企業規模分布研究にみる
井尻雄士の社会科学方法論

青山学院大学大学院国際マネジメント研究科
福井義高

平成30年2月20日

数理社会学者としての井尻

- 企業規模に関するハーバート・サイモンとの共同研究
  - 日本の会計研究者がほとんど触れない、しかし、会計の枠を超える、社会科学研究の偉大な成果
- Ijiri and Simon（1977）の内容を紹介しながら、数理社会学者（mathematical social scientist）としての井尻の社会科学方法論を紹介
  - 企業のみならず目的を持った人間集団全般の行動を、自然科学で成功を収めた数理的手法で分析し理解しようとする、井尻の生涯を貫く姿勢

我々は数学者としてではなく、実際の現象（empirical phenomena）に関心のある数理経済学者として、数学にアプローチする

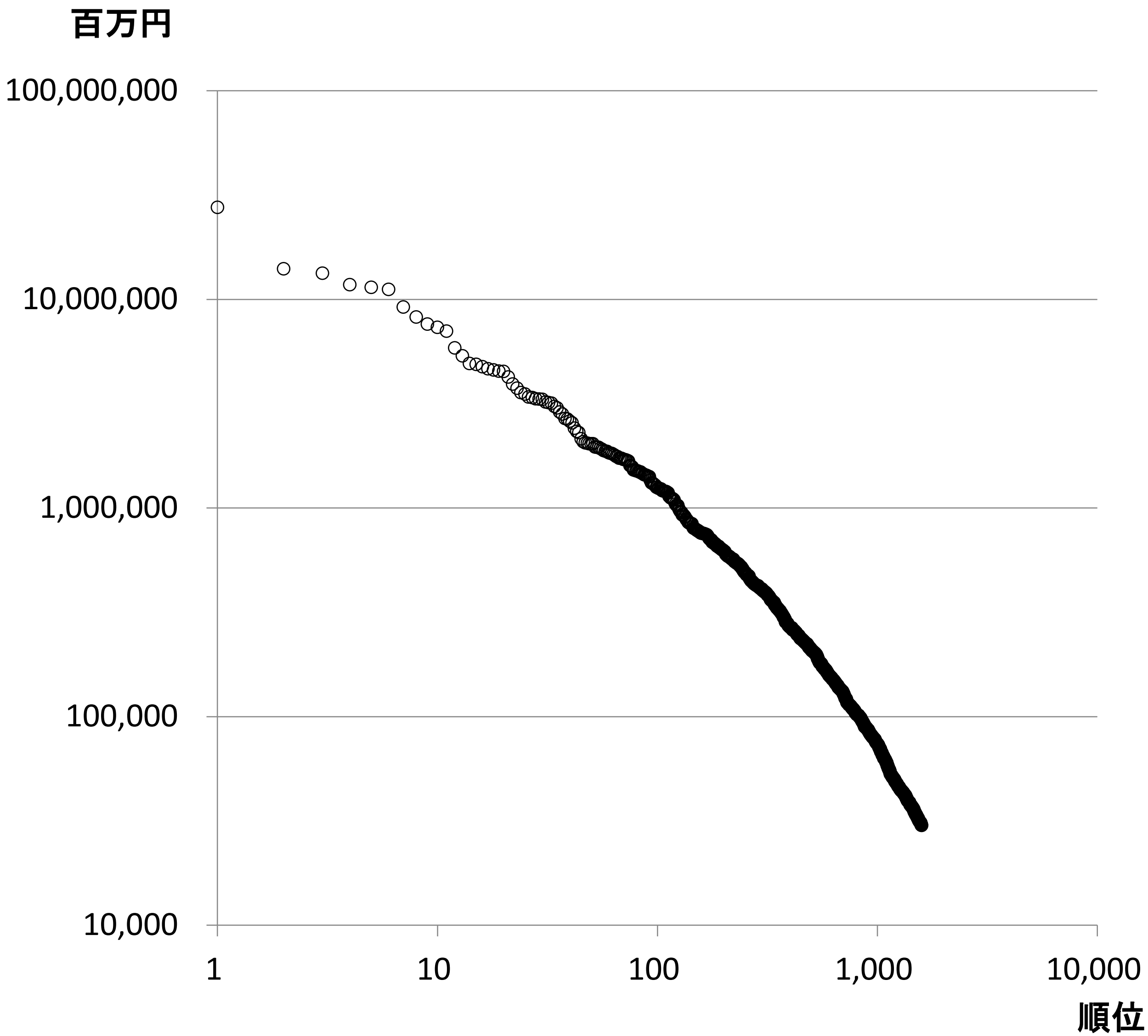
企業規模分布の明確なパターン

- 売上高や純資産といった企業規模数値とその順位をそれぞれ対数化すると、ほぼ直線の関係

  log(規模数値) = 定数－傾き×log(順位)

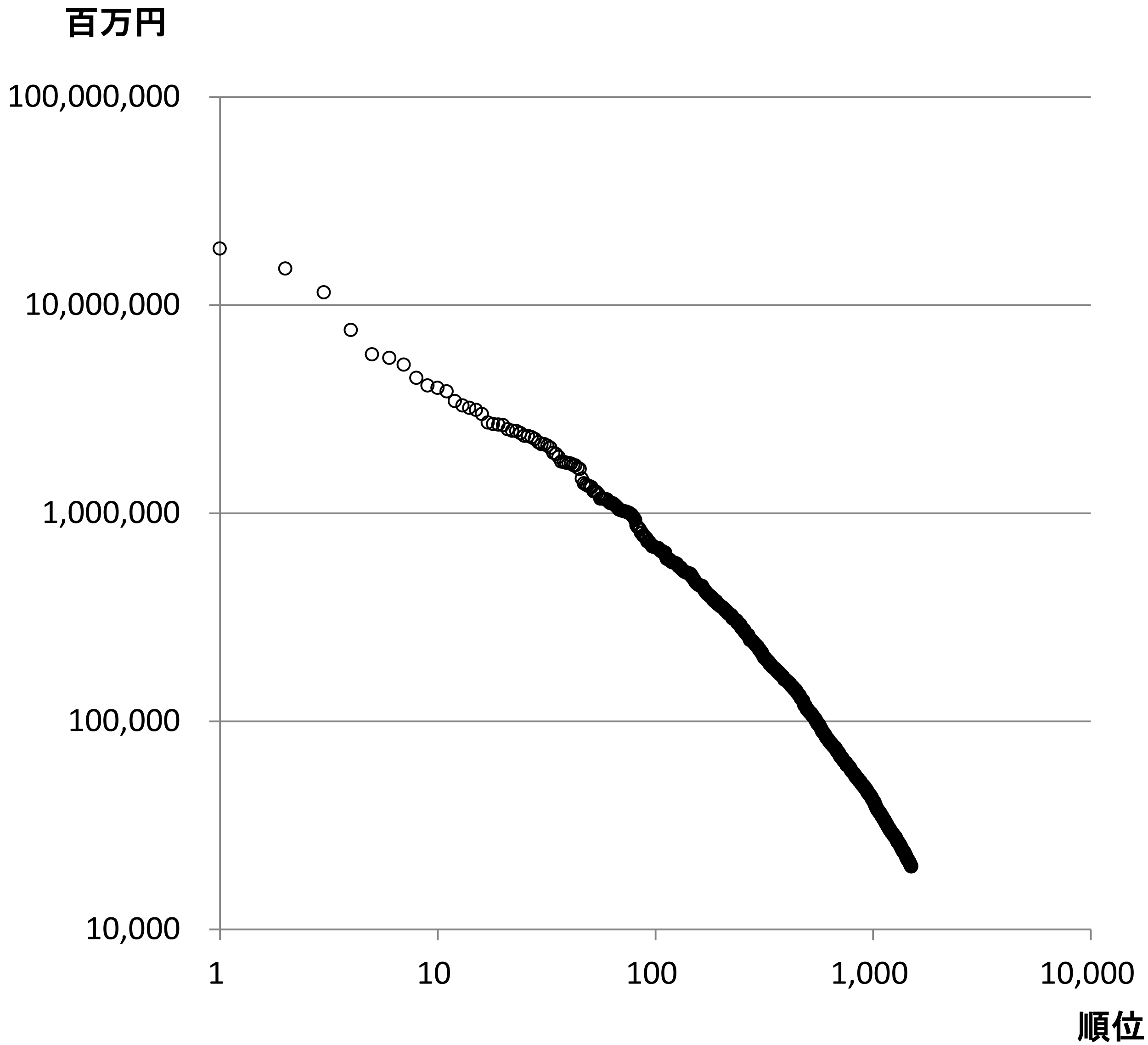
  – 定数は最大企業規模数値の対数
- しかも、その傾きは1に近い
  – 関数形を特定せずに係数（傾き）が正（あるいは負）といった定性的仮説ではない、社会現象では稀有な、定量的にもパターンが明白な例
- 現在の日本企業の例で見てみると…
  – 売上高300億円以上1590社
  – 純資産簿価200億円以上1498社

売上高規模と順位



百万円
100,000,000
10,000,000
1,000,000
100,000
10,000
1
10
100
1,000
10,000
順位

純資産規模と順位



百万円
100,000,000
10,000,000
1,000,000
100,000
10,000
1
10
100
1,000
10,000
順位

サイズと順位の不可思議な安定的関係

- 対数化したサイズと順位の関係が直線になるのは企業規模に限られない
  – 都市人口分布、個人の所得・資産分布、ジェイムズ・ジョイス『ユリシーズ』の単語頻度
- 平均値を中心に左右対称に分布するのではなく、大きな数値をとる少数が全体の平均を引き上げ、「歪んだ」（skewed）分布に

なぜ対数化すると直線なのか？

- パターンを明らかにするだけでは、社会科学者の仕事はまだ道半ば
- 次に求められるのは、なぜそうなのかという疑問の解明
- 二つのタイプの妥当な仮定が必要
  - 現実のパターンを再現するような確率分布の仮定
    - ✓ ユール（Yule）分布とその極限分布としてのパレート（Pareto）分布
  - さらに重要な「妥当性」（appropriateness）の基準

モデルの背後にある仮定が現象のもっともらしい説明メカニズムを提示していること

リアリティーのある仮定

- 仮定にリアリティーを求めることは不要であり、その仮定から導かれる理論的予測が現実をよく近似していればよいという考え方を否定
- 現実の企業行動を近似する二つの仮定
  – ジブラ(Gibrat)法則:企業規模と成長率が独立
    - ✓個々の企業の成長率が平均的に同じという主張ではない
    - ✓企業を規模別にグループ分けした場合、グループ平均成長率はどれも同じという、より弱い仮定
  – 新しい企業が一定の比率で参入

ユール分布とパレート分布

- ミクロレベルでの二つの現実的仮定を満たし、社会現象では稀なマクロレベルでの定量的パターンである企業規模と順位の対数直線関係を再現する確率分布
- ユール分布F_Y及びパレート分布F_Pの右側からの累積分布関数はそれぞれ、規模数値i、パラメータρとして、

$$F_Y(i) = \frac{\rho \Gamma(i)\Gamma(\rho)}{\Gamma(i+\rho)}, \quad F_P(i) = i^{-\rho}$$

ρ=1ならば、 $F_Y(i) = \dfrac{\Gamma(i)\Gamma(1)}{\Gamma(i+1)} = i^{-1}$ で両者は一致

$\rho \neq 1$でも、規模数値が大きい範囲では、$F_Y(i) \approx F_P(i)$

対数線形関係とパレート分布

- 規模数値をi、順位をr、定数を$\log M$、傾きをβとすると、規模と順位の対数線形関係は、

$$\log i = \log M - \beta \log r$$

- 企業数をnとすれば、パレート分布は、

$$\frac{r}{n} = i^{-\rho}$$

となり、両辺の対数をとると、

$$\log r - \log n = -\rho \log i$$

すなわち

$$\log i = \frac{1}{\rho}\log n - \frac{1}{\rho}\log r$$

$\beta = \frac{1}{\rho},\ M = n^{\beta}$と置けば、

$$\log i = \log M - \beta \log r$$

ボース・アインシュタイン統計

- ユール分布はボース・アインシュタイン統計から導ける
  - 個体が識別できない量子レベルの統計が、企業規模分布と直接つながっている！
- 二つの同種の粒子を二つの同じサイズの箱AとBにランダムに投入（どちらに入る確率も1/2）すれば、
  - 通常の統計では、三つのパターンの確率は、A2個・B0個が1/4、A0個・ B2個が1/4、A1個・B1個が1/2
  - 量子力学が対象とするミクロの世界では、同種粒子の見分けがつかないので、三つのパターンは等確率すなわち、A2個・B0個、A0個・ B2個、A1個・B1個がそれぞれ1/3

「棄却」されるユール・パレート分布仮説

- 仮説が「完全」に正しいとすれば、対数化された規模数値と順位は直線関係にあるはず
  - 実際には、日本企業の例でも見て取れるように、中間がやや上に膨らみ、わずかに弓状
- したがって、大量のデータを用いて仮設検定を行えば、企業規模がユール・パレート分布に従う帰無仮説は「棄却」される

井尻の実証方法論

我々の理論は常に近似（approximate）理論に過ぎず、現象のすべての細かい構造をとらえているわけではない

- 理論とデータが乖離していた場合

導かれるべき妥当な結論は、その理論が当然ながら単に一時近似ということであって、研究の次のステップは、より良い二次近似に向けて、理論に組み込みうる追加のメカニズムを探すことである

ほとんどの気体が実際には理想状態にないからといって、理想気体に当てはまる気体状態方程式を捨て去ることは馬鹿げている

- 物理学における理論とデータの関係を考えれば、実証研究者として当たり前の主張

企業規模分布の二次近似

- ミクロレベルでの観察事実をモデルに組み込む
  - 近似の程度を上げ、データとモデルの乖離を埋める
- 現実に合致した二つの仮定の追加
  - 成長率の自己相関：個々の企業レベルで見ると、成長率は過去の数値に影響される
  - 企業の合併・買収や消滅の影響が、相対的に小さな規模の企業に対してより大きい
- マクロレベルでモデルとデータの乖離が縮まる
  - 二つのミクロレベルの現実的仮定を加えたモデルでは、マクロレベルの企業規模において、ほぼ直線ながら中間が上に膨らんだ分布が生じる

理論モデルの良し悪し

- 新古典派理論は、企業行動にリアリティーを欠く非常に強い仮定を置きながら、現実に見られる企業分布を全く説明できていない
- モデルのデータとの適合度を判断する場合

もし非常に強い仮定が置かれた場合、とりわけそれが企業規模と成長に関する既知の事実と矛盾するとしたら、我々は確率的説明（stochastic explanations）を捨て去る方に傾くだろう。もし仮定が弱く、現実のデータと整合的であれば、我々の確率モデルに対する信頼度は、それに対応して高まる

社会科学研究の目的

- データに最もよく当てはまる分布を探すことが研究の目的ではない

我々が求めているのは、確かな経済的根拠と正当性（sound economic support and justification）があり、かつデータに十分（reasonably）よく当てはまるモデルである

- 係数が正（あるいは負）といったレベルの「理論」にとどまったまま、統計的有意性の有無で仮説（理論）を検証したと称する、atheoreticalなregression fishingではなく、今日の会計実証研究者も見習うべき、社会科学方法論

参照文献

Ijiri, Y., and H. A. Simon. 1977. *Skew Distributions and the Sizes of Business Firms*. North-Holland.

福井義高(2017)「企業規模分布と統合理論:ミクロとマクロの橋渡しを目指して」『企業会計』第69巻第12号41-47頁。