

# 日本企業のイノベーションと成長性

井上 寛 康

## Analyses of Japanese firms' innovation and growth

INOUE Hiroyasu

### 目 次

1. はじめに
2. データ
3. 線形回帰分析
4. 主成分分析
5. グラフィカルモデリング分析
6. 結論

### Abstract

Large Japanese firms have driven innovation in Japan without collaborating with other firms. However, the “ten-year nap”, the depression of Japan, seems to be partially due to the structure. Generally, open structure where firms have network centrality, that is, the ability to collaborate with other firms, is important to acquire growth. Hence, the question whether Japanese firms with network centrality can acquire growth in the closed structure is worth investigating. This paper's objective is to answer the question by empirical data and its analyses.

Specifically, this paper investigates whether the following variables affect the growth of Japanese firms: (1) innovation occurring in firms, (2) innovation occurring among firms, and (3) transactions.

As a result of linear regression analyses, principal component analyses and graphical modeling analyses, the following findings have been obtained: (1) the number of employees and the number of patents and network centralities do not significantly affect the growth, (2) technological or scientific collaboration in large firms negatively affects the growth, and (3) the category of industry affects the growth.

**キーワード** : 企業, 成長, イノベーション, ネットワーク

**Keywords** : Firm, Growth, Innovation, Network

## 1 はじめに

長期的経済成長の多くはイノベーションによってもたらされる [1]. その際の主たる担い手は企業である. 経済学・経営学にとって, 企業がどのような特徴を持つことでイノベーションにつながるのかは常に問題とされる内容である. たとえば, OECD 加盟国のような先進国においては, 成長の半分弱が成長率の高い新規企業であるとされている [2] が, その成長の源泉はイノベーションであるのかは精査すべき課題である.

日本に限っていえば, 他の OECD 諸国と異なり, イノベーションの担い手は大企業である. これは, 労働市場が硬直的であったり, ベンチャーキャピタルが不活性であったりすることなどに起因する. さらに大企業は自前主義であることから, ベンチャーが事業を起こす際に不足している能力を補うことが難しい [3]. 失われた10年あるいはそれ以降現在にいたるまで日本が不況下にあるのは, 成長性がないためであるが, その原因の1つはこのような大企業主体のイノベーションシステムであると思われる.

イノベーションの担い手である企業は, 新しい製品や, サービス, 製造方法の導入を目指す, 特に大企業が得意としてきたように製品やサービスの完成までのプロセスすべてを現在では自社内でまかなうことができない [4]. これには少なくとも2つの理由がある. 1つは, 近年の技術の高度化と多様化であり, もう1つは, イノベーションの源泉である自然科学的発見そのものが特許保護の対象でないためである. したがって企業において自然科学的発見を行う動機は非常に小さい. そのため, 企業はイノベーションのために, 技術や科学的知見を外部からいかに取り入れるかが競争力を左右する. したがって「ウチの発明じゃない (Not Invented Here: NIH)」などといえない時代である. 現在においては, 自社の得意な事業分野を絞り込みつつ, その革新的な技術についての不足をうまく補うというのが, 企業がとるべき基本的戦略である [5]. このように企業が外部の技術や科学的知見を取り込む必要がある一方で, 異なる組織の壁を越えて連携を行うには, 交渉や契約に伴う人の移動などのコストがかかる.

以上の議論をまとめると, 大企業で閉じたイノベーションシステムという非ネットワーク的構造が, 日本経済の低迷, すなわち成長性を阻害しているのであるとすれば, そのような環境化にある現在の日本企業は, 他社の技術・科学的知見を取り込む力や取引先を多く持つという, ネットワーク中心性を成長性の源泉として捉えてよいのか, ということが一つの問いとして設定できる. 本論文はこの問いに対して, 実証的データを用いて答えることを目的とする. 具体的には, 日本企業の成長性に以下の項目が影響を与えているのかを確認する.(1)企業内で行われているイノベーション,(2)企業間で行われているイノベーショ

ン、(3)(2)に必要な企業間取引。上記(1)のみが成長を促すならば、それは閉鎖的イノベーションのみである証拠である。上記(2)や(3)が成長を促すならば、それは開放的イノベーションが現状の日本においても有用な戦略であることを示しうる。

本研究はイノベーションに関する企業のネットワークを取り扱うが、特にネットワークに発現する部分的構造を扱った先行研究がある [6, 7]。本論文ではリンクの数のみに着目した議論を行う。したがって、ネットワークの構造の分析に複雑な手法は用いない。

## 2 データ

本論文では、東京商工リサーチ社のデータ（TSR データ）を用いる。このデータは、807,727社の財務情報、事業情報に加えて、企業間の取引情報を含んでいる。本論文では各社の屋号、住所、業種、従業員数、他社との取引先数（購入）、他社との取引先数（販売）、他者との取引先数（購入と販売）を用いる。このうち取引先数については、ある企業からある企業に、取引があるとそれを1件として数える。

TSR データでは各社ごとの取引件数が陽に与えられているわけではなく、2つの企業が対になった取引について8,133,408件のデータがある。これを各社ごとにカウントする作業が必要である。

業種については各企業が3つまで申告しているが、主たる取引内容をその企業の業種とする。この業種は日本標準産業分類により与えられている。ここでは日本標準産業分類の大分類、32個に分類する。

また本論文では、TamadaDatabase [8]（TDB データ）を用いる。このデータは1993年から2008年の上半期までの登録特許公報の特許を含んでいる。特許の全数は2,174,411件である。各特許データとして特許の内容と書誌情報が含まれている。書誌情報には出願人の名称とその住所が含まれている。この出願人の名称と住所を用いて TSR データのどの企業に対応しているかを照合した。この照合の際に、名称と住所が同じ2つ以上の企業は発見されなかった。したがって照合に失敗した企業は潜在的に存在するが、誤って照合された企業は1つもない。特許を1つでも出願したことがある企業数はこの照合の結果24,651社であり、TSR に記録された企業数807,727社に対して、約3.1%である。

どのような企業が特許に関わるのかについて議論すると、まずほぼすべての特許は製造に関わる企業で出願されると考えてよい。

次に企業に大企業・中小企業はそれぞれどれほどの特許出願件数を占めているのかについてであるが、中小企業は登録特許件数では全体の13%、出願人数では全体の57%となっ

ている [9] ことと、学、公的研究機関、個人は微小であることから、この残りの大部分は、大企業による特許件数および出願人数である。中小企業庁によれば2006年時点の日本の大企業数は12,351社、中小企業数は4,197,719社である [10]。したがって大企業の割合が0.3%、中小企業の割合が99.7%である。このことから大企業が多くの特許を出願・登録しているかがわかる。

上記の TSR データと TDB データのマッチングがどれくらい正しくできているのかについて、以上をもとに検討してみると、まず大企業は必ず特許を出願・登録しており、かつ企業以外の出願人を無視するとすれば、大企業数は12,351社であることから、中小企業数は16,372社となり、この和は28,723社である。この数が現実の企業数であるとするれば、TSR データと TDB データの照合によって判明した24,651社というのはかなりこの現実の企業数に近いと思われる。

TSR データと TDB データのマッチングを行ったため、企業数の検討を行ったが、それ以外にも、本論文において変数の1つとして用いている特許数は慎重に扱わねばならない。近年においては企業当たり特許出願数は減少傾向にある [9]。これは従業員の成果として数を指標としていたのを、質の観点を用いた指標に転換されつつあることが背景にあると思われる。また、研究開発費はここ30年間増加し続けているにも関わらず、特許の総出願数自体も減少している。さらに他国の特許出願数、他国へ出願する企業の割合ともに増加している [9]。このような状況にあるため、企業の特許出願数をイノベーションの指標として用いるのは慎重でなければならない。

本論文では外的基準を必要とする線形回帰分析、外的基準を必要としない主成分分析、グラフィカルモデリング分析を行う。まず外的基準となる被説明変数は成長率 (Growth) であり、2005年時点の売上高を2003年時点の売上高で除したものをを用いる。したがって0以上の実数である。次に説明変数として次のものをを用いる。

1. 業種 (Classification) : 日本標準産業分類の大分類。これだけがカテゴリカルデータである。
2. 従業員数 (Employee) : 0以上の整数である。
3. 特許数 (PatentNum) : 0以上の整数である。
4. 特許次数 (PatentDegree) : 共同で出願したことがある他社の数。0以上の整数である。
5. 取引入次数 (TransInDegree) : 販売先の企業数。0以上の整数である。
6. 取引出次数 (TransOutDegree) : 購入先の企業数。0以上の整数である。
7. 取引次数 (TransDualDegree) : 購入先と販売先の企業数の和。0以上の整数である。

上記各変数に対して各企業ごとに値がある。

データセットは、線形回帰分析では成長率を外基準とし、上記(1)の Classification を除いたもの (DS1)、主成分分析では成長率も他の変数同様に含めて上記(1)を取り除いたもの (DS2)、グラフィカルモデリング分析では成長率も含めたすべての変数を含んだもの (DS3)、を用いる。

図1はDS2についてすべての散布図をプロットしたものである。このDS2のサンプル数は733,007社である。これを見ると成長率以外の変数間にはばらつきがある一方で、成長率は他の変数との関わりにおいて大変偏りがあることが見てとれる。

そこですべての変数の対数をとったデータセット (DS2 Log) を作り、同様の散布図を

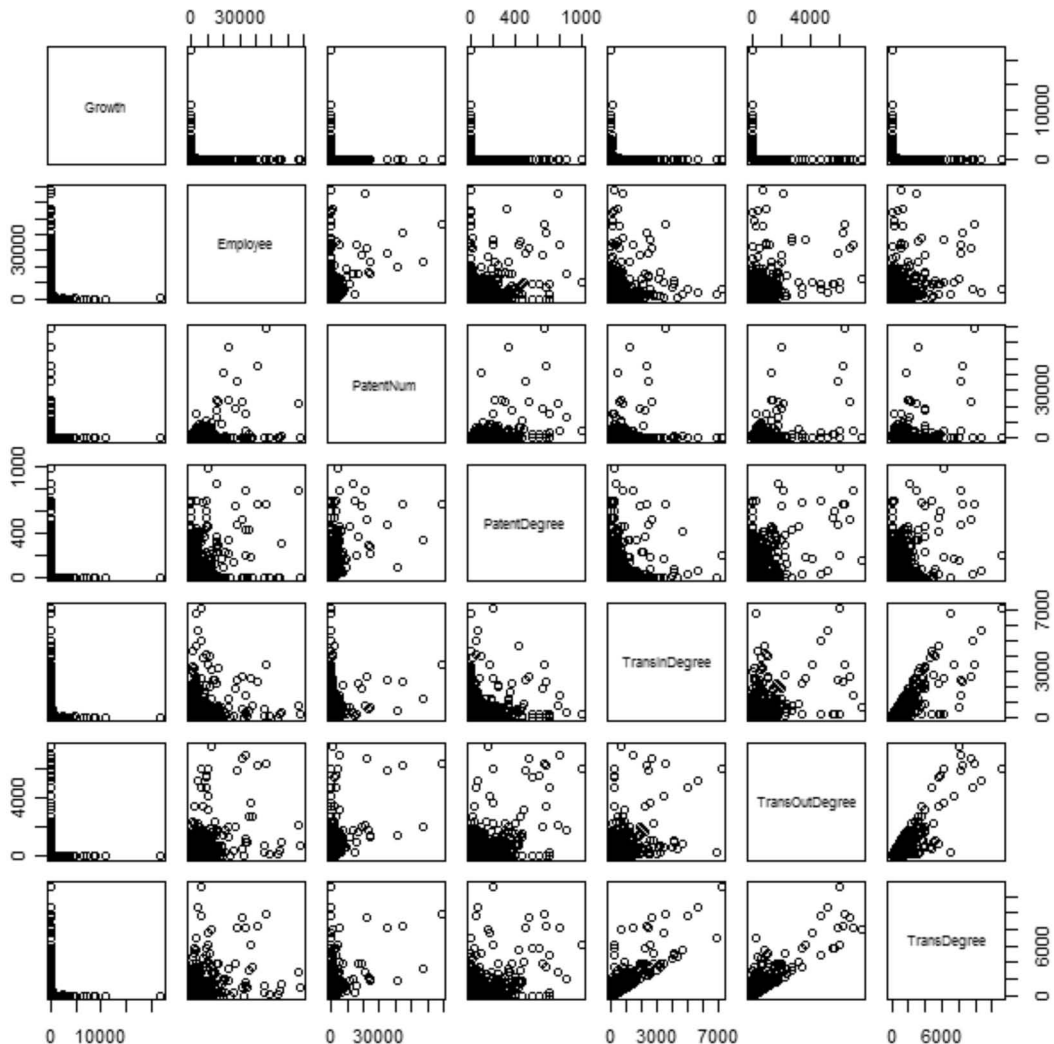


図1: 散布図行列 (DS2)

作成した。このDS2Logのサンプル数は10,864社である。図2はその散布図である。図2の3列目と3行目は対数特許次数と他の変数の散布図であるが、白い線が入って見えるのは単純に0とその次の値1の間のギャップが見えているだけであり、同様のギャップは4, 5, 6列目と4, 5, 6行目の散布図にも存在はしているが見えないだけである。これを見ると図1に比べて明らかになったのは、成長率（ここでは対数成長率であるが）はあまり他の変数と相関がないのではないかということである。また図1に比べて明らかになったのは、図2の2列目を見ればわかるとおり、対数従業員数が対数成長率を除いた他の変数と強い正の相関があることである。これは両対数の対応であるため、べき則の関係にある。この結果は非常に興味深い。すなわち、従業員数を $y$ 、成長率を除く他のある変数を $x$ とすると、 $y \propto ax^b + c$ （ただし $a, b, c$ は定数）の関係にある。このようなべき関数であれば、単なる単回帰分析や正の相関でも $x$ と $y$ とに関係があると観測されるが、より詳細には上のような関係にあるということである。成長率（ここでは対数成長率であるが）は企業の規模の代理変数と考えると、べき則の関係にあるということは、生産性が従業員が増えるにしたがってべき乗の形で作用する可能性があるということである。これが事実であるとすれば、これまでの一般的な組織の理解のあり方に1つの疑問を呈するものである。すなわち組織において人が集まるほどコミュニケーションコストが高まり、生産性は低下するというのが一般的な考え方であるとすれば、これは全く逆の結果である。

ただしこの結果の分析において注意すべきは、変数の対数をとる際に0の値の企業はデータから削除されることである。特に他の企業と特許を共同出願したことのない企業はかなりの数である。DS2のサンプル数733,007社に対してDS2Logのサンプル数は10,864社であるから、その割合は約1.5%でありわずかである。しかしながら、この10,864社というのは、大企業数12,351社に非常に近く、大企業だけをサンプルした結果にほぼ等しい。

この対数化した変数の相関については次節で詳しく分析するが、現時点では、対数化した散布図から得られた従業員数と他のネットワーク指標との正の相関結果について2つの点を推測する。1つは大企業は中小企業よりもより洗練された組織形態をもっており、コミュニケーションコストなどの組織的弊害を越えて生産性を押し上げている。もう1つは大企業のもつレントの効果である。特許数、特許次数、取引のいくつかの次数などは、いずれもメンテナンスが必要になるが、大企業ほどそのための専門家を雇うことが可能となり、より生産性を押し上げている可能性がある。いずれにしても、大企業が日本経済を推進していることは、国際的競争下での経済を停滞させている悪い側面ばかりでなく、このように規模が大きいにも関わらず洗練された形態をもち競争力が高いという日本の特徴と

しても捉えなおすことができる。

表1にデータのサマリを示した。各変数について、最小値、第一四分位点、中央値、平均値、第三四分位点、最大値が示されている。これをみればわかるとおり、特許件数と特許次数には圧倒的多数の企業が0であるという強い偏りが見られる。また取引入次数と取引出次数の平均がほぼ4.6であると見てとれる。企業は平均すれば4から5社程度と取引をするということであるが、ここで注意すべきなのは図2の第5行6列目の散布図（あるいは第6行5列目の散布図）から推察されるように、どちらの次数も低いところにたくさん存在し、高いところにはあまり存在しない。確率分布を実際にとった先行研究によりこの確率分布はべき分布であることがわかっている [11]。したがって、正規分布のよう

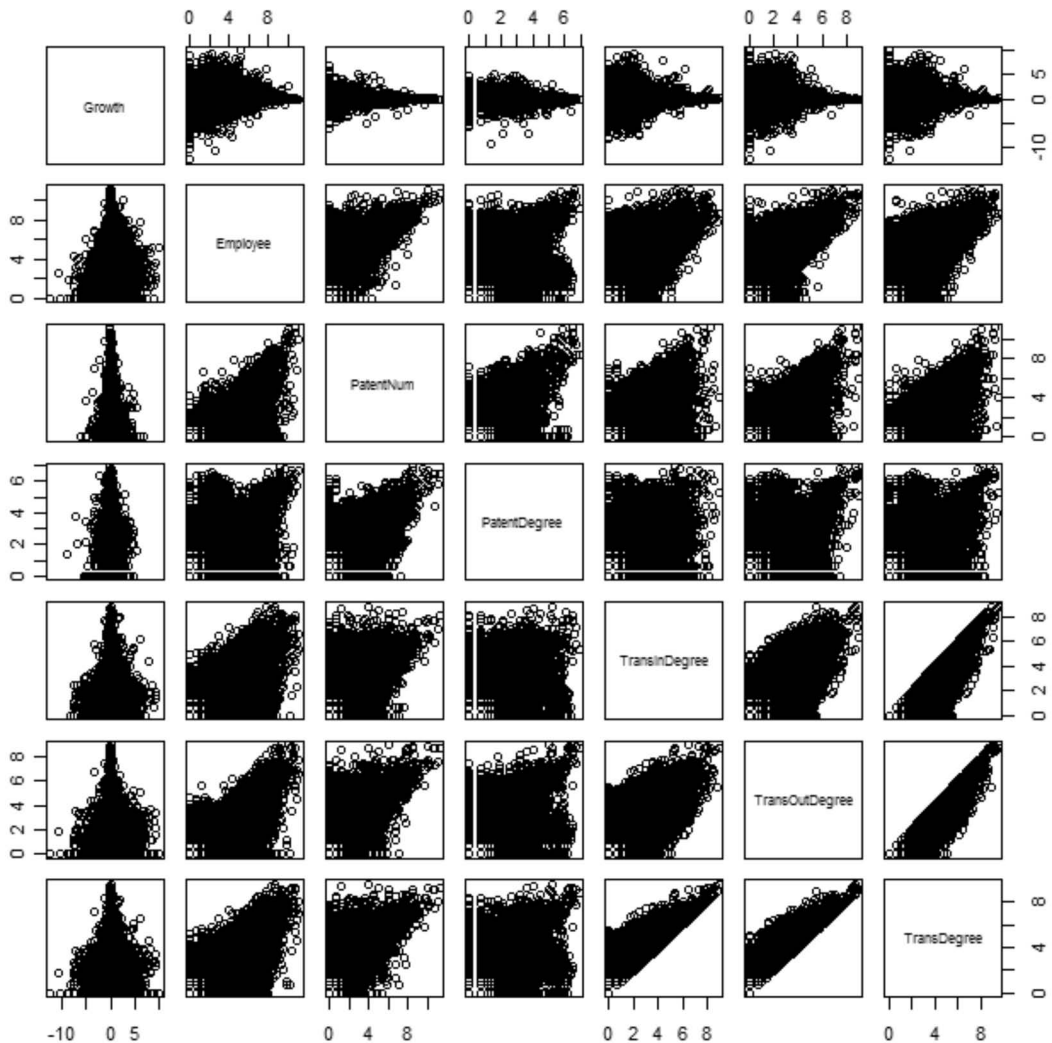


図2: すべての変数の対数をとった散布図行列 (DS2Log)

に典型的な値をとるというよりも、圧倒的多数の企業は次数が小さく、次数が大きい企業がどこまでも存在する裾野の長い分布である。このことから平均の値そのものはほとんど意味がない。

### 3 線形回帰分析

本節では、DS1について線形回帰分析を行った結果について述べる。表2は、成長率を被説明変数、従業員数、特許数、特許次数、特許入次数、特許出次数、取引次数を説明変数とした線形回帰分析の結果である。切片と各変数について、偏回帰係数、誤差、t値、p値とその有意性が示されている。この結果からわかるとおり、成長率に各変数は全く寄与しないことがわかる。すなわち、企業の規模の代理変数である従業員数や、内部のイノベーション力である特許数、(取引次数は共線性のために無視されているが)ネットワーク中心性の4つの変数は全く成長率に寄与しない。日本企業においてはこれらの変数の値を強化することは、成長率、すなわち競争力の源泉になりえないことが明らかとなった。この結果は特許数が成長率に寄与するとした先行研究[12]と異なる。ただしこの先行研究では特許数が0の企業が削除されサンプルにバイアスがかかっていること、および成長率は従業員数から算出していることから、本研究とはサンプリングや成長性の定義において異なる。本論文のデータにおいて、特許を1つも出していない企業においてもある程度の成長率が見込まれることは、図1の第1行第3列の散布図からもうかがい知ることがで

表1：データサマリ (DS2)

Growth		Employee		PatentNum	
Min. :	4.626e-06	Min. :	1.00	Min. :	0.000
1st Qu.:	8.750e-01	1st Qu.:	4.00	1st Qu.:	0.000
Median :	9.915e-01	Median :	7.00	Median :	0.000
Mean :	1.300e+00	Mean :	32.78	Mean :	1.765
3rd Qu.:	1.102e+00	3rd Qu.:	19.00	3rd Qu.:	0.000
Max. :	2.199e+04	Max. :	68048.00	Max. :	68445.000

PatentDegree		TransInDegree		TransOutDegree		TransDegree	
Min. :	0.000	Min. :	0.000	Min. :	0.000	Min. :	0.000
1st Qu.:	0.000	1st Qu.:	0.000	1st Qu.:	1.000	1st Qu.:	2.000
Median :	0.000	Median :	2.000	Median :	2.000	Median :	4.000
Mean :	0.814	Mean :	4.688	Mean :	4.606	Mean :	9.294
3rd Qu.:	0.000	3rd Qu.:	4.000	3rd Qu.:	5.000	3rd Qu.:	9.000
Max. :	991.000	Max. :	7139.000	Max. :	7475.000	Max. :	13131.000



き、また実際にこれらの相関係数は  $-5.776847e-05$  であり、無相関である。

DS1 Log は上述の DS1 の変数をすべて対数化したものである。この DS1 Log についての線形回帰の結果が表3である。表の意味は表2と同様である。ここで重要であるのは対数化によってサンプル数が DS2 Log 同様10,864社であり、大企業かそれに準ずる一部の企業であることである。

これからわかるとおり、成長率に寄与する変数は従業員数、特許回数、取引回数、取引回数、取引回数である。前節でも議論したが、この DS1 Log のサンプルは大企業にほぼ一致すると推測されるが、企業の規模の代理変数である従業員数は、正の偏回帰係数であるから、日本の大企業では従業員数が多いほど成長することを示しており、これはつまり組織が力を生み出していることを示している。

一方で、有効なネットワーク中心性のうち、特許回数は負の偏回帰係数を持っている。大企業においては外部の技術・科学的知見を共有することは、成長率を阻害する。したがって、オープンイノベーションが推進されているとは全くいえない。

また取引回数や入回数は成長率に正の方向に寄与するが、両方合わせた取引回数については負の方向に寄与している。すなわち、販売や購入に特化することは企業の成長に寄

表2：線形回帰分析結果

	Estimate Std.	Error	t value	Pr (> t )	Signif. codes
(Intercept)	1.296e+00	4.472e-02	28.986	< 2e-16	***
Employee	9.659e-05	1.708e-04	0.566	0.572	
PatentNum	-1.213e-04	3.255e-04	-0.373	0.709	
PatentDegree	-3.880e-03	5.712e-03	-0.679	0.497	
TransInDegree	-4.665e-05	1.629e-03	-0.029	0.977	
TransOutDegree	8.368e-04	1.821e-03	0.460	0.646	
TransDegree	NA	NA	NA	NA	

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

表3：対数線形回帰分析結果

	Estimate Std.	Error	t value	Pr (> t )	Signif. codes
(Intercept)	0.026717	0.019282	1.386	0.165909	
Employee	0.043395	0.003628	11.960	< 2e-16	***
PatentNum	-0.001537	0.002476	-0.621	0.534642	
PatentDegree	-0.010318	0.002775	-3.718	0.000202	***
TransInDegree	0.071313	0.010549	6.760	1.45e-11	***
TransOutDegree	0.031625	0.013132	2.408	0.016043	*
TransDegree	-0.125171	0.022207	-5.637	1.78e-08	***

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

与するが、特化せず両方を行うことは成長に悪影響をもたらす。一見矛盾するこの結果は、販売や購入などの専門性がレントを生み出す可能性を示唆している。以上より、日本の大企業は技術や科学的知見の共有は逆効果であり、取引については専門性が有効であるとわかった。DS1の結果と合わせれば、中小企業においてネットワーク中心性は成長に寄与しないことを示しており、オープンイノベーションが企業を活気づけるというような単純な理屈で日本企業は活動していないことがわかる。

興味深い結果として、特許数は成長率に寄与しないことがわかる。この結果もまた先行研究 [12] と異なる結果である。大企業においては従業員の成果の数値的評価として特許数を用いることがあるため、特許それぞれが持つ内容に非常に偏りがあると推測される。実際にバイオ分野のように化合物1つが非常に価値がある分野と、自動車に代表される多くの部品を用いる分野で1つの特許が同じ価値を持ちうるとは考えにくい。したがって、単なる特許の数が必ずしも成長に寄与しないという本論文の結果はこれを裏付けると考える。

## 4 主成分分析

DS2、すなわち前節のDS1において被説明変数であった成長率も他の変数同様に扱ったデータセットについて、主成分分析を行った結果が表4である。各列は主成分(Principal Component: PC)ベクトルである。また各ベクトルの寄与率が一番下の行に示されている。第一成分だけで全体の0.81の割合が説明されていることがわかる。第一成分の内容を見るとすべての要素が正であり、成長率だけが値が小さい。前節の結果で成長率が他の変数の寄与を受けないとわかったことと合わせれば、この成分は‘企業規模とネットワーク中心性’と解釈するとよいであろう。第二成分はネットワーク中心性が大きく負の値であることから、‘他社依存性のリスク’と解釈するとよいであろう。これらだけで全体のほぼ96%が説明できることになる。

この結果は、企業を成長率で分けることよりも企業規模やネットワーク中心性で分けるほうが容易であるということも示唆しているといえる。またやはり成長率は企業規模やネットワーク中心性と無関係であるとあらためて確認できる。

## 5 グラフィカルモデリング分析

グラフィカルモデリングとは、多変量データの関連構造を表す統計モデルをグラフに

よって表現する分析手法のことである。多変量解析においてよく用いられる共分散構造分析との違いは、因果を表すグラフの構造自体を学習することである。共分散構造分析は構造自体は既知あるいは与えるものであり、その構造における変数相互の寄与の度合いを知る分析手法である。基本的には、偏相関係数をとって、その値が大きければその変数の間には因果関係があるとみなし、それをグラフ化する。

ここではベイジアンネットワークを用いてこのグラフィカルモデリングを実施する。ベイジアンネットワークはグラフィカルモデリングや共分散構造分析の上位に位置するデータマイニング手法である。すなわち、ベイジアンネットワークには次の3つの機能からなる。(1)ベイジアンネットワーク（因果関係）をデータから推測する。(2)ベイジアンネットワークに基づいて確率分布を推測する。(3)ベイジアンネットワークに基づいて観測されていない事象の確率を推測する。ベイジアンネットワークについてはLauritzenの著書[13]が詳しい。ここでは(1)の機能を用いる。すなわちグラフィカルモデリングである。

本節では成長率や業種も変数に含んだデータセット DS3 を用いて、ベイジアンネットワークの構造を推測した。その結果が、図3である。白抜きのが数量データ変数であり、黒抜きのがカテゴリカルデータ変数である。このようにカテゴリカルデータと数量データを混在させてベイジアンネットワークの構造を学習させることができるのが deal [14]

表4：主成分分析結果

	PC1	PC2	PC3	PC4
Growth	8.22e-05	1.49e-05	-3.53e-05	1.00e-00
Employee	9.56e-01	2.78e-05	8.62e-02	-9.23e-05
PatentNum	2.66e-01	-9.55e-05	1.26e-01	1.61e-04
PatentDegree	7.53e-03	-1.07e-02	-2.23e-02	-1.64e-04
TransInDegree	3.46e-02	-2.46e-02	-4.33e-01	-2.75e-04
TransOutDegree	6.20e-02	-5.61e-02	-3.73e-01	2.88e-06
TransDegree	9.66e-02	-8.08e-02	-8.06e-01	-2.72e-04
Cumulative Proportion	0.812	0.959	0.985	0.996

	PC5	PC6	PC7
Growth	-1.67e-04	-1.70e-04	2.00e-16
Employee	-1.80e-14	-1.61e-02	1.05e-03
PatentNum	-6.72e-15	-3.25e-02	6.9e-03
PatentDegree	-1.12e-13	7.65e-02	-9.96e-01
TransInDegree	5.77e-01	-6.89e-01	-4.26e-02
TransOutDegree	5.77e-01	7.18e-01	6.46e-02
TransDegree	-5.77e-01	2.92e-02	2.19e-02
Cumulative Proportion	1.00e-00	1.00e-00	1.00e-00

の特徴である。この図3において辺の向きには意味がないことは重要である。因果を理解するには時間的データが不可欠であり、それは本論文のデータには含まれていない。したがってこの図3において辺の向きを因果として理解するのは正しくない。他の変数と比べて結び付きが強いと解釈することが正しい。あるいはリンクを2つ隔てた変数は、推移的關係にあるというように解釈することが正しい。

成長率について業種と取引出次数が関係していることは興味深い。業種と関わりがあるのはデータのサンプル,すなわち2003年と2005年の景気循環の影響が強い可能性があるが、少なくとも業種によって浮き沈みがあることは他の変数と比べても特に強いことが示唆されている。本論文のこれまでの結果からは成長率と他の変数との結び付きがないことが繰り返し確認されてきているが、ここでは取引出次数との関係が示唆されている。しかし表2の取引出次数の偏回帰係数を見ると、もっとも大きな値を示していることは確かであり、このことが他の変数と比べれば強い関係があると解釈された結果と思われる。

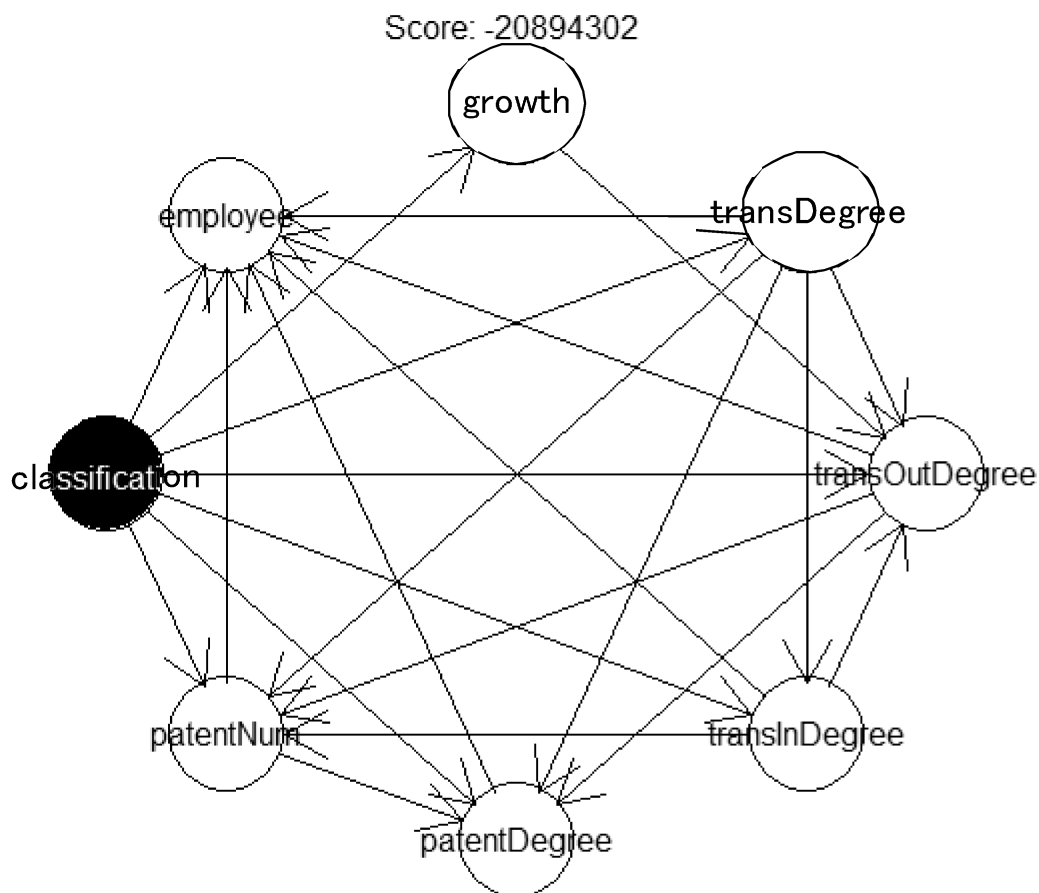


図3: ベイジアンネットワークの推測結果

成長率以外の変数間の関係を見てみると、いずれの間にも関係があり、完全グラフである。これは実際に関係があることを示唆するとともに、いずれかの変数の間が他と比べて特に強い関係であるというわけではないことを示唆している。特に業種も完全グラフの中に入っていることから、業種によって従業員数やネットワーク中心性の分布が異なる可能性が示唆される。社会科学分野では業種ごとに企業の特長（特に相関）を議論することが多いが、そのような議論では、いわゆる見せかけの相関が起きている可能性が強いという一つの証拠である。

## 6 結論

本論文では、現在の日本企業においてネットワーク中心性は成長性の源泉として捉えてよいのかについて調べるため、実証的データを用いた検証を行った。具体的には、日本企業の成長性に以下の項目が影響を与えているのか確認した。(1)企業内で行われているイノベーション、(2)企業間で行われているイノベーション、(3)(2)に必要な企業間取引。(2)と(3)はネットワーク中心性を表していた。

線形回帰分析においては、従業員数、特許数、ネットワーク中心性のいずれも成長率に寄与しないことが明らかになった。これは、さまざまなサンプリングバイアスを排除したデータ、すなわち日本で有効な活動を行っているほぼ全数の企業についていえることである。特定の条件を仮定しない場合は、成長率に上記の変数は寄与しない。一方で、従業員数、特許数、ネットワーク中心性は少なくとも1以上であるという条件では、1万社が該当するが、このとき対数化した場合に線形的な関係が強く表れた。ただしこのとき特許数は成長率に寄与しない。このような大企業やそれに準ずる企業に絞った場合は、技術や科学的知見の共有は成長率に負の効果があり、取引については販売と購入のどちらかに特化するのであれば成長率に正の効果があるが、両方を行うことは負の効果があることがわかった。

主成分分析においては、第一成分が0.81、第二成分が0.15の割合を説明しており、第一成分が成長率以外の要素が正、すなわち企業規模とネットワーク中心性であり、第二成分がネットワーク中心性が負、すなわち他社依存性のリスクと考えられる。これらの結果からもわかるとおり、成長率と他の変数との間に強い独立性があることがわかる。

グラフィカルモデリング分析においては、成長率は業種と取引回次数との関係があること、成長率以外の変数、すなわち従業員数、特許数、ネットワーク中心性は完全グラフであることが示唆された。まず前者について、成長率は業種の影響を受けることがわかった。一般的に社会科学分野では業種ごとの分析が行われるが、業種に分けるという行為が他の

変数よりも強く成長率に影響を与えているということは重要な知見である。このような32個のカテゴリカルデータと数量データの関係性がわかるというのは分析手法から得られたメリットの1つでもある。また成長率は他の変数と比べて取引出次数と最も結び付きが強い。線形回帰分析の結果から、これは正の関係であることがわかっている。次に後者について、変数間で区別できるような結び付きの強さがないことがわかる。特に業種の影響はすべての変数に及んでおり、業種ごとに分析するということは大きなサンプリングバイアスになりうることを示している。

以上をまとめると、成長性の源泉が、内部的なイノベーションの力、あるいは外部的なイノベーションの力にあるのかという問いについては、日本企業において全く関係がないということがわかる。大企業においては、さらに外部的なイノベーションの力のうち、他の企業と技術あるいは科学的知見を共有することは現状において負の作用をもたらしている。成長性は業種の影響を強く受けており、またイノベーションの力にも業種の影響が強く表れる。先行研究で示唆されたようなオープンイノベーションが企業の成長性を促しているというような事実は少なくとも本論文のデータでは見られなかった。

## 参考文献

- [1] R. Solow. Technical change and the aggregate production function. *Review of Economics and Statistics*, Vol. 39, No. 3, pp. 312-320, 1957.
- [2] OECD Paris. The sources of economic growth in oecd countries, 2003.
- [3] K. Motohashi. University-industry collaborations in japan: The role of new technology-based firms in transforming the national innovation system. *Research Policy*, Vol. 34, No. 5, pp. 583-594, 2005.
- [4] ジョー・ティッド, ジョン・ベサント, キース・パビット. *イノベーションの経営学*. NTT 出版, 2004. 後藤晃, 鈴木潤ほか訳.
- [5] 長平彰夫, 西尾好司 (編). *競争力強化に向けた産学官連携マネジメント*. 中央経済社, 2006.
- [6] L. M. Koehly and P. Pattison. Random graph models for social networks: Multiple relations or multiple raters. In P. J. Carrington, John Scott, and Stanley Wasserman, editors, *Models and Methods in Social Network Analysis*, chapter 9. Cambridge University Press, New York, 2005.
- [7] 井上寛康. 知的生産集団のコンフィギュレーションの分析－半導体分野と遺伝子治

- 療薬分野のネットワークの例－. 大阪産業大学経営論集, Vol. 10, No. 3, pp. 13-24, 2009.
- [8] S. Tamada, F. Kodama, and K. Gemba. A study on science linkage of japanese patents; an analysis on patents in the field of genetic technology by constructing a citation database. *The Journal of Science Policy and Research Management*, Vol. 17, No. 3/4, pp. 222-230, 2002.
- [9] 特許庁. 産業財産権の現状と課題－125周年を迎えた産業財産権制度－特許行政年次報告書2010年版, 2010.
- [10] 中小企業庁. 2010年版中小企業白書, 2010.
- [11] 井上寛康. 取引の流れによるイノベーション波及の理解. 大阪産業大学経営論集, Vol. 12, No. 1, 2011.
- [12] 元橋一之. 事業所・企業統計と特許データベースの接続データを用いたイノベーションと企業ダイナミクスの実証研究. RIETI ディスカッションペーパー, 11-J-009, 2011.
- [13] S. Lauritzen. *Graphical Models*. Oxford University Press, 1996.
- [14] S. G. Bøtcher and C. Dethlefsen. deal: A package for learning bayesian networks. *Journal of Statistical Software*, Vol. 8, No. 20, 2003.