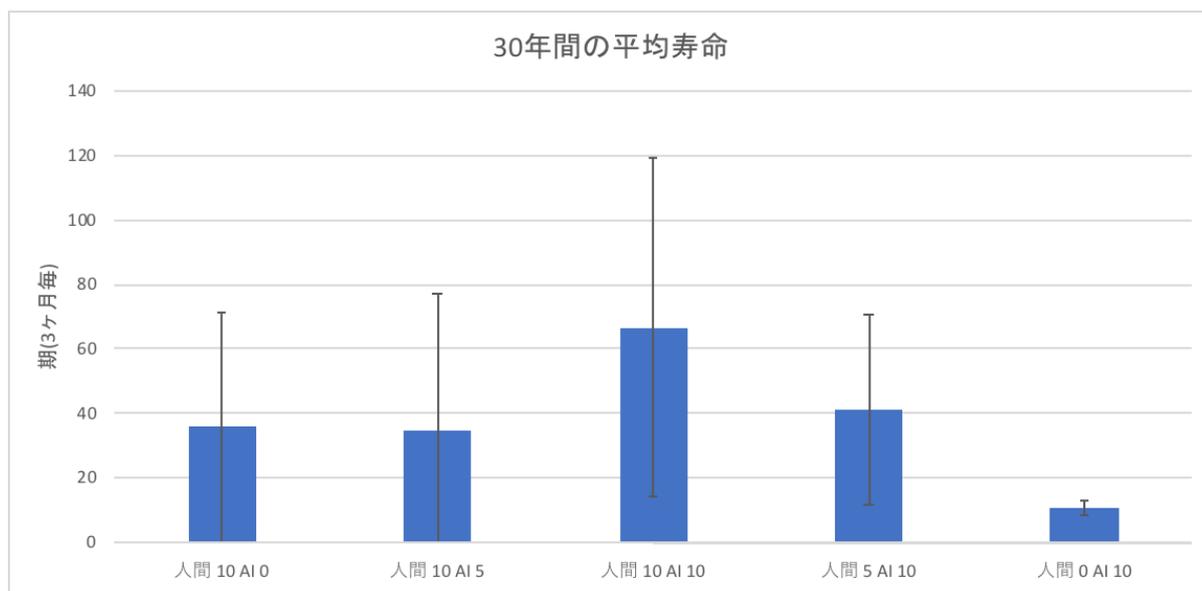


図8 人間の企画担当者とタイプCのAIの数のバランスを変化させた場合の平均存続期間。人間だけやAIだけのケースよりも、人間10人AI10機の場合の存続期間が最も高くなった。

3-1で述べたように、タイプCのAIは新規性が高く有効性が低い「話題性を狙った商品」のアイデアを創出しやすいため、適切な数だけ導入すれば、企業の知名度やブランド価値（モデルにおけるブランド変数）が高まり売上の向上に寄与することが期待できる。これにより主力商品の収益の押上効果が見込まれ、人間のみの場合に比べて資産が増加と、企業の存続年数を長くする効果があると考えられる。一方、人間の企画担当者がまったく存在せず、タイプCのAIのみで新商品のアイデアを出す場合は、有効性が高く長期に渡って売れる主力商品が生成される可能性が低いため、企業が短命に終わってしまうと考えられる。実際、図7及び図8の実験結果はこの支持している。この結果は、手法[1]のAIは人間の企画担当者とバランスよく導入し、人間とAIが協業するという状態を作り出すことで、収益を最大化できることを示唆している。

3-4. ベンチャー企業における「創造的AI」導入の有効性

3-4-1. 設定

ベンチャー企業は起業時に製品を持っていないと仮定する。その際に企業の戦略として限られた資産の中で人間を雇用するかAI導入するかの2つの選択肢が考えられる。AIがタイプCだった場合、人間を雇用すればAIより有効性の高い主軸商品のアイデアが創出されやすい。一方AIを導入する場合、短期的に収益となる色物商品のアイデアが創出されやすい。タイプCのAIが存在した際に、ベンチャー企業がどの選択肢をとるべきか検証するためにシミュレーションをした。

ベンチャー企業の特徴として資産が少ない、開始時に製品が存在しないといった条件をもたせるため表4のパラメータを設定した。

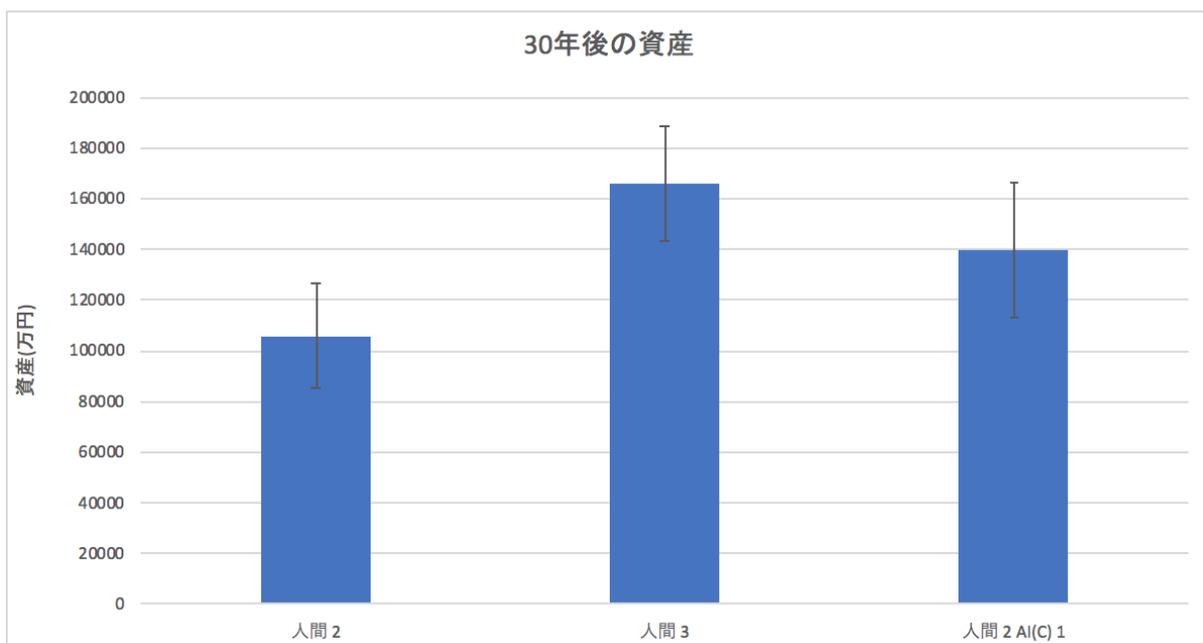
表4 ベンチャー企業のパラメータ

	ベンチャー企業
資産(万円)	1000
社員数	3
企画の社員数	2

初期商品数	0
μ	350
開発費(万円)	150
製造費(万円)	50
人件費(万円)	150
固定費(万円)	30

比較のため複数のベンチャー企業のケースを設定した。企画社員が人間のみ2名のケースとそれに加えAI（タイプC）が導入されたケース，企画社員が人間のみ3名のケースである。3名の場合には社員数を4とした。実験はそれぞれのケースで50のベンチャー企業を初期化し，実験を行った。

3-4-2. 実験結果



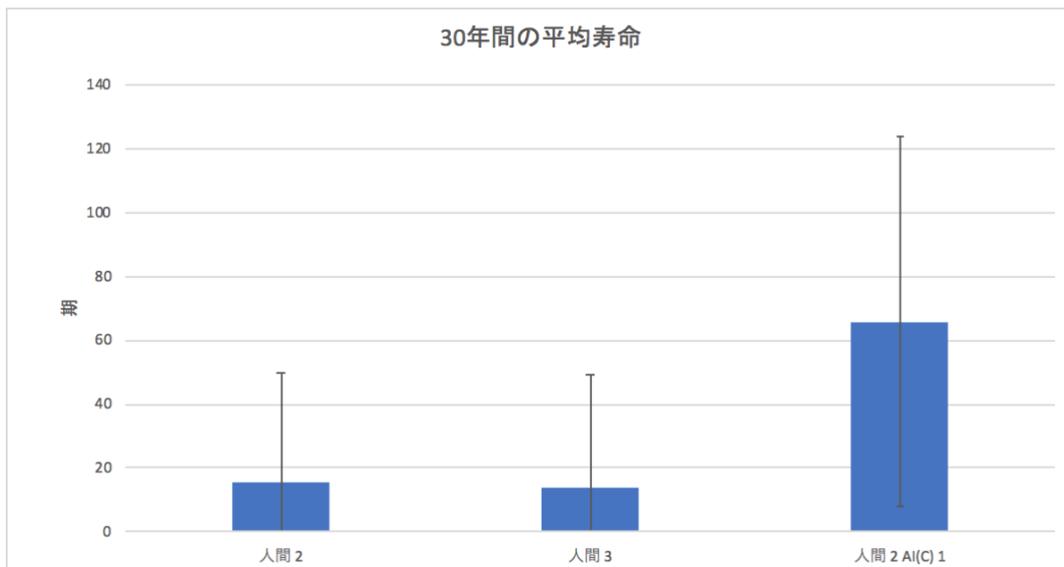


図 9. 30 年後の資産の平均と平均存続年数. ベンチャー企業として企画の社員が二人いた場合を基準として考えた差異, 人間または AI を採用すると 30 年後に倒産していない場合は資産の向上が認められる. 一方, AI を採用した方が破産しにくくなる結果となった.

30 年後の資産と平均存続年数の比較を図 9 に示した. 人間のみ 2 人いるベンチャー企業と比較し, 企画社員を一人雇い入れた人間のみ 3 人のケースでは資産が増加した. 人が増えた分, 製品化される機会が増え, 長く売れる主軸商品が創出され売上が伸びた一方, 一人増えた分人件費が増え淘汰される企業が増える結果となった. 一方, AI (タイプ C) を導入した場合は人間のみ 2 人のケースに比べ資産が増加し, 存続年数も人間のみ 2 人のケースに比べ伸びる結果となった. AI の費用は固定費に含まれる形とし, 人件費と比べランニングコストが圧倒的に少ない設定となっている. また, ベンチャー企業は創業時に製品を持たないため製品創出するまで売上のない状態となり, いかに速く製品を創出するかが延命につながる. その間に AI による色物商品の創出は初期の延命に効果的であった. その間に有効性の高い主軸商品が創出される事でベンチャー企業の安定運営につながり結果として平均寿命の向上につながった. 以上の結果は, 創造的な AI をベンチャー企業に導入する際には, その導入コストが人件費に比べ十分に小さい場合, AI を導入した方が企画の人間を新たに雇うより資産の少ないベンチャー企業では持続性が高まり, 資産を増加させる可能性が高まることを示唆している.

4. 先行研究

表 5 本課題と内外の研究動向の関係

	人工知能の 導入効果検証	イノベーション への示唆	組織体制 への示唆	エージェント シミュレーション
本研究課題	○	○	○	○
イノベーションに 関する事例研究	×	○	○	×
システム論的な イノベーション研究	×	○	×	△ (数理モデルの提 案)
組織での IT 技術の 活用方法の研究	△ (AI ではない)	×	○	×
種々の社会現象の ABS による研究	×	△ (一部の研究)	△ (一部の研 究)	○

表 5 に示すとおり、イノベーションを促進するための AI の効果的な活用方法をエージェント・シミュレーションで研究した先行研究は存在しない。なかでも本研究と従来研究の最大の違いは、組織における AI の導入効果や活用方法に示唆を与える点である。

経営学分野では、Christensen らの研究[3]に代表される、企業のイノベーションに関する事例研究が膨大にある。しかし創造性を発揮する AI の研究事例は存在しない。また AI 技術の急速な進展で、事例研究の時点と現時点の AI 技術が乖離する恐れがあり、AI の導入効果の研究を事例研究だけで行うのには限界がある。

Rogers はイノベーションの普及過程のモデルを提案した[4]が、対象としているのはイノベーションが生み出された後の結果である。一方、Goldberg, Axelrod らは、イノベーションが生まれる過程のモデルを進化計算の枠組みで提案した[5]。しかしいずれの研究も AI の導入については検討されていない。また、エージェントを用いて組織の構成員の個々の業務プロセスをモデル化していないので、組織のあり方への示唆を得ることは難しい。

ABS で複雑な社会現象を再現する研究は数多い。Chatterjee らはイノベーションの普及過程のエージェントモデルで解析した。寺野らは小売店の支援を目的に消費者の行動を再現する ABS を提案した。しかし、業務支援を行う AI をエージェントとする ABS はこれまで研究されてこなかった[6]。

企業の競争力に直結することから、IT の効果的な活用方法は活発に研究されてきた。Elbashir は BI ツールの生産性への影響を研究し[7]、Park らは WEB マーケティングの活用方法を分析した[8]。また Accenture 社等は AI の企業への影響について報告している[9]。ただ、いずれも AI の効果的な活用方法をシミュレーションで定量的に分析した研究ではない。

5. まとめと今後の課題

本研究では、創造的 AI の商品開発への導入による企業の業績の変化を、エージェント・ベース・シミュレーションにより解析した。AI を企業に導入し、企業のイノベーションを促進して経済成長に貢献するためには、新商品のアイデアを出す過程、および出されたアイデアの質の評価を行うことが必要である。本研究では AI および人間が出す新商品のアイデアを、創造性の先行研究で知られている、新規性、有効性、実現可能性の観点から評価し、いくつかのシナリオの下での企業の成長について考察した。その結果、AI を導入することによって企業の業績が良くなる結果が得られたが、導入する AI の性能や企業の規模によって、導入の結果はさまざまであり、導入時に注意が必要であることが示唆された。また、AI 導入は大企業に有利に働くことも示唆され、企業間格差が拡大する可能性には注意が必要である。

以上のように、AI のアイデア創出過程をモデル化することで、企業のタイプに応じて AI の効果的な活用方法が示唆された。シミュレーションの条件を変えることで、モデルを様々な企業に適用して、AI の導入効果を事前に検討することで、創造的な AI の企業への普及を進める。

個々の従業員がアイデアを出しあいながら革新的な商品を企画していく過程をモデリングする本研究は、企業等でイノベーションが起きるメカニズムの定量的な理解にもつながる。近年の IT 技術の発展により、企業活動における社員の活動が詳細に記録できるようになりつつある。本研究のシミュレーションによるアプローチは、このようなデータ駆動型アプローチとは相補的であり、将来的には、シミュレーション結果を実データにより検証したり、データ解析の結果を取り入れることで、より現実的なシミュレーションを行うことが可能となると期待される。イノベーションは経営学、経済学における重要な研究課題のひとつであるが、本研究は、将来的にはこれらの関連諸分野に新たな手法と知見をもたらすこと考えられ、産業応用のみならず、学術的にも大きな波及効果が期待される。

本研究の将来性は次のように整理できる。

企業への効果的な創造的な AI の導入によるイノベーションの促進

本研究により創造的な AI の効果的な活用方法を見いだす手法が確立されるので、これを様々な企業に適用することで、創造的な AI の企業への普及の後押しとなる。これにより企業のイノベーションが促進され経済成長に貢献できる。

様々な組織へ創造的な AI を適用する際の効果を測定するシミュレーターの整備

本研究成果を多様な企業に適用する上で、より一般性のある創造的な AI のシミュレーション・モデルに拡張する必要が出てくる。様々な企業に対応できる汎用性の高いシミュレーション・モデルへの拡張で、より多くの企業への創造的な AI の導入を支援できる。

様々な人工知能の導入に関するシミュレーション

創造的なAIにとどまらず、種々のAI技術の導入の効果を評価できるシミュレーターの基盤技術となりうる。これにより学术界で進展が目覚ましいAIの企業への普及を後押しできる可能性がある。

イノベーションが生まれるメカニズムの定量的な理解

個々の従業員がアイデアを出しあいながらイノベティブな商品を企画していく過程をモデリングする本研究は、企業等でイノベーションが起きるメカニズムの定量的な理解にもつながる。これは経営学における中心的課題のひとつであり、学術的な貢献が大きい。

今後の課題として、本研究で構築したシミュレーションは現実の商品開発過程と比べて非常に単純であり、例えば消費者の行動や企業間の競争の効果を陽に含んでいないなど、様々な改善点が存在している。また、組織の種類に対する拡張も必要である。

しかし、本研究を通じて、創造性の要素を数理的に表現してモデルに取り入れることの重要性を明らかにすることができ、本研究によって、AIにとどまらない、創造性の定量的な評価に関する研究の先鞭をつけることができたと考えている。

【参考文献】

- [1] 須藤明人・藤原直哉・徳田慶太・本田秀仁・植田一博, “意味ネットワークの経時変化で表現された計算論的なコンセプト創出モデルとその実装”, 認知科学, Vol.24 No.1, 2017
- [2] 中小企業庁調査室, “中小企業白書 概要”, 平成 29 年 4 月.
- [3] Christensen, Clayton M., Michael E. Raynor, and Rory McDonald. "What is disruptive innovation." *Harvard Business Review* 93.12 (2015): 44-53.
- [4] Rogers, Everett M. *Diffusion of innovations*. Simon and Schuster, 2010.
- [5] Goldberg, David E. *The design of innovation: Lessons from and for competent genetic algorithms*. Vol. 7. Springer Science & Business Media, 2013.
- [6] Kiesling, Elmar, et al. "Agent-based simulation of innovation diffusion: a review." *Central European Journal of Operations Research* 20.2 (2012): 183-230.
- [7] Elbashir, Mohamed Z., Philip A. Collier, and Michael J. Davern. "Measuring the effects of business intelligence systems: The relationship between business process and organizational performance." *International Journal of Accounting Information Systems* 9.3 (2008): 135-153.
- [8] Park, Young A., and Ulrike Gretzel. "Success factors for destination marketing web sites: A qualitative meta-analysis." *Journal of travel research* 46.1 (2007): 46-63.
- [9] 米 Accenture 社, “Artificial Intelligence”, 公式ホームページ内, <https://www.accenture.com/us-en/insights/artificial-intelligence-index>.

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
“人工知能”の導入による生産性、効率性の向上、新製品開発への活用	技術情報協会	2018年5月
Machine Learning Approach towards Automatic Future Forecasting Inspired by Creative Futurist	International Conference of Computational Creativity: Digital Humanities	2018年6月
Predicting Indoor Crowd Density using Column-Structured Deep Neural Network	ACM SIGSPATIAL PredictGIS2017	2017年11月