

Tezukayama RIEB Discussion Paper Series No.4

特許統計データによる特許の陳腐化率の推定

蟹 雅代

帝塚山大学 経済学部

2013年5月

Tezukayama University
Research Institute for Economics and Business
7-1-1 Tezukayama, Nara 631-8501, Japan

特許統計データによる特許の陳腐化率の推定*

蟹 雅代[†]

概要

本稿では、特許の陳腐化率が時間経過とともにどのように変化するか検証している。Bosworth (1978) のモデルを拡張し、陳腐化率が経過時間で変化するモデルを導出した上で、日本の特許データを用いて陳腐化率を推計し、その値が経過時間とともに加速度的に上昇していくことを示している。従来の指数分布を仮定するモデルでは陳腐化率が経過時間を通じて一定であったが、Weibull 分布を仮定することで経過時間を通じて変化する陳腐化率を推計することができる。これら 2 つのパラメトリック推定から求めた陳腐化率と、ノンパラメトリックの推定値を比較すると、Weibull 分布を仮定したモデルの陳腐化率はノンパラメトリック推定の値と非常に似通った形状を示すことが確認される。

キーワード： 特許、陳腐化率、サバイバル分析

JEL classification： C4, D2, O3

1. はじめに

特許制度は発明技術に一定期間排他的独占権を認める制度であるが、登録後無条件に権利が継続するものではない。登録後も毎年特許料(年金)を納め、更新の意思を示さなければならない¹。更新されなければ権利は消滅する。自ら所有している特許が特許料を支払って維持しておくだけの価値があるか否かを判断し、特許料を支払うか否かの意思決定を行う。もし、保有する特許に替わる一層新しい技術が開発されたことにより、特許料を支払って維持する必要がないと判断した場合は支払いを中止するため、権利は消滅する。従って、特許更新データから特許権者の更新に関する意思決定を観察することができる。

特許更新データは有用な情報として、特許価値や技術の陳腐化率の推計に利用されてきた。また、以前は一国レベルの集計データが用いられていたが、近年各国の特許データベースが整備されたことで、個別特許のデータが利用可能になり、特許に関する研究が盛んに行われている。本稿では、日本の特許の個別データを用いて陳腐化率の推計を行う。先

* 本稿は文部科学省科学研究費補助金研究(若手研究 B (2730216) 研究代表者)、および帝塚山大学経済経営研究所研究員補助金研究の助成を受けている。

[†] 帝塚山大学経済学部准教授、E-mail: mkani@tezukayama-u.ac.jp

¹ ただし、日本では登録時に初めの 3 年分の年金を納めなければならない。従って、この期間内で自ら権利を放棄することはほとんどない。海外では年金は出願時から起算する国もある。制度上の違いはあるものの、各国で同様の年金制度がある。

行研究では、特許の陳腐化率を計測する方法には次の2つがある。第1は、Bosworth (1978) によるものである。この方法は簡単に陳腐化率を推計できるメリットがある。各年でどれだけ特許が残存しているかというデータである残存件数から、年々の消滅率を計算しこれを陳腐化率とみなす。日本では、後藤他 (1986) でこの方法を利用し、1948年から1968年の5年毎の陳腐化率を推計している。結果は、各年でそれぞれ9.1、8.1、7.1、8.6、10.4%となっている。さらに、近年では蜂谷 (2005) が1982年から1988年で同様の推計を行い、82年では13.2%、88年では22.0%を報告している。時系列的に見ると、陳腐化スピードの上昇が認められる。

第2に、Pakes and Schankerman (1984) の特許更新モデルに基づく方法がある。当期の更新決定問題について、特許権者は権利維持による収益と費用(年金)の比較を行う。従って、収益の減少率(陳腐化率)と年金の上昇率が一定であると仮定し、さらに特許から得られる収益分布を特定化すると、当期の特許更新確率に関する推定モデルを導出することができる。特許の残存率のデータを用いて構造パラメータを推計し、収益の減少率を技術の陳腐化率とする。日本では、中島・新保 (1998)はこの方法を用いた分析で、1977年から1981年のデータをプールして推計し、陳腐化率18.9%を報告している。また、山田 (2009) では個別の特許データを用いて技術分野別に陳腐化率を推定しており、サンプル数で加重平均をとると、陳腐化率は21%になると報告している²。

本稿では、第1の方法Bosworth(1978)を拡張した推定モデルを提案し、日本における特許の陳腐化率を求める。構成は以下の通りである。続く2節で、先行研究について述べ、既存モデルを拡張した陳腐化率の推定モデルを示す。3節ではデータセット作成について、法制度を踏まえて議論している。4節ではサバイバル分析の手法を用いたノンパラメトリック推定とパラメトリック推定の結果を示している。そして、5節で結びに至る。

2. モデルと推定方法

Bosworth (1978) のモデルは、定率で陳腐化(消滅)すると仮定し、次のような指数関数を仮定する。

$$\frac{P_{\tau,t}}{P_{\tau,0}} = \exp(b_{\tau}t) \quad (1)$$

ここで $P_{\tau,t}$ は τ 年に登録され、 t 年後に残存している特許件数を表す。また、 $P_{\tau,0}$ は τ 年に登録された件数を表す。この時、パラメータ $-b_{\tau}$ が陳腐化率となる。対数をとって変形する。

$$\log P_{\tau,t} = a_{\tau} + b_{\tau}t + u_{\tau,t} \quad (2)$$

ここで $a_{\tau} = \log P_{\tau,0}$ である。Bosworth (1978) は式(2)を各 τ 年で最小二乗推定し、陳腐化率を求めている。この時、各推定のサンプル数は法で定められた特許期間となり、分析対象と

² 本稿も山田 (2009) と同じく IIP パテントデータベースを使用し実証分析している。データの説明は3節参照。

なった英国当時では12年である($t = 1, \dots, 12$)。以下では、Bosworth (1978) のモデルをベースに、サバイバル分析の手法を取り入れた拡張を行う³。

はじめに、サバイバル分析で用いられる統計的概念に触れる。特許が T 期間維持されている状況を考える。確率変数 T の累積分布関数 $F(t)$ は次のように表される。

$$F(t) = \Pr[T \leq t] = \int_0^t f(s) ds \quad (3)$$

ここで、 t は T の実現値であり、また $f(t) = dF(t)/dt$ は密度関数を表す。 t 期間特許を維持している状態を表す残存関数(survival function) は次の式となる。

$$S(t) = \Pr(T \geq t) = 1 - F(t) \quad (4)$$

t から $t+1$ になった時に権利消滅する(更新しない) 確率は、ハザード率(hazard rate) $\lambda(t)$ と言い、次のように表すことができる。

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr[t \leq T \leq t + \Delta t | T \geq t]}{\Delta t} = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (5)$$

すなわち、ハザード率が特許の権利消滅確率、継続期間が特許年齢を表しており、本稿では権利消滅確率を特許の陳腐化率と考える⁴。

継続期間のデータ(本稿では、特許年齢のデータ) から残存率の推定値($S(t)$) を求めるには、ノンパラメトリック推定が行われる。導出方法について、まず観察される特許年齢 t を昇順に並べる($t_1 < t_2 < \dots < t_j < \dots < t_J$)。この時、サンプル数を N とすると、 $N \geq J$ である。また、 d_j を t_j 時点で権利消滅する件数、 m_j を $[t_j, t_{j+1})$ で検閲される件数(censored data)、 $r_j = \sum_{l|l \geq j} (d_l + m_l)$ を t_j 時点でまだ特許維持している件数とする⁵。従って、ハザード率の推定値を $\hat{\lambda}(t) = d_j/r_j$ と表すと、残存率推定値は次のようになる。

$$\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \hat{\lambda}_j) = \prod_{j|t_j \leq t} \frac{r_j - d_j}{r_j} \quad (6)$$

式(6)は Kaplan-Meier の残存率推定値と呼ばれる。4 節で実際にデータを用いた推定値を示す。

ところで、多くのケースで、継続期間は正規分布に従わないので、OLS等の正規性を仮定する分析は妥当ではない⁶。サバイバル分析のパラメトリックモデル推定では正規分布以

³ サバイバル分析では、あるイベントの始まりから終わりまで、あるいは測定された時点までの時間が分析対象となる。サバイバル分析については Lancaster (1990)、Wooldridge (2000)、Cleves, Gould and Gutierrez (2004) や Cameron and Trivedi (2005) が詳しい。

⁴ Pakes and Schankerman (1984)の特許更新モデルでは、初期(=登録)時点の特許収益が每期減耗していく割合を陳腐化率と捉えて推定する。したがって、Bosworth (1978)と Pakes and Schankerman (1984)は陳腐化率の定義が異なる。

⁵ 検閲データについては次節で説明する。

⁶ ただし、Bosworth (1978) では期間に正規分布を仮定しているのではない。

外に様々な分布を仮定し推定することができる。最もシンプルなケースとして、継続期間Tが指数分布に従うと仮定しよう。累積分布関数に次式のように表せる。

$$F(t) = 1 - \exp(-\lambda t) \quad (7)$$

ここで、継続期間 T が指数分布に従うと仮定するモデルは Bosworth (1978) のモデルと同じであることが確認できる。すなわち、式(1)は残存率 S(t)を表しており、式(7)は $S(t) = \exp(-\lambda t)$ と変形でき、 $-b_{\tau} = \lambda$ である。

また、式(7)はハザード率が継続期間に依存せず一定である($\lambda(t) = \lambda$) ことを仮定している。これを“duration independence”という。ハザード率が一定ではないケースを“duration dependence”といい、 $d\lambda(t)/dt > 0$ を“positive duration dependence”、 $d\lambda(t)/dt < 0$ を“negative duration dependence”という。すなわち、前者の場合、陳腐化率は特許年齢が増すとともに上昇し、後者の場合は低下する。

指数分布の“duration independence”の仮定を緩めた関数が Weibull 分布であり、累積分布関数は次式のように表される。

$$F(t) = 1 - \exp(-\gamma t^{\alpha}) \quad (8)$$

γ と α は非負のパラメータである。さらに密度関数は、

$$f(t) = \gamma \alpha t^{\alpha-1} \exp(-\gamma t^{\alpha}) \quad (9)$$

となり、ハザード関数は、

$$\lambda(t) = f(t)/S(t) = \gamma \alpha t^{\alpha-1} \quad (10)$$

となる。 $\alpha = 1$ の時、Weibull 分布は指数分布に一致し、“duration independence”となる。さらに、 $\alpha > 1$ の時、ハザード関数は単調増加となり“positive duration dependence”である。 $\alpha < 1$ の時、ハザード関数は単調減少となり“negative duration dependence”である。すなわち、陳腐化率は定率ではなく、特許年齢に応じて変化する。陳腐化率が每期一定である仮定は、技術知識ストックを作成する上では都合が良い。しかし、発明後 1 年目の技術と 10 年目の技術が同じ確率で陳腐化するという仮定は想定しにくい。そこでここでは、特許年齢 T が、(1)指数分布に従うケース、(2)Weibull 分布に従うケースを検証する。

最後に、計量経済学的に考慮すべき点について触れる。サバイバル分析では観察される期間が潜在的な期間を完全に計測できているとは限らず、データの検閲(data censoring)が問題となる。詳細については次節で述べるが、ここで用いるデータもこの問題を持つ。このような場合、次のような尤度関数を用いる。

$$f(t_i|\theta)^{\delta_i} [1 - F(t_i|\theta)]^{1-\delta_i} \quad (11)$$

ここで特許iについて、検閲されるなら $\delta_i = 0$ 、検閲されないなら $\delta_i = 1$ を示す。

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^N [\delta_i \ln f(t_i|\theta) + (1 - \delta_i) \ln S(t_i|\theta)] \quad (12)$$

式(12)を最大化するように最尤推定量 $\hat{\theta} \in [\hat{\gamma}, \hat{\alpha}]$ は求められる。さらに、技術分類による陳腐化率の違いを考慮した層化推定(stratified estimation)も分析に取り入れる。

3. データ作成

本稿では特許個別データを使って、特許の陳腐化率を求める。日本では特許庁が特許データを集計し公表している他、独立行政法人工業所有権情報研修館が個別特許に関するデータを提供している。しかし、その使用用途は発明者が先行技術を調査することであり、経済分析で使うためにはデータの加工作業に膨大なコストを伴う。一方、米国では特に NBER の研究者を中心として活発な特許に関する研究が進んでいる。このことの背景には多くの優秀な研究者が存在していることに加え、NBER の特許引用データベースの存在がある。このデータベースが利用可能になることによって、特許データを用いたイノベーション研究は急速に進んだ。過去、日本や欧州の研究者もこのデータベースを利用するしかない状況であった(後藤・元橋 (2005) より)。しかし、近年日本でも特許統計データのデータベース化が進み、2005 年 11 月から財団法人知的財産研究所で IIP パテントデータベースの提供が開始された。

IIPパテントデータベースは特許庁の整理標準化データを基礎としている。2013 年 3 月現在、提供されているデータベースは、1964 年 1 月から 2010 年 3 月までに「出願公開・登録された特許を対象とし、特許出願ファイル、特許登録ファイル、出願人ファイル、権利者ファイル、引用情報ファイルの 5 つのファイルで構成されている。このうち、本稿の分析で使用するファイルは特許出願ファイルと特許登録ファイル 2 つであり、これらは出願番号で接続される⁷。出願件数は 11,731,048 件、登録件数は 3,749,986 件である⁸。そこから登録された出願のみを取り出し、登録日と権利消滅日から特許年齢を算出する。

特許年齢を求める際に注意すべきは特許法の改正である。1994 年、登録期間が改正され、以前は「出願公告日から 15 年」であったものが、「出願日から 20 年」に変更された。ここでは改正以後の制度が適用される特許を対象とする。1994 年特許法改正(公布日 1994 年 12 月 14 日、施行日 1995 年 7 月 1 日)では移行措置として、施行日時点で特許期間満了していないものについては、改正法が適用される。従って、1980 年 1 月 1 日以降の出願であれば、改正法の施行日時点で特許期間は満了していないはずなので、登録期間の変更が適用されて、出願日から 20 年になる⁹。出願件数は 10,043,617 件、登録件数は 2,901,191 件である。

⁷ 出願人ファイルには出願人の属性に関する情報が収録されている。特許出願ファイルと出願人ファイルは出願番号で接続するので、当該特許出願を行った出願人の属性を知ることができる。例えば、出願人の種別(個人、法人、官庁、その他)を使えば法人による出願を抽出することができるが、欠損値が多いため、今回利用は困難である。

⁸ 出願日、登録日が存在する件数を示す。

⁹ 厳密には、1980 年 7 月 1 日より前に出願公告されたものは改正法が適用されないが、出願から公告

各特許出願には特許庁で 10 桁の出願番号が付与されており、上 4 桁が出願年、上 5 桁目が出願種別（0～4 が通常の出願、5・6 が PCT 出願、7 が存続期間の延長登録の出願、8・9 が協定出願）を表している。ここでは、通常の出願による登録件数 2,753,456 件を対象とする。

登録日と権利消滅日から特許年齢を算出する際、権利消滅日がないものには 2 つの理由が挙げられ、2 種類のデータセンサリングが考えられる。1 つは、満了(出願日から 20 年)した特許である。もう 1 つは、特許期間を残しているが、調査時点で検閲されるものがある。現在の IIP パテントデータベースにおいて 2008 年以降の権利消滅日は他の年と比べて極端に少ないことから、ここでは 2007 年 12 月 31 日を調査時点とする。したがって、分析で使用するデータは、1980 年以降に通常出願され 2007 年末までに登録された特許 2,253,859 件である。推定方法はデータセンサリングを考慮したものである。

表 1 は特許期間の終了理由で分類した件数である。表の 1 行目の権利消滅には次のような事由がある。(1)特許無効審判の確定、(2)特許料不納、(3)特許権の放棄、(4)独禁法 100 条による取り消し、(5)相続人の不在である。このうち、特許権者の意思決定によるものは(2)と(3)にあたる。しかし、他の事由は少数である。例えば、(1)について、2000 年の請求件数は 296 件、うち請求成立は 77 件である。ちなみに、2000 年の登録件数は 125880 件である。表の 2 行目の満了件数はごくわずかであるが、満了の可能性のあるのは 1987 年 12 月 31 日までに登録されたものであり、本データセットでは 7 年分だけである。

各特許の技術分類について、IIP パテントデータベースの出願ファイルには、統合技術分類と公開・公表の国際特許分類があるが、ここでは統合技術分類を使用する。表 2 は統合技術分類 33 分類ごとの件数を示している。分類によって件数に大きな差があり、「測定・光学・写真・複写機」といった機械系や「電気・電子部品、半導体、印刷回路、発電」の電気機械系の特許が多い。

4. 推定

前節で説明したデータセットを使用して、ノンパラメトリック推定とパラメトリック推定を行う。

4.1 ノンパラメトリック推定

図 1 は 2 節式(6)で示した Kaplan-Meier の残存率推定値を示している。横軸は登録後の年数(特許年齢)を示す。日本の特許制度では、特許登録時に 3 年分の特許料を支払うため、最初の 3 年間はほとんど権利消滅が起こらない。

までの期間を考慮すると、1980 年 1 月 1 日以降の出願には改正法が適用されたと考えられる。なるべく満了を迎えるデータをサンプルに盛り込むため、できるだけ長い期間を対象としている。ただし、94 年に改正法が成立するまでは、権利者は存続期間を公告日から 15 年と考えて更新している。よって、行動に変化があるかもしれない。しかし、例えば 1990 年に出願し、1991 年に公告と登録した特許について、1994 年に権利放棄したとする。この時、権利者は放棄当時で存続期間が 15 年と考えているが、仮に 20 年とわかっていてもこのような特許に関する行動は変わらないだろうつまり、94 年で放棄しようと思った特許についてその存続期間が延びたからと言って行動が変わるとは考えにくい。

4.2 パラメトリック推定

2節で導出した2つの推定モデル、特許年齢 T が(1)指数分布に従うケース、(2)Weibull分布に従うケースを用いて、陳腐化率を推計する。なお、推定モデルは説明変数を含まない式である。表3は特許年齢 T に指数分布を仮定し、推定した結果である。これはBosworth (1978)と同じモデルである。表3-1の基本モデルでは、陳腐化率が7.7%と推計される。指数分布を仮定して求めた値を報告した先行研究では10%台であることと比較すると、非常に低い値である。図1のKaplan-Meierの残存率推定値で見たように、日本の特許制度では登録時に3年分の特許料を一括して納めるため、基本的にこの間に権利消滅の意思決定は行われぬ。そこで、登録3年後を特許年齢 $t=1$ とする場合の推定結果を表3-2に示す¹⁰。陳腐化率は11.0%と推計され、表3-1と比べ期間が短くなった分、陳腐化率が上昇している。

指数分布を仮定した場合は、ハザード率が一定すなわち陳腐化率は特許年齢に依存せず一定を仮定していた。その仮定を緩めたモデルがWeibull分布を仮定したモデルであり、推定結果は表4に示されている。表3の指数分布を仮定した推定と同様に、表4-1基本モデルと表4-2登録後3年以降モデルの結果を示している。パラメータは概ね有意な結果を得ている。表4-1基本モデルでは、 α の推定値は2.101を示し、 $\alpha > 1$ より、ハザード率は単調増加、すなわち“positive duration dependence”であると認められる。また、表4-2登録後3年以降モデルでは α の推定値は1.297で基本モデルと比べると小さくなり、指数分布に近づくが、やはり1を超えており、“positive duration dependence”が観察される。

図2は指数分布とWeibull分布を仮定した場合の陳腐化率の推定値を示している。表3、4の分析と同様に、図2-1基本モデルと図2-2登録後3年以降モデルについて値を求めている。縦軸は陳腐化率、横軸は特許年齢を表す。指数分布は時間を通じて一定の陳腐化率であり、Weibull分布は時間の経過とともに陳腐化率は上昇している。Weibull分布はshape of hazardの値によって曲率が変わり、図2-1では時間の経過とともに加速度的に陳腐化率は上昇するが、図2-2では逡減している。

図3は分布を仮定しないノンパラメトリック推定(Kaplan-Meierの残存率推定値)とパラメトリック推定(指数分布・Weibull分布)で残存率の推定値を比較している。図3-1基本モデルではWeibull分布はKaplan-Meierの推定値にフィットしているが、指数分布は大きく外れている。図3-2登録後3年以降モデルでは、10年を超えるあたりからWeibull分布とKaplan-Meierの推定値の差が生じている。図2の陳腐化率の推移では、基本モデルのWeibull分布は経過時間とともに加速度的に陳腐化率が上昇するのに対して、登録後3年以降モデルでは陳腐化率が逡減していた。図3-2で10年以降Kaplan-Meierの推定値がWeibull分布の値を下回っていることから、登録後3年モデルでは10年以降の陳腐化率を

¹⁰ 例えば、2003年1月1日に登録した特許について考える。3-1基本モデルでは、2003年1月1日が $t=0$ の時点である。一方、3-2登録後3年以降モデルでは、2006年1月1日が $t=1$ 時点となる。登録時に最初の3年分の特許料を支払った特許権者が初めて更新の意思決定を行うのが2006年1月1日である。分析データでは登録後3年時点で10%強が権利消滅する。この時点を $t=0$ とすると、モデルの当てはまりが悪かったので、 $t=1$ を採用した。

過小に推定していると考えられる。結果的に、登録後3年を考慮しない基本モデルのWeibull分布が最もKaplan-Meierの推定値にフィットしている。

最後に、技術分類の違いを考慮した層化推定を適用し、陳腐化率の推定値を示す。図4は指数分布を仮定し、技術分類毎の陳腐化率を求めている。概ね8%前後であるが、技術分類によって多少ばらつきが見られ、例えば遺伝子工学は約6%と低い。図5と図6はWeibull分布を仮定しパラメータを推定し、技術分類毎に陳腐化率と残存率を求め、32分類から6分類を抽出して結果を示している。医薬品や遺伝子工学は陳腐化率が低く、機械・電子機械系の特許と異なる。5年目を超える頃から両者に開きができ、最終的に20%近く差が開く。

5. 結び

本稿では特許の陳腐化率が経過時間によってどのような分布を持つか検証した。Bosworth (1978) のモデルを拡張し、陳腐化率が時間で変化するモデルを導出した上で、日本の特許の個別データを用いて陳腐化率を推計し、その値が時間とともに加速度的に上昇していくことを示している。従来の指数分布を仮定するモデルでは陳腐化率が経過時間を通じて一定であったが、Weibull分布を仮定することで経過時間を通じて変化する陳腐化率を推計することができる。これら2つのパラメトリック推定から求めた陳腐化率と、ノンパラメトリックの推定値を比較すると、Weibull分布を仮定したモデルの陳腐化率とノンパラメトリック推定の値は非常に似通った形状を示すことが確認された。

Bosworth(1978)は特許化された発明がすべての発明と同じように陳腐化すると仮定すれば、特許更新データを用いて推定された陳腐化率は技術知識の陳腐化率とみなすことができると考えている。技術知識の陳腐化率は技術知識ストックを恒久棚卸法で算出する際、必要な値である¹¹。研究開発に関する既存研究ではしばしば定率の陳腐化率を仮定するが、本稿の結果が技術知識の陳腐化にも援用できるとすれば、技術は加速度的に陳腐化していくため、非定率の陳腐化率による技術知識ストックの再推計が必要であろう。

しかし、特許データを利用して技術の陳腐化率を計る限界について記述しておかなければいけない。特許期間が技術寿命と必ずしも一致しない理由をして、次のような理由が考えられる。まず第1に技術発明は全てが特許化されるわけではなく、企業戦略によっては営業秘密として管理される場合もある。特許は技術の公開の代償として付与される期限付きの権利である。従って、営業秘密として適切に管理すれば長期にわたって技術を専有することができる。特許データではこのような技術が反映されない。第2に、発明直後に出願を行ったとしても、審査請求から権利になるまでに平均で26ヶ月かかる。従って、特許保有期間は技術寿命を過小に評価する可能性がある。

上記のようなデータ上の問題はあっても、本稿で示した非定率の陳腐化率は従来の定率の陳腐化率と比べ現実に合致しているだろう。日進月歩の技術知識は時間と共に陳腐化

¹¹ 技術知識ストック R_t 、研究開発投資 I_t 、陳腐化率 δ とすると、技術知識ストックは次の式で表される。

$$R_t = I_t + (1 - \delta)R_{t-1}$$

が加速すると考えるのが妥当である。技術の陳腐化率を適切に評価することは、研究開発の生産性への貢献を図る上でも重要であり、今後の課題となる。

参考文献

Bosworth, D.L. (1978), “The Rate of Obsolescence of Technical Knowledge—A Note,”
Journal of Industrial Economics, Vol.26, No.3, pp.273-279.

Cameron, A.C. and Trivedi, P.K. (2005), *Microeconometrics: Methods and Applications*,
Cambridge Press.

Cleves, Mario A., Gould, William W. and Gutierrez, Roberto G. (2004), *An Introduction to Survival Analysis Using STATA*, STATA Press.

Hall, B. H. (2009), “The Use and Values of Patent Rights,” research paper presented at
the UK IP Ministerial Forum on the Economic Value of Intellectual Property, London,
UK, 10 June 2009.

Lancaster, T. (1990), *The Econometric Analysis of Transition Data*, Cambridge
University Press.

Pakes, A. and Schankerman, M. (1984), “The Rate of Obsolescence of Knowledge,
Research Gestation Lags and the Private Rate of Return to Research Resources,” in
Z. Griliches ed., *R&D, Patents, and Productivity*, NBER, Chicago Press, pp.73-88.

Wooldridge, J.M. (2000), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, MIT
Press.

後藤晃・元橋一之(2005)、「特許データベースの開発とイノベーション研究」『知財権フォーラム』、Vol.63、(財)知的財産研究所。

中島隆信・新保一成(1998)、「企業 R&D による労働需要への影響について」『三田商学研究』、
第 41 巻第 4 号。

蜂谷義昭(2005)、「技術寿命の短期化と財務構造へ与える影響」『調査』、第 78 号、日本政策投資銀行。

山田節夫 (2009)、「特許価値と研究開発活動」『特許の実証分析』、東洋経済新報社。

図表

表 1 特許期間の終了理由

	件数	割合(%)
権利消滅した件数	1,021,860	45.3
満了件数	151,453	6.7
調査時点で検閲された件数	1,080,546	47.9
総数	2,253,859	

備考：80年以降の通常出願で登録されたもの。ただし、2007年12月31日以降の登録、及び出願日から20年を超えて権利消滅していないものを除く。

表 2 技術分類別特許件数

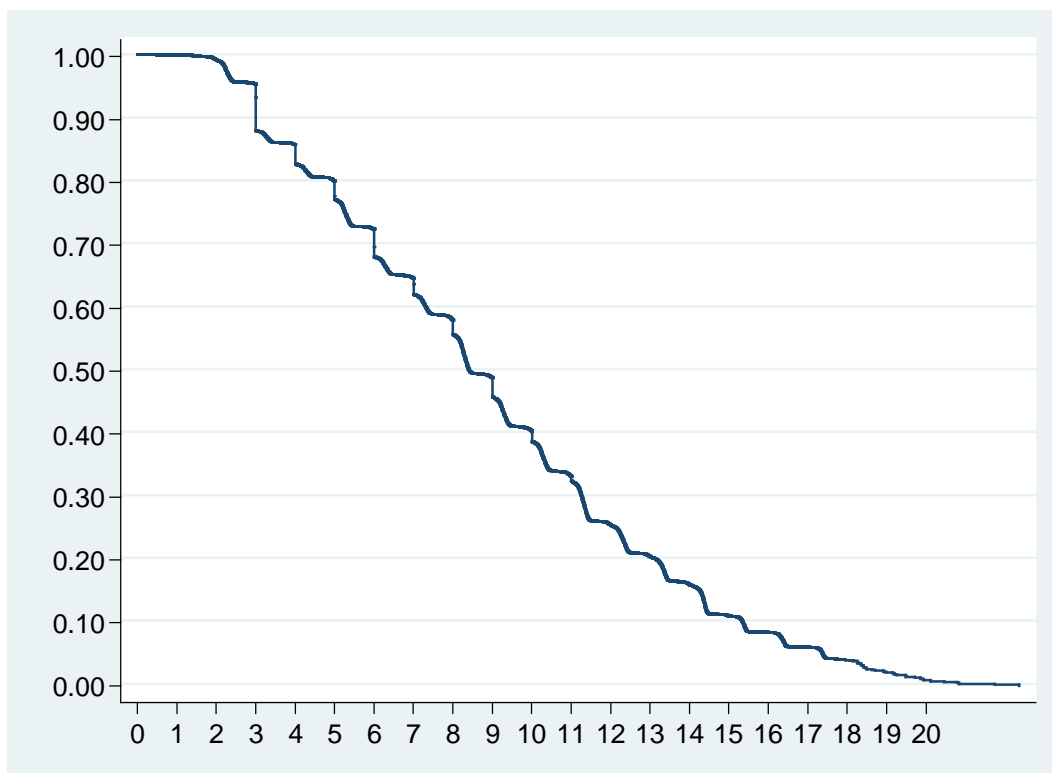
技術分類	内 容	件数	割合(%)
1	農水産	28,809	1.28
2	食料品	27,667	1.23
3	個人・家庭用品	37,469	1.66
4	医療機器・娯楽	70,440	3.13
5	医薬品	20,940	0.93
6	処理、分離、混合	60,431	2.68
7	金属加工、工作機械	76,940	3.41
8	切断、材料加工、積層体	86,708	3.85
9	印刷、筆記具、装飾	52,293	2.32
10	車両、鉄道、船舶、飛行機	86,211	3.83
11	包装、容器、貯蔵、重機	77,117	3.42
12	無機化学、肥料	54,907	2.44
13	有機化学、農薬	58,062	2.58
14	高分子	72,763	3.23
15	洗剤、応用組成物、染料、石油化学	39,910	1.77
16	バイオ、ビール、酒類、糖工業	15,008	0.67
17	遺伝子工学	2,523	0.11
18	冶金、金属処理、電気化学	63,625	2.82
19	繊維、繊維処理、洗濯	37,251	1.65
20	紙	6,752	0.3
21	土木、建設、建築、住宅	100,602	4.46
22	鉱業、地中削孔	11,910	0.53
23	エンジン・ポンプ・工学一般	69,812	3.1
24	機械要素	57,318	2.54

表 2 技術分類別特許件数（続き）

技術分類	内 容	件数	割合(%)
25	照明、加熱	73,891	3.28
26	武器、火薬	2,291	0.1
27	測定・光学・写真・複写機	242,573	10.76
28	時計・制御・計算機	127,646	5.66
29	表示・音響・情報記録	103,707	4.6
30	原子核工学	10,329	0.46
31	電気・電子部品、半導体、印刷回路、発電	299,983	13.31
32	電子回路・通信技術	177,605	7.88
33	その他	176	0.01
	計	2,253,669	100

備考：表 1 の総数から技術分類が欠損しているデータを除く。

図 1 Kaplan-Meier の残存率推定値



備考：横軸は登録後の年数 t （登録時 $t=0$ ）、縦軸は Kaplan-Meier の残存率の推定値を示す。

表 3 推定結果 1 : 指数分布

表 3-1 基本モデル

	$\ln \lambda$	Robust S.E.	陳腐化率
Scale of hazard	-2.569***	0.001	0.077
サンプル数(うち消滅件数)	2253669 (1021673)		
対数尤度	-1900789.4		

備考：パラメータ λ は本文 2 節(7)式の指数分布のパラメータに対応する。陳腐化率は λ である。

***は有意水準 1% で有意であることを示す。

表 3-2 登録後 3 年以降モデル

	$\ln \lambda$	Robust S.E.	陳腐化率
Scale of hazard	-2.207***	0.001	0.110
サンプル数(うち消滅件数)	1952908(1004812)		
対数尤度	-2113333		

備考：表 3-1 と同じ。

表 4 推定結果 2 : Weibull 分布

表 4-1 基本モデル

	$\ln \gamma$	Robust S.E.	γ
Scale of hazard	-4.869***	0.003	0.008
	$\ln \alpha$	Robust S.E.	α
Shape of hazard	0.742***	0.001	2.101
サンプル数(うち消滅件数)	2253669 (1021673)		
対数尤度	-1576181.8		

備考：パラメータ γ, α は本文 2 節(8)式の Weibull 分布のパラメータに対応する。

***は有意水準 1% で有意であることを示す。

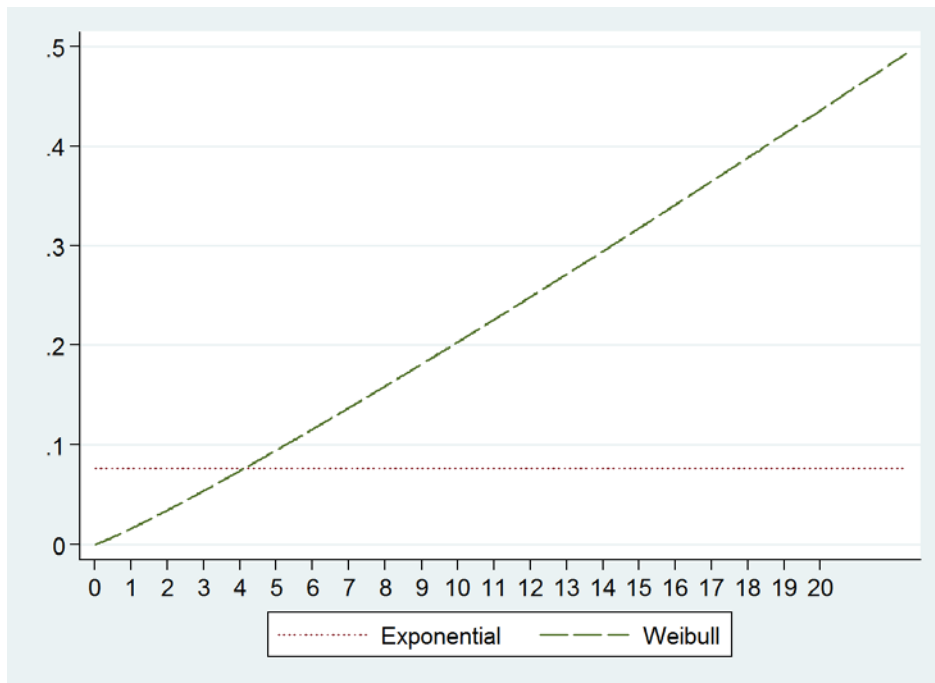
表 4-2 登録後 3 年以降モデル

	$\ln \gamma$	Robust S.E.	γ
Scale of hazard	-2.751***	0.002	0.064
	$\ln \alpha$	Robust S.E.	α
Shape of hazard	0.26***	0.001	1.297
サンプル数(うち消滅件数)	1952908(1004812)		
対数尤度	-2069789.5		

備考：表 4-1 と同じ。

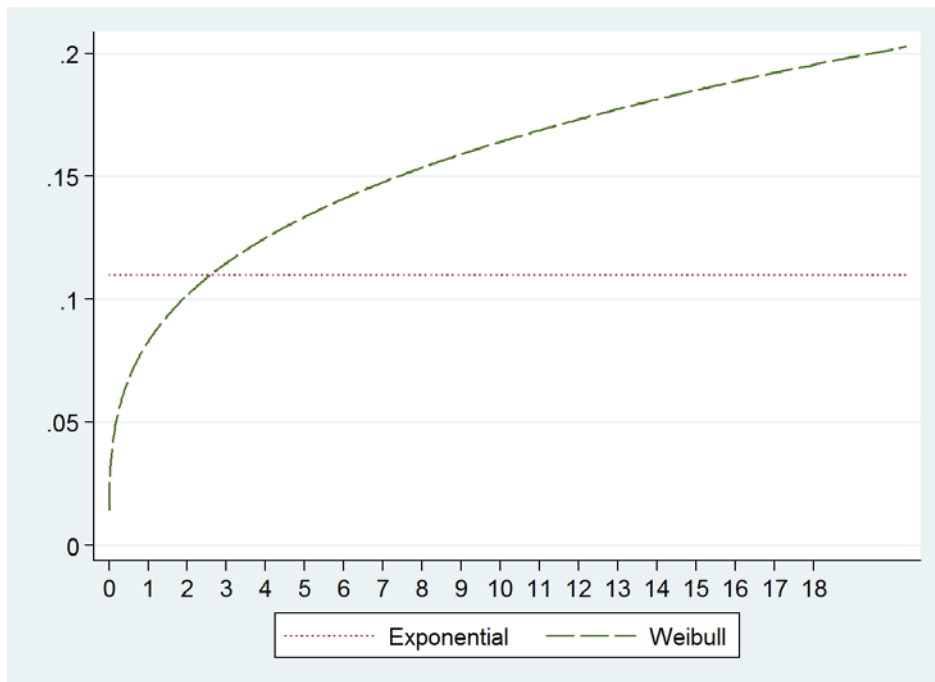
図 2 陳腐化率推定値の比較

図 2-1 基本モデル



備考：パラメトリック推定による指数分布（Exponential;表 3-1）と Weibull 分布（Weibull;表 4-1）の陳腐化率（ハザード率）の推定値を比較している。横軸は登録後の年数 t （登録時 $t=0$ ）。

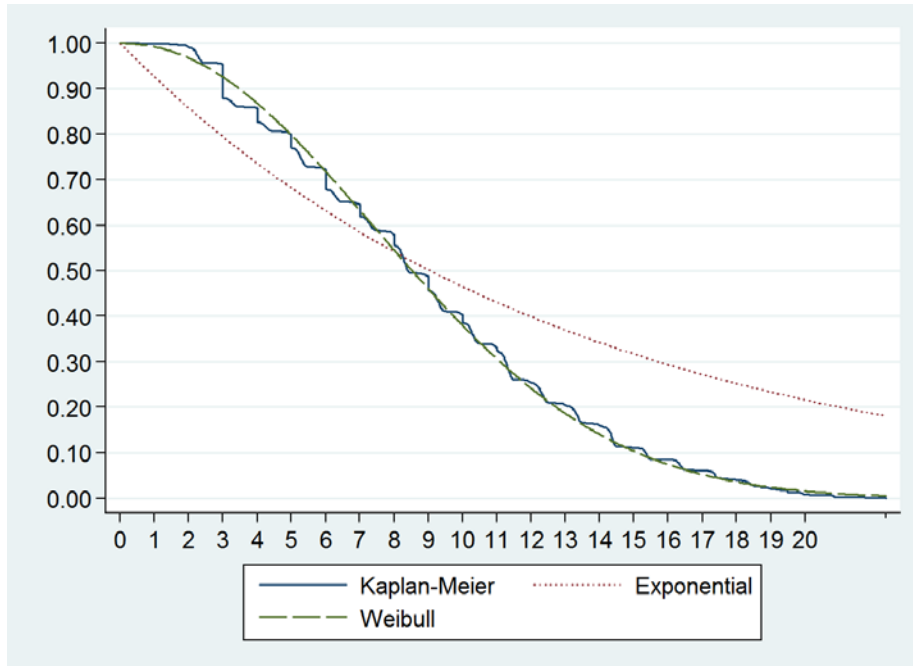
図 2-2 登録 3 年以降モデル



備考：図 2-1 と同じ。ただし、横軸は登録 3 年後（登録 4 年目）が $t=1$ となるように t を取っている。

図3 残存率推定値の比較

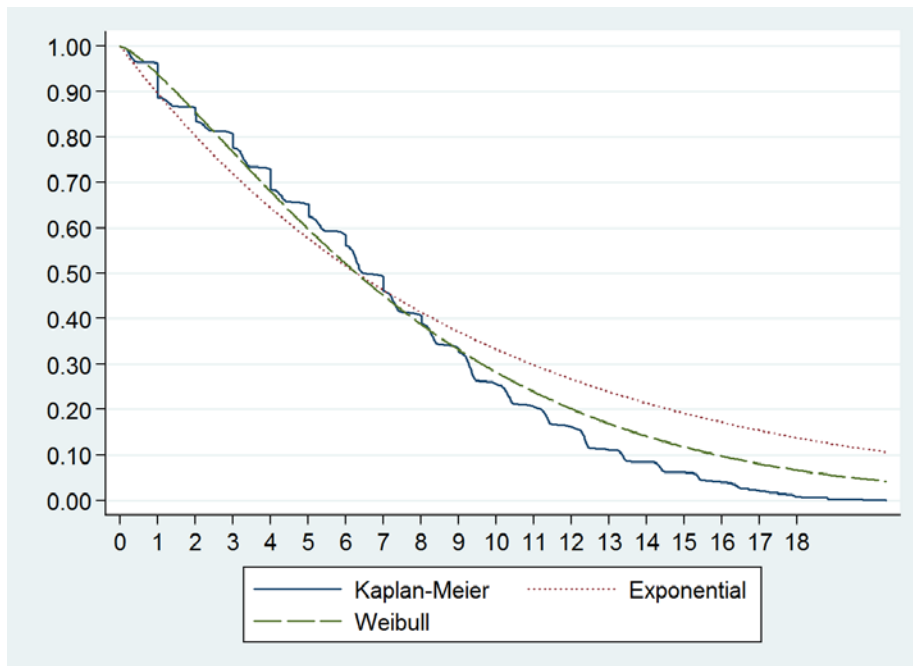
図3-1 基本モデル



備考：ノンパラメトリック推定による Kaplan-Meier の残存率推定値とパラメトリック推定による指数分布 (Exponential;表 3-1) と Weibull 分布 (Weibull;表 4-1) の残存率推定値を比較している。

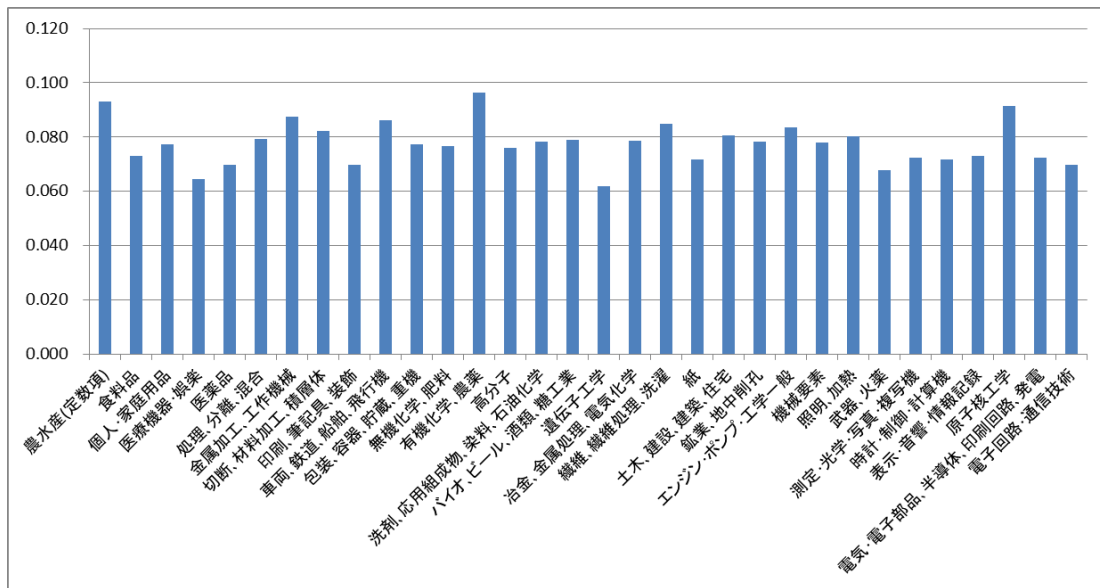
横軸は登録後の年数 t (登録時 $t=0$)。

図3-2 登録3年以降モデル



備考：図 2-1 と同じ。ただし、横軸は登録3年後 (登録4年目) が $t=1$ となるように t を取っている。

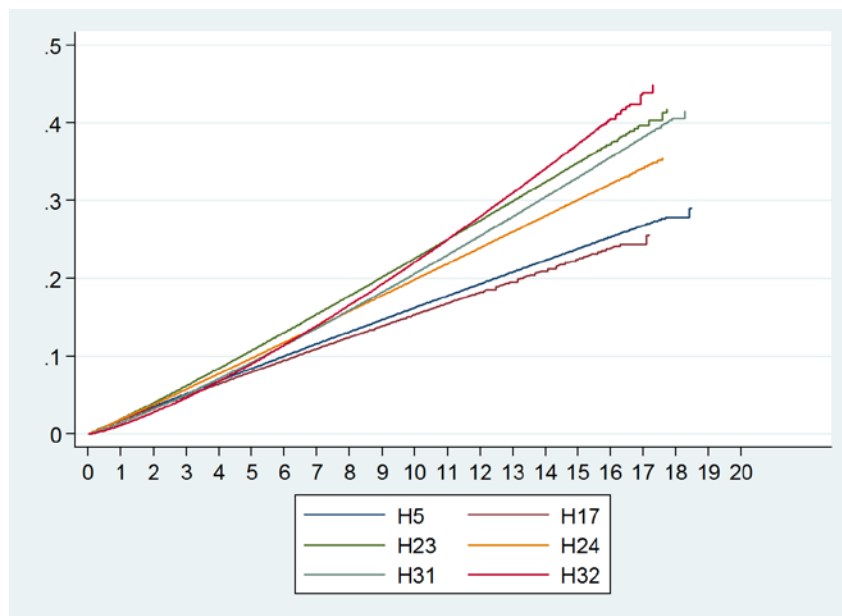
図 4 技術分類別陳腐化率の推定値（指数分布）



備考：技術分類別の層化推定(stratified estimation)を行い、陳腐化率を推定している。指数分布を仮定した基本モデル表 3-1 に対応する。サンプル数(うち消滅件数) = 2253669(1021673)、対数尤度 = -1897027。

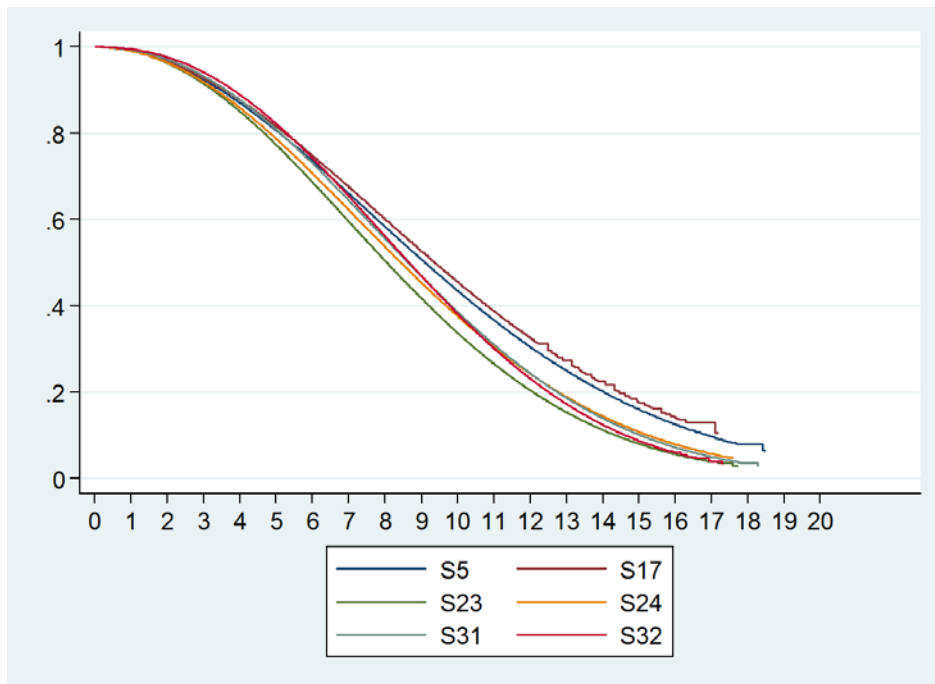
$\ln \lambda$ の推定値は原子核工学を除いて有意水準 1% で有意。

図 5 技術分類別陳腐化率の推定値（Weibull 分布）



備考：技術分類別の層化推定(stratified estimation)を行い、陳腐化率を推定している。Weibull 分布を仮定した基本モデル表 4-1 に対応する。サンプル数(うち消滅件数) = 2253669(1021673)、対数尤度 = -1563628.2。 $\ln \gamma, \ln \alpha$ の推定値は有意水準 1% で有意。「H5 医薬品」、「H17 遺伝子工学」、「H23 エンジン・ポンプ・工学一般」、「H24 機械要素」、「H31 電気・電子部品、半導体、印刷回路、発電」、「H32 電子回路・通信技術」、以上 6 分類のみ掲載。

図6 技術分類別残存率の推定値 (Weibull 分布)



備考：技術分類別の層化推定(stratified estimation)を行い、残存率を推定している。図5備考参照。