

# 投資家ネットワークの中心性に関する論考

中島琢郎

## A Discussion of Centrality in Investor Network

Takuro NAKAJIMA

**要旨** 近年、スタートアップ・エコシステムに注目が集まっている。しかし、エコシステムに関する研究は黎明期であり、とりわけ、投資家間の相互作用が投資成績に及ぼす影響は定かではない。そこで本研究では、投資家ネットワークにおける中心的存在に着目し、複数の中心性尺度を用いてその影響を分析した。解析の結果、投資件数増加に媒介中心性が寄与することが再確認され、ハブ機能を有する者との交わりが有益であることが示唆された。

**キーワード** : エコシステム、スタートアップ、ユニコーン、シンジケーション、シンジケート投資

### 第1章 はじめに

#### 1-1 研究背景

近年、米国株式市場の株価上昇が著しい。例えば、Silverblatt (2022) は、米国市場の株価指数を示す S&P500 が「過去 3 年間で 90.13% 上昇」(p.1) していると述べている。しかし、S&P500 を構成する個別銘柄に焦点を当てると、株価上昇を牽引しているのは主に GAFAM5 社であり (Kohler, 2020)、いわゆるオールドエコノミーに属する旧来の企業群は株価上昇にそれほど寄与していない。こうした GAFAM のような新興企業が及ぼす影響は、株式市場のみならず、社会全体で急速に拡大している。

このような米国事情を受けて、日本国内でもスタートアップ企業の育成が盛んに叫ばれている。例えば、政府は未来投資戦略 2018 の中で、「企業価値又は時価総額が 10 億ドル以上となる、未上場ベンチャー企業 (ユニコーン) 又は上場ベンチャー企業を 2023 年までに 20 社創出」(首相官邸ホームページ, 2018, p.128) することを閣議決定している。こうした背景から、スタートアップ企業を有機的に育成支援するスタートアップ・エコシステム (ベンチャー・エコシステム) の醸成が必要である、と多くの識者が指摘している (例えば、野村 (2015)、新改・岩本 (2016)、穴井・柴崎 (2020)、など)。

このように、スタートアップ・エコシステムに年々注目が集まる一方で、スタートアップ・エコシステムに関する研究は萌芽的であるため、未だ十分に理論が体系化されていない (Autio et al., 2018)。特に、ベンチャーキャピタル (以下 VC と略) がエコシステムで果たす役割は重要であることから (Ferrary and Granovetter, 2009)、VC をはじめとする投資家を主体としたスタートアップ・エコシステムの構造や機能を解明することは重要である<sup>1)</sup>。

#### 1-2 研究目的

Motoyama and Knowlton (2017) はスタートアップ・エコシステムを巡る研究を総括し、これまでの主な研究は特定の要素に還元、あるいはマクロ的な概念と紐づけて捉えることでエコシステムの解明

に努めてきたことを述べた上で、個々の要素間のつながりやその相互作用に着目する必要性を論じている。

そこで本研究では、エコシステムで重要な役割を果たしている投資家間の結合関係に焦点を当て、投資家同士の相互作用が彼ら自身にどのような利益をもたらすのか解明を試みる。とりわけ本稿では、集団内で中心的な影響力を保持する投資家の働きに着目する。こうした中心的存在の影響力に焦点を当てた研究は、これまでもいくつか報告されている。例えば、岡室・比佐（2007）は、Barry et al.（1990）、Davila et al.（2003）、Chang（2004）を引例しながら、「とりわけ評判の高いVCからの投資は、他の投資家や金融機関に対するシグナルになり、投資先企業の資金調達環境を改善して成長を促し、IPOの成功率を高める可能性がある」（p.69）と論じている。しかしながら、この中心性という概念には多様なものがあることから、1つの尺度で観察対象の本質を補足することはできない。そのため、複数の視点から中心性の作用を検証する必要がある。

そこで本研究では、社会ネットワーク分析の方法論を援用しながら、投資家ネットワーク内における中心的存在を様々な角度から特定すると同時に、その中心性が投資成績にどのように作用するのか解明することを目的とする。もし、投資家集団における中心性が投資成績に及ぼす影響を実証できれば、スタートアップ・エコシステムに関する新たな洞察を導く助けとなるだけでなく、エコシステム内でどのように振る舞うべきか、あるいは誰と付き合うべきか、手がかりを得たいと考える投資家や起業家の一助となる。なお、本研究で利用したデータセットは、中島（2021）の研究で用いたデータセットと同一である。

## 第2章 中心性に関する先行研究

### 2-1 中心性の概念

どのような集団にも、中心的存在として集団に影響力を与えるアクターがいる。例えば幕末時代、第1次長州征伐前後において長州藩で影響力を発揮したのは、藩士のみならず町人や農民からも信頼を寄せられていた高杉晋作であろう。しかしながら、薩長同盟において薩摩藩との関係を改善し、その後の長州藩躍進の契機となったという意味では、薩摩藩とのパイプ役を務めた中岡慎太郎の存在は大きい。このように、高杉晋作と中岡慎太郎の両雄が、長州藩飛躍の中心的存在であったことは間違いない。しかし、長州藩にかかわる人的なネットワークにおいて、それぞれが位置するポジションは同様ではない。高杉晋作は藩内の人的リソースにアクセスし、彼らに働きかけができる存在である一方で、中岡慎太郎は薩摩藩との親密な接点を有する稀有な存在である。史書では、高杉晋作と中岡慎太郎は、どちらも倒幕運動に影響を与えた中心人物として一括りで紹介されているが、その文脈の中に埋め込まれている両者の立ち位置や立ち回り方はそれぞれ異なる。

これらの違いを、社会ネットワーク分析の学術領域では「中心性」という概念を用いて厳密に定義している。社会ネットワーク分析とは、観察対象の内部にある「属性」ではなく、対象者同士の「関係」に着目し、その関係構造を分析する方法論である（安田,1997; 安田,2010; 安田,2011）。この方法論は様々な研究分野に応用できることから、学術領域を問わず学際的に利用されている（安田, 2010）。この社会ネットワーク分析を用いることで、集団内で影響力を有する中心人物は誰か、中心性を一義的に同定できる。上記の例で言えば、高杉晋作は集団内で多数の接点を有することから「次数中心性」に秀で、一方で中岡慎太郎は他集団との仲介役を果たすことから「媒介中心性」に秀でていると解釈する。

## 2-2 本研究の位置づけ

では、特異な中心性を保有するアクターは、人々が営む活動へどのような影響を及ぼすのであろうか。先の例で言えば、高杉晋作と中岡慎太郎では、どちらの方が倒幕運動に影響を与えたのであろうか。ある中心人物がコミュニティに与える影響を予測することは、そこでの活動を生業とする者にとって有益である。

こうした中心性にかかわる一連の研究成果は、社会ネットワーク分析の誕生の契機となった社会学の分野にて盛んに報告されているが、スタートアップ・エコシステムのような萌芽的な研究対象においては、どのような中心性を保有することが有利につながるか十分な議論がなされているとは言い難い。例えば、中島（2021）は、投資家同士を媒介するハブ機能を有する者が投資件数の絶対数増加に有利であることを報告している。しかし、この先行研究では、多様な中心性の尺度の中から、「媒介中心性」の尺度のみしか測定に用いていない。そこで本研究では、媒介中心性に加えて、「次数中心性」「近接中心性」「固有ベクトル中心性」の3つの尺度を追加し、網羅的に分析を行う。ここに、本研究の意義を見出すことができよう。

## 第3章 方法

### 3-1 データ

エコシステムのように、複数の主体が関与する事象を観察対象とする研究においては、主体間の関係をどのように定義するかが研究方法上の課題となる。そこで本研究では、プライベート・エクイティ投資特有の慣習であるシンジケーションに着目した。シンジケーション（シンジケート投資）とは、未公開企業へ出資を実行する際、複数の投資家が協調して出資を行う投資手法である。シンジケートを組んだ投資家同士は互いに利害が一致することから、シンジケートの組成機会を「関係構築の起点」と定義することができる（中島, 2021）。そして、このシンジケーションの組成相手を相互作用が生じる関係者として捉えることができる。

ただし、研究遂行上、長期に亘るパネルデータが研究資源として必要不可欠となるが、それらの入手が課題となることが多い。例えば、滝澤・宮川（2015）はVCに関わる研究に触れ、「投資対象が未上場企業であるだけでなく、ベンチャーキャピタル自身も未上場企業であるケースが多く、実証分析に耐えうるデータを確保することが一般的には困難である」（p.1）ことを述べている。幸いなことに、本研究ではフォースタートアップス株式会社から、1996年12月12日～2020年1月24日における投資ラウンド明細を提供していただくことができた。本データベースには、投資家2899社と未公開企業3009社の投資明細が明記されている<sup>2)</sup>。これらのデータを結合して隣接行列のデータセットを構築することで、シンジケーションに関与する全ての投資家の関係構造を補足できる。なお、前述したとおり、本研究で利用したデータセットは、中島（2021）の研究で用いたものと同一である。

### 3-2 手続き

分析手順の全体像を図1に示す。まず、投資ラウンド明細を基に、隣接行列のデータセットを構築した。次いで、社会ネットワーク分析によって、「次数中心性」「近接中心性」「媒介中心性」「固有ベクトル中心性」を測定した。最後に、これら4つの中心性を説明変数に設定すると共に、投資成績を意味する「投資件数」「IPO成功率」「IPO件数」の3つの変数を目的変数に設定し、AIによる予測分析を行った。

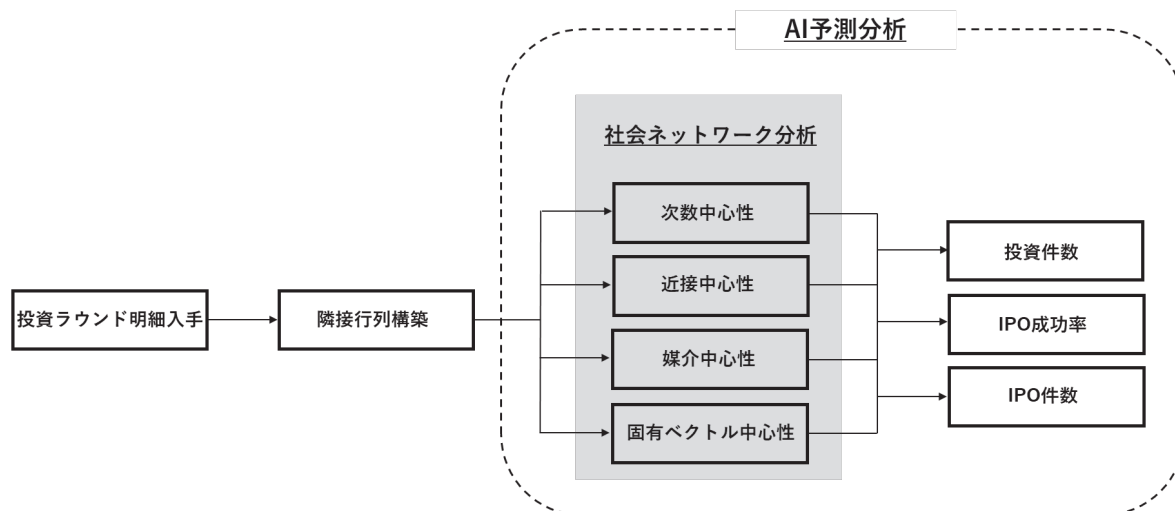


図1 分析手続きの全体像

### 3-3 分析手法

#### 3-3-1 社会ネットワーク分析

安田（1997）は、着目する視点によって中心性の解釈が変わることを、「ノードのもつ紐帯の数」（p.83）、「ノードのあいだの距離」（p.83）、「ノードのもつ媒介性」（p.83）の3つの基準を例示し、論じている。そこで、本研究で測定に用いた4つの尺度の概要を、鈴木（2017）の説明を基に、以下（1）～（4）に概説する。

##### （1）次数中心性（degree centrality）

次数中心性とは、ある頂点が有する紐帯数によって、中心性を特定する指標である。すなわち、「ネットワーク内でより多くの関係をもつ頂点を高く評価する」（p.57）尺度である。

##### （2）近接中心性（closeness centrality）

近接中心性とは、ある頂点から他の頂点へ到達するまでのパス長の長さによって、中心性を特定する指標である。「他の頂点との距離が小さい頂点ほど、より中心的である」（p.54）と解釈する。

##### （3）媒介中心性（betweenness centrality）

媒介中心性とは、「他の頂点どうしの間にあって、それらをつなぐ働きをする頂点を見出そうとする中心性指標である」（p.67）。媒介中心性が高いということは、ネットワーク内においてハブ機能を有することを意味し、それぞれの頂点を仲介する重要な役割を負っていると考えられる。

##### （4）固有ベクトル中心性（eigenvector centrality）

固有ベクトル中心性とは、次数中心性のように単に紐帯の保持数を評価するのではなく、「その頂点と隣接する頂点の中心性を反映させる」（p.59）指標である。例えば、ある二人の政治家 A と B を評価する際、周囲から孤立している政治家 C とのつながりを有する A よりも、より多くのコネクションを持つ政治家 D とつながりを有する B を高く評価する指標である。

なお、これらの中心性を算出するにあたり、本研究では UCINET6.698<sup>3)</sup>と Pajek5.11<sup>4)</sup>の解析ソフトウェアを用いた。

### 3-3-2 AI 予測分析

次いで、これら 4 つの中心性を説明変数に、投資件数、IPO 比率、IPO 件数の 3 つの変数を従属変数に設定し、Prediction One Ver.2.3.0.3（ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社, 東京）<sup>5)</sup> を用いて、AI を活用した予測分析を実施した。Prediction One は学習用データの前処理や予測モデルの構築、調整などを AI で自動化させた予測分析ソフトウェアである。この Prediction One を用いた予測分析の研究報告は数少ないが、Prediction One は小規模のデータセットでも予測モデルの作成が可能であることや、既存の予測分析ツールで構築したモデルよりも高い精度を誇っていることが報告されている（例えば、Katsuki et al. (2021) など）。

本研究では、この Prediction One に 2899 行のデータセットを読み込ませ、交差検証を実行するためにデータを 5 分割した。そして、ニューラルネットワークによる数値予測を行い、予測モデルを構築した。また、予測モデルを評価するために 誤差平均値、誤差中央値、誤差率中央値、RMSE、決定係数を算出した。

## 第4章 結果

## 4-1 中心性の測定

測定した次数中心性、近接中心性、媒介中心性、固有ベクトル中心性のうち、それぞれ上位50社を表1に示す。

表1 中心性指標が高い上位50社

順位	次数中心性		近接中心性		媒介中心性		固有ベクトル中心性	
1	三菱UFJキャピタル	946	SMBCベンチャーキャピタル	0.48	三菱UFJキャピタル	0.08	SMBCベンチャーキャピタル	0.41
2	SMBCベンチャーキャピタル	922	みずほキャピタル	0.48	SMBCベンチャーキャピタル	0.07	三菱UFJキャピタル	0.36
3	みずほキャピタル	893	三菱UFJキャピタル	0.48	みずほキャピタル	0.07	みずほキャピタル	0.36
4	SBIインベストメント	720	SBIインベストメント	0.46	ジャフコ	0.05	SBIインベストメント	0.23
5	ジャフコ	601	ジャフコ	0.45	SBIインベストメント	0.04	ニッセイ・キャピタル	0.20
6	ニッセイ・キャピタル	521	ニッセイ・キャピタル	0.45	インキュベイトファンド	0.04	ジャフコ	0.17
7	インキュベイトファンド	470	三井住友海上キャピタル	0.44	日本ベンチャーキャピタル	0.04	三井住友海上キャピタル	0.16
8	グローバル・ブレイン	464	グローバル・ブレイン	0.44	ニッセイ・キャピタル	0.04	グローバル・ブレイン	0.15
9	日本ベンチャーキャピタル	463	East Ventures	0.44	グローバル・ブレイン	0.03	日本ベンチャーキャピタル	0.15
10	三井住友海上キャピタル	457	日本政策金融公庫	0.44	INCJ	0.03	インキュベイトファンド	0.14
11	East Ventures	451	インキュベイトファンド	0.44	East Ventures	0.03	INCJ	0.13
12	INCJ	449	日本ベンチャーキャピタル	0.44	日本政策金融公庫	0.02	East Ventures	0.12
13	日本政策金融公庫	443	スパークス・グループ	0.43	三井住友海上キャピタル	0.02	YJキャピタル	0.11
14	大和企業投資	351	大和企業投資	0.43	大和企業投資	0.02	大和企業投資	0.11
15	スパークス・グループ	344	YJキャピタル	0.43	サイバーエージェント・キャピタル	0.02	日本政策金融公庫	0.11
16	千葉功太郎	343	サイバーエージェント・キャピタル	0.43	東京大学エッジキャピタル	0.02	DBJキャピタル	0.11
17	サイバーエージェント・キャピタル	335	千葉功太郎	0.43	グロービス・キャピタル・パートナーズ	0.01	グロービス・キャピタル・パートナーズ	0.10
18	グロービス・キャピタル・パートナーズ	330	INCJ	0.43	ベクトル	0.01	伊藤忠テクノロジープランチャーズ	0.09
19	YJキャピタル	316	伊藤忠テクノロジープランチャーズ	0.43	千葉功太郎	0.01	スパークス・グループ	0.09
20	伊藤忠テクノロジープランチャーズ	313	グロービス・キャピタル・パートナーズ	0.43	伊藤忠商事	0.01	三生キャピタル	0.08
21	DBJキャピタル	297	NTTドコモ・ベンチャーズ	0.43	FUNDINNO	0.01	NTTドコモ・ベンチャーズ	0.08
22	NTTドコモ・ベンチャーズ	272	DBJキャピタル	0.42	KVP	0.01	池田泉州キャピタル	0.07
23	第一生命保険	269	FFGベンチャービジネスパートナーズ	0.42	フューチャーベンチャーキャピタル	0.01	サイバーエージェント・キャピタル	0.07
24	ベクトル	269	フューチャーベンチャーキャピタル	0.42	DBJキャピタル	0.01	電通イノベーションパートナーズ	0.07
25	フューチャーベンチャーキャピタル	268	マネックスベンチャーズ	0.42	YJキャピタル	0.01	新生企業投資	0.07
26	佐藤裕介	266	GMO Venture Partners	0.42	スパークス・グループ	0.01	GMO Venture Partners	0.06
27	伊藤忠商事	262	DGインキュベーション	0.42	デジタルガレージ	0.01	第一生命保険	0.06
28	東京大学エッジキャピタル	258	電通イノベーションパートナーズ	0.42	ANRI	0.01	東京大学エッジキャピタル	0.06
29	FFGベンチャービジネスパートナーズ	247	ベクトル	0.42	佐藤裕介	0.01	千葉功太郎	0.06
30	ANRI	245	ANRI	0.42	VOYAGE VENTURES	0.01	フューチャーベンチャーキャピタル	0.06
31	みずほ銀行	243	新生企業投資	0.42	伊藤忠テクノロジープランチャーズ	0.01	みずほ銀行	0.06
32	新生銀行	240	第一生命保険	0.42	高野秀敏	0.01	Eight Roads Ventures	0.06
33	DGインキュベーション	239	Eight Roads Ventures	0.42	ユグレナSMBC日興リバネスキャピタル	0.01	グリーベンチャーズ	0.06
34	マネックスベンチャーズ	232	DNX Ventures	0.42	NTTドコモ・ベンチャーズ	0.01	セールスフォース・ドットコム	0.06
35	住友商事	231	KVP	0.42	サイバーエージェント	0.01	DGインキュベーション	0.06
36	三生キャピタル	230	D4V	0.42	WiL	0.01	ベンチャーラボインベストメント	0.06
37	GMO Venture Partners	230	グリーベンチャーズ	0.41	スカイランドベンチャーズ	0.01	ベクトル	0.06
38	電通イノベーションパートナーズ	230	三生キャピタル	0.41	マネックスベンチャーズ	0.01	環境エネルギー投資	0.06
39	ソニー	230	サイバーエージェント	0.41	サムライインキュベート	0.01	伊藤忠商事	0.06
40	新生企業投資	223	新生銀行	0.41	ABBALab	0.01	FFGベンチャービジネスパートナーズ	0.05
41	WiL	223	伊藤忠商事	0.41	DGインキュベーション	0.01	Spiral Ventures Japan	0.05
42	サイバーエージェント	222	TBSイノベーション・パートナーズ	0.41	セールスフォース・ドットコム	0.01	DNX Ventures	0.05
43	グリーベンチャーズ	221	みずほ銀行	0.41	第一生命保険	0.01	NECキャピタルソリューション	0.05
44	池田泉州キャピタル	220	環境エネルギー投資	0.41	FFGベンチャービジネスパートナーズ	0.01	マネックスベンチャーズ	0.05
45	中川綾太郎	218	池田泉州キャピタル	0.41	DNX Ventures	0.01	三井物産	0.05
46	KVP	213	佐藤裕介	0.41	住友商事	0.01	WiL	0.05
47	VOYAGE VENTURES	213	Spiral Ventures Japan	0.41	中川綾太郎	0.01	静岡キャピタル	0.05
48	三井物産	210	500 Startups	0.41	B Dash Ventures	0.01	500 Startups	0.05
49	オプトベンチャーズ	209	デジタルガレージ	0.41	電通	0.01	ちばぎんキャピタル	0.05
50	ベンチャーラボインベストメント	207	オプトベンチャーズ	0.41	500 Startups	0.01	ANRI	0.05

## 4-2 偏相関係数の算出

社会ネットワーク分析において、安田（2011）は「ネットワーク効果の同時決定性」（p.23）を指摘していることから、本研究では各変数間の偏相関係数を求めた（ $p < .05$  を統計的に有意と判断する）。分析の結果、媒介中心性と投資件数（ $r = .74, p < .01$ ）において強い相関、IPO 成功率と IPO 件数（ $r = .53, p < .01$ ）、次数中心性と投資件数（ $r = .51, p < .01$ ）、次数中心性と固有ベクトル中心性（ $r = .48, p < .01$ ）において中程度の相関が見られた。分析結果を表 2 に示す。

表 2 偏相関係数の分析結果

	<i>M</i>	<i>SD</i>	次数中心性	近接中心性	媒介中心性	固有ベクトル中心性	投資件数	IPO成功率
次数中心性	26.024	56.449						
近接中心性	0.289	0.098	0.30 **					
媒介中心性	0.001	0.003	-0.28 **	-0.10 **				
固有ベクトル中心性	0.005	0.018	0.48 **	-0.02	0.27 **			
投資件数	3.832	12.349	0.51 **	-0.04 *	0.74 **	0.10 **		
IPO成功率	0.171	0.354	0.03	-0.08 **	0.01	-0.08 **	-0.12 **	
IPO件数	0.405	1.415	-0.09 **	0.00	0.02	0.23 **	0.16 **	0.53 **

\* $p < .05$ , \*\* $p < .01$

## 4-3 予測モデルの評価値

各予測モデルは、それぞれ 3 分未満で作成された。それぞれの予測モデルの決定係数は、投資件数が 0.8829、IPO 成功率が 0.5186、IPO 件数が 0.5270 であった。予測モデルの誤差平均値、誤差中央値、誤差率中央値、RMSE、決定係数を示した評価値を表 3 に示す。

表 3 予測モデルの評価値

	投資件数	IPO成功率	IPO件数
誤差平均値	0.804	0.160	0.411
誤差中央値	0.0260	0.0865	0.182
誤差率中央値	2.28%	—	—
RMSE	4.230	0.246	0.973
決定係数	0.8829	0.5186	0.5270

## 4-4 予測寄与度

各中心性の予測寄与度は、投資件数の予測モデルでは、媒介中心性 3.51、次数中心性 2.11、近接中心性 1.97、固有ベクトル中心性 1.55 の順に高かった。IPO 成功率の予測モデルでは、次数中心性 0.246、近接中心性 0.160、固有ベクトル中心性 0.137、媒介中心性 0.0862 の順に高かった。IPO 件数の予測モデルでは、次数中心性 0.202、近接中心性 0.156、固有ベクトル中心性 0.135、媒介中心性 0.114 の順に高かった。以上、各中心性の予測寄与度を表 4 に示す。

なお、予測モデルの精度が高い「投資件数モデル」の中で、予測寄与度が最も高い「媒介中心性」に焦点をあて、その予測寄与度の内訳を見てみると、特に 0.00908～0.0838 の範囲において、強い正の影響を与えていることが明らかになった。詳細を図 2 に図示する。

表4 予測寄与度の分析結果

順番	投資件数	IPO成功率	IPO件数
1	媒介中心性 3.51	次数中心性 0.246	次数中心性 0.202
2	次数中心性 2.11	近接中心性 0.160	近接中心性 0.156
3	近接中心性 1.97	固有ベクトル中心性 0.137	固有ベクトル中心性 0.135
4	固有ベクトル中心性 1.55	媒介中心性 0.0862	媒介中心性 0.114



出所：Prediction One の出力結果を筆者が一部修正

図2 投資件数モデルにおける媒介中心性の予測寄与度内訳

## 第5章 考察

本研究の目的は、スタートアップ・エコシステムにおける投資家ネットワークの中心的存在を様々な角度から特定すると同時に、その中心性が投資成績にどのように作用するのかを明らかにすることである。前章の調査結果を踏まえ、以下1~3の考察を行った。

**考察1：**未公開株式取引を生業とする投資家をいくつかのカテゴリに分類すると、「①エンジェル投資家、②アクセラレータ、③VC、④CVC、⑤事業会社、⑥PEファンド」（筒塩ら、2020, p.12）の6つの種目に区分できる。以上を踏まえて表1から考察すると、上位を占める投資家は総じて③VCであることが推察できる。中でも、SMBCベンチャーキャピタル、みずほキャピタル、三菱UFJキャピタル、ジャフコ、SBIインベストメント、ニッセイ・キャピタルなど、銀行、証券、保険を母体とするVCが中心であることが視認できる。このことから、1996年12月12日~2020年1月24日までを対象とした期間においては、金融系VCが投資家ネットワークの中心的存在であると考察できる。

**考察2：**では、中心性を獲得することが自身の投資成績にどのような影響をもたらすのであろうか。まず、構築した予測モデルの精度を確認すると、IPO成功率とIPO件数の決定係数は0.52前後とやや精度に欠ける結果となったが、投資件数の決定係数は0.8829と十分に精度が高い結果が得られた。そこで、投資件数に影響を与える各中心性の予測寄与度を確認すると、媒介中心性が最も高い寄与度（3.51）となっている。このことは、互いに知己を得ていない投資家間を仲介するハブとなることが投資件数の絶対数増加に有利である、と示した中島（2021）の研究報告と符合するものである。この帰結は、偏相関係数の分析結果（表2）からも伺い知ることができる。

**考察3：**しかしながら、図2に示す媒介中心性の予測寄与度の内訳を確認すると、0.00908~0.0838の範囲に位置することが投資件数増加に大きく寄与する一方で、0.00908未満ではそれほど寄与しな



いことが見て取れる。この 0.00908~0.0838 の範囲に該当する投資家は、表 1 で示すところの上位 36 社（三菱 UFJ キャピタルから WiL まで）のみであり、つまるところ、投資家全体の 1%程度しか投資件数増加と因果がないことを意味する。残り 99%の投資家にとって、0.00908 以上のポジションを得ることは現実的に困難であるだろう。以上の前提を踏まえると、自身がハブ機能を有するように努めるよりも、ハブ機能を有する者と交流して彼らから情報収集を図る方が、多くの投資家にとっては投資件数の増加につながる有用な戦略であると示唆される。これは中島 (2021) の研究成果を発展させ、より精緻に示したものとなろう。

ただし、本研究では約 24 年間の長期に渡るパネルデータを用いているため、古くからベンチャー投資を営む老舗 VC ほど、シンジケーションの組成回数データが蓄積されやすくなっている。そのため、考察 1 で示した金融系 VC が上位に挙がるのは当然の帰結かもしれない。こうした長年の集積データが加味され、新興 VC の活動の実態が反映されにくくなっている点が本研究の限界である。

## 第6章 まとめ

本研究では、社会ネットワーク分析の方法論を援用しながら、スタートアップ・エコシステムにおける投資家ネットワークの中心的存在を様々な角度から特定すると同時に、その中心性が投資成績にどのように作用するのかを解明することを目的とした。次数中心性、近接中心性、媒介中心性、固有ベクトル中心性の 4 つの尺度を用いた網羅的な分析の結果、1996 年 12 月 12 日~2020 年 1 月 24 日までを対象とする期間においては金融系 VC が中心的存在であり、投資件数の絶対数を増やすためには媒介中心性の獲得が得策であることが再確認された。ただし、こうした恩恵を享受するためには極めて高い媒介中心性を獲得することが必要であり、多くの投資家にとっては現実的に困難であることから、自身がハブ機能を有することに注力するよりも、ハブ機能を有する者との交わりを深めることにリソースを割く方が有用である、と結論づけた。

本研究の学術的な貢献は、シンジケーションという特殊な環境下における中心性の影響を実証したことにある。又、実務的な貢献としては、投資家を主体としたスタートアップ・エコシステムにおいて、投資家自身がどのように振る舞うべきか、その拠り所となる指針を示した点にある。

ただし本研究では、1996 年 12 月 12 日~2020 年 1 月 24 日の長期間に渡るパネルデータを分析対象としているため、老舗 VC の蓄積データが分析結果に如実に反映されている。近年、新興 VC の活動が活発化し、投資環境が変わりつつあることから、直近期間のみを抽出した検証が今後求められる。特に 2021 年は、クロスオーバー投資家や海外投資家の投資件数が増え、10 億円以上の大型資金調達も珍しくなくなっていることから、こうした最新動向を踏まえた実証研究が渴望される。

## 注

- 1) 日本はスタートアップ企業への支援環境が未成熟であることが広く知られるところであり、特に VC の投資額が他国に比べて低調であることが課題となっている。例えば、一般財団法人ベンチャーエンタープライズセンター (2021) の調査によると、2020 年の米国の VC 国内投資額 (円換算) は「16 兆 6,775 億円と、前年の 14 兆 7,449 億円対比、+1 兆 9,326 億円 (+13.1%) の増」(p.1)、又、中国は「3 兆 232 億円で、前年の 2 兆 4,427 億円と比べると、+5,805 億円 (+23.8%) の増」(p.1) と、軒並み多額の資金が投じられているのに対し、日本は「1,512 億円で、前年の 2,162 億円と比較すると、△650 億円 (△30.1%) の減少」(p.1) となっており、これは米国の 1%、中国の 5%未満にすぎない。
- 2) 「フォースタートアップス株式会社から提供を受けた『STARTUPDB』の企業データベースは、公式 HP やプレスリリース、ニュース、官報、登記簿等の公開情報を元に構築されている。本データベースでは、成長産業を対象に、「新しい技術やビジネスモデルを通

じてイノベーションを起こそうとしている企業”という独自の基準で未公開企業を抽出している。」(中島, 2021, p.23)

3) Borgatti, S.P., Everett, M.G. and Freeman, L.C. (2002) *Ucinet for Windows: Software for Social Network Analysis*. Harvard: Analytic Technologies.

4) Pajek の詳細は、<http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/> を参照のこと。

5) Prediction One とは、ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社が提供する、機械学習を用いた予測分析ソフトウェアである (<https://predictionone.sony.biz/>)。高度な予測分析を自動的に実行できる点が特徴。

## 謝辞

本研究の実施にあたっては、フォースタートアップス株式会社からデータベースの提供をいただきました。深く感謝申し上げます。なお、本研究は JSPS 科研費 JP21K01692 の助成を受けたものです。

## 参考文献

Alan Kohler. “S&P5 versus S&P495 - market value”. Eureka Report. 2020-08-19.

<https://www.eurekareport.com.au/investment-news/sandp5-versus-sandp495-market-value/148457>, (参照 2022-01-04).

Autio, E., Nambisan, S., Thomas, L. D., and Wright, M. (2018) “Digital affordances, spatial affordances, and the genesis of entrepreneurial ecosystems,” *Strategic Entrepreneurship Journal*, 12(1), pp.72-95.

Barry, C., Muscarella, C., Peavy, J. W. and Vetsuypens, M. (1990) “The role of venture capital in the creation of public companies: evidence from the going-public process,” *Journal of Financial Economics*, 27(2), pp.447-471.

Chang, S. J. (2004) “Venture capital financing, strategic alliances, and the initial public offerings of Internet startups,” *Journal of Business Venturing*, 19(5), pp.721-741.

Davila, A., Foster, G. and Gupta, M. (2003) “Venture capital financing and the growth of startup firms,” *Journal of Business Venturing*, 18(6), pp.689-708.

Howard Silverblatt. “S&P 500®月例レポート”. S&P ダウ・ジョーンズ・インデックス. 2022-01-09.

<https://www.spglobal.com/spdji/jp/documents/commentary/market-attributes-sp500-202112.pdf>, (参照 2022-02-18).

Katsuki M, Kakizawa Y, Nishikawa A, Yamamoto Y, and Uchiyama T. (2021) “Postsurgical functional outcome prediction model using deep learning framework (Prediction One, Sony Network Communications Inc.) for hypertensive intracerebral hemorrhage,” *Surgical neurology international*, 12(203).

M. Ferrary and M. Granovetter (2009) “The role of venture capital firms in Silicon Valley’s complex innovation network,” *Economy and Society*, 38(2), pp.326-359.

Motoyama, Y., and Knowlton, K. (2017) “Examining the connections within the startup ecosystem: A case study of St. Louis,” *Entrepreneurship Research Journal*, 7(1), pp.1-32.

穴井宏和・柴崎亮介 (2020) 「東京 23 区におけるスタートアップ・エコシステム集積の研究：2 変量ローカルモラン統計量を用いた共集積の分析」『都市計画論文集』55(3), pp.1055-1062.

一般財団法人ベンチャーエンタープライズセンター. “2020 年の VC 投資動向：日本・米国・中国との比較”. 一般財団法人ベンチャーエンタープライズセンター. 2021-03-31.

[http://www.vec.or.jp/wordpress/wp-content/files/2020\\_investment\\_trend\\_us\\_cn\\_jp\\_20210401.pdf](http://www.vec.or.jp/wordpress/wp-content/files/2020_investment_trend_us_cn_jp_20210401.pdf), (参照 2021-10-23).

岡室博之・比佐優子 (2007) 「ベンチャーキャピタルの関与と IPO 前後の企業成長率」『証券アナリス

- トジャーナル』45(9), pp.68-78.
- 首相官邸ホームページ. “未来投資戦略 2018:「Society 5.0」「データ駆動型社会」への変革”. 2018-06-15.  
[https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/pdf/miraitousi2018\\_zentai.pdf](https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/pdf/miraitousi2018_zentai.pdf), (参照 2021-10-23).
- 新改敬英・岩本隆 (2016) 「日本型イノベーション・エコシステムを構築する上での問題点とその解決策についての一考察」『年次学術大会講演要旨集』31, pp.365-369.
- 鈴木努 (2017) 『R で学ぶデータサイエンス 8 ネットワーク分析 第2版』共立出版.
- 滝澤美帆・宮川大介 (2015) 「共同投資メンバーの構成パターンとその含意：ベンチャーキャピタルによる投資ラウンド明細を用いた分析」RIETI Discussion Paper Series 15-J-009, 独立行政法人経済産業研究所.
- 筒塩芳夫・長谷山京佑・谷口善洋 (2020) 「スタートアップ投資とは」『Strategy& foresight』2020(2), pp.10-15.
- 中島琢郎 (2021) 「投資家は誰と手を組むべきか？：スタートアップ投資を通じた包括的なネットワーク構造が投資パフォーマンスに与える影響」『Venture Review』38 巻, pp.19-23.
- 野村敦子 (2015) 「わが国におけるベンチャー支援の在り方：既存企業とベンチャー企業のパートナーシップを通じたベンチャー・エコシステムの形成に向けて」『JRI レビュー=Japan Research Institute review』2015(3), pp.66-102.
- 安田雪 (1997) 『ネットワーク分析：何が行為を決定するか』新曜社.
- 安田雪 (2010) 『「つながり」を突き止める：入門！ネットワーク・サイエンス』光文社.
- 安田雪 (2011) 『パーソナルネットワーク：人のつながりがもたらすもの』新曜社.

## SUMMARY

In recent years, there has been much attention paid to startup ecosystems. However, research on ecosystems is still in its infancy, and in particular, the impact of investor interaction on investment performance is not clear. This study focused on the central figure in the investor network and analyzed its impact using multiple centrality measures. The analysis revealed that betweenness centrality contributed to increased investments, suggesting that interaction with those who have a hub function is beneficial.

Keywords: Ecosystem, Startup, Unicorn, Syndication, Syndicated Investment