

日本における特許被引用数の時間減衰モデルの開発と実証： 集団記憶の bi-exponential model を応用して

三吉 健太^{1,a)} 五十里 翔吾^{2,b)} 藤原 万櫻³ 鬼塚 真¹

概要：日本における特許被引用数の時間変化に対して集団記憶モデルを応用した分析を行った。具体的には、理論に基づく分析手法の構築のため、集団記憶のモデルの一つである bi-exponential model が、米国での先行研究と同様に日本でも妥当であるかを検討し、先行研究と符合する結果を得た。そして、構築したモデルから算出したパラメータをもとに、実証的分析を実施した。本研究の成果は、日本の特許データにおいても bi-exponential model が妥当なモデルであること、技術セクションごとに異なる時間減衰が見られること、新規出願数が増えるほど時間減衰が早くなること、被引用数の多い特許に特有の時間減衰パターンが見られることを発見したことである。本研究は、日本の特許データを用いて時間減衰の理論的解析を行った初の研究である。本研究で行ったモデルの検証及び様々な実証分析は、分析ツールの整備として、また新たな仮説を導くための情報源として、日本における特許研究に貢献すると期待される。

Development and demonstration of a temporal decay model for the patent citation in Japan: applying the bi-exponential model of collective memory

Abstract: The current study analyzes the temporal decay of patent citation in Japan. We investigated whether the bi-exponential model, which is an application of the collective memory model, applies as well to Japan as it does to previous studies in the United States. Then, empirical analyses are conducted based on the parameters calculated from the validated model. The key findings of this study are that the bi-exponential model applies well to the Japanese patent data, that different temporal decay is observed for different technology sections, that the temporal decay becomes faster as the number of new applications increases, and that there is a unique decay pattern for patents with a large number of citations. The current study first attempted a theoretical understanding of temporal decay using Japanese patent data. The model validation and various empirical analyses conducted in this study are expected to contribute to future patent research, both as a development of analytical tools and as a source of information for deriving new hypotheses.

1. はじめに

技術開発の現場では、新発明は特許という形で保護されるとともに、誰もが活用できる情報として公開されている。そうした情報の中には、大きな価値を見出され永く共有されるものもあれば、時間の経過とともに容易に忘れ去られてしまうものも存在する。特許に向けられる注意 (attention) の時間変化の背後には法則が存在するのだろうか？このような知見を得ることは、新たな技術への投資や

特許の維持・運用に関する意思決定を行う上でも価値がある [1]。

本研究では、特許に向けられる注意の指標として被引用数を用い、その経年変化を解析することによってこの問いを検討する。社会における特許などの文化的コンテンツへの注意は、注意を集めているものはより注意を集めやすい効果を表す preferential attachment と、時間経過に従って注意が減衰する効果を表す temporal decay という2つの過程の組み合わせによって理解することができる [2, 3]。この枠組みによって、被引用数の時間変化 (減衰) に現れるパターンを理論的に解析できるようになり、様々な減衰モデルが提案されている [9, 10]。中でも、特許に向けられる注意を集団記憶の一種とみなし、集団記憶の理論を応

¹ 大阪大学情報科学研究科

² 大阪大学基礎工学研究科

³ 大阪大学生命機能研究科

a) kenta_miyoshi@ist.osaka-u.ac.jp

b) anchor200km@gmail.com

用した bi-exponential model は、人間行動学に基づく理解が可能な数理モデルであり実データへのあてはまりが良く(分散の説明力が高い)、予測力も高い(情報量基準的に良いモデルである)ことが示されている [11]。このモデルは、集団記憶が、人々のコミュニケーションによって維持される記憶 (communicative memory) と、図書館やデータベースに保存されることによる記憶 (cultural memory) という 2 通りの形態を持ちそれぞれが異なる減衰率を示すというモデルである (図 1)。

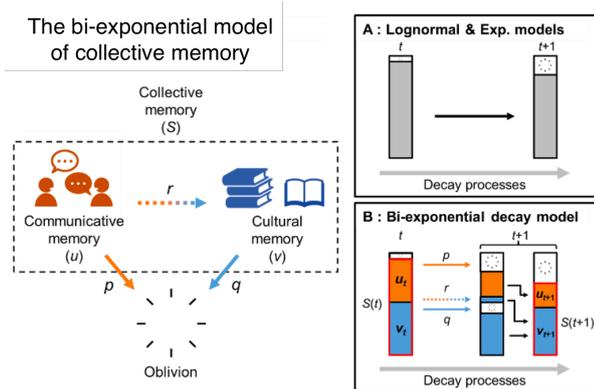


図 1: 集団記憶の bi-exponential model

一方で、日本の特許分析においては、このような人間行動の理論に根ざしたモデルの開発や実証が不足している。また、分析が主に行われている米国とは特許制度や産業形態に違いがあるため、米国における知見がそのまま転用できるかは定かではない。そこで本研究では、日本の被引用データに対しても妥当な temporal decay model の開発とモデルを用いた実証分析を行う。具体的には先述の bi-exponential decay model が日本の特許データについても適用可能であることを示す。その後、構築したモデルから算出したパラメータをもとに、a) 日本における技術セクションごとの時間減衰の特徴を記述、b) 特許出数と減衰率の関係から特許引用者の意思決定に見られる傾向について考察、c) 米国のデータで見られた傾向との比較検討、という探索的な実証分析を実施する。

本稿の流れを以下に示す。第 2 章では、特許の被引用数の時間変化に関する先行研究をレビューする。第 3 章では、分析に用いたデータの出典や分析手法を説明する。第 4 章では、結果と考察を報告する。最後に第 5 章にて結論を示す。本研究の成果は、日本の特許データにおいても bi-exponential model が妥当なモデルであること、技術セクションごとに異なる時間減衰が見られること、新規出願数が増えるほど時間減衰が早くなること、被引用数の多い特許に特有の時間減衰パターンが見られることを発見したことである。

2. 関連研究

2.1 被引用数の数理モデル

特許の引用数は、その特許に向けられた集団的注意 (collective attention) の指標とみなすことができる。集団的注意の経年変化 $A(t)$ は、それぞれ時間 t および累積引用数 k (すなわち $k(t)$) の関数として「時間減衰 $S(t)$ 」「累積引用数 $c(k)$ 」という 2 つのメカニズムに分割できることが示されている [2, 3]。この内、累積引用数 $c(k)$ は既に注意を集めているものは更に注意を集めやすいという preferential attachment の側面を表している。一方の $S(t)$ は、時間経過に伴う注意の減衰 temporal decay を表している。

前者に関しては、特許データに対しても研究が進んでおり、preferential attachment の存在が米国 [2] やドイツ [4]、日本 [5] の特許引用において示されている。後者に関しては様々な数理モデルが提案されており、それらの妥当性については議論が続いている。本研究が関心を持つのは後者の過程である。

2.2 Temporal decay model

時間減衰 $S(t)$ に関して、式 (1) の exponential model [9] や式 (2) の log-normal model [10] が提案されている (a および b_1, b_2 は正の定数)。ただし、exponential model では公開直後のふるまいに対してあてはまりが悪いという問題がある [9]。

$$S(t) = S_0 e^{-at} \quad (1)$$

$$S(t) = e^{-(b_0 + b_1 \log t + b_2 (\log t)^2)} \quad (2)$$

Candia et al. [11] は、時間減衰のモデルとして bi-exponential decay model を提案している。このモデルは、注意の減衰において「人々のコミュニケーションによって保持される注意: communicative memory $u(t)$ 」と「データベースなどに記録された情報を閲覧することによって保持される注意: cultural memory $v(t)$ 」の 2 通りの注意がそれぞれ異なる割合で指数関数的に減衰することを主張している。具体的には、communicative memory $u(t)$ の減衰率を p 、communicative memory が記録されることによって cultural memory $v(t)$ に転じる割合を r 、cultural memory の減衰率を q として

$$u(t) = N e^{-(p+r)t} \quad (3)$$

$$v(t) = \frac{Nr}{p+r-q} (e^{-qt} - e^{-(p+r)t}) \quad (4)$$

の式で表される。よって、時間減衰 $S(t)$ はこれらの和

$$S(t) = \frac{Nr}{p+r-q} ((p-q)e^{-(p+r)t} + re^{-qt}) \quad (5)$$

となる。米国の特許引用を含む多くの領域 (e.g., 音楽の再生数) において、bi-exponential model が最も良くあてはま

り予測力も高い、すなわち妥当なモデルであるという結果が報告されている [11]。

2.3 日本における特許の統計分析

日本においても、特許の被引用数を分析対象とする研究が行われてきた。鍋嶋ら [6] は、特許引用パターンを中国、日本、韓国で比較することによって、国ごとの産業構造や制度の違いがもたらす影響を考察している。この研究では年ごとの総引用数のみが用いられており、被引用側に着目した時間変化の分析は行われていない。

被引用数を用いて特許価値の推定を行った研究も存在する。例えば、特許の更新が放棄される割合（陳腐化率）を推定する上で、被引用数が有用なパラメータであることも明らかになっている [7]。さらに、被引用数が多い特許と少ない特許の陳腐化率を調査した研究では、産業分野間で異なる陳腐化率を持つことが報告されている [7]。

このように、日本においては特許の被引用数は指標として利用されているものの、その振る舞いの背後にある現象の理論的な理解は不足している。

3. 方法

本研究では、特許の被引用数の時間減衰を解析することによって、その背後にあるパターンを理論モデルに即して検討する。さらにモデルのパラメータを技術セクション間や国家間で比較する実証分析を行う。

3.1 IIP パテントデータベース

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元に統計分析用に開発されたデータベースである [8]。本研究で用いる 2020 年版データベースは、日本における 1964 年ごろ～2019 年 9 月 16 日までに入力された出願情報を含んでいる。本研究で用いる情報は、特許の出願日、筆頭 IPC(技術カテゴリ)、引用情報である。データベースには、14,303,616 件の出願、26,005,619 件の引用情報が記録されている。IPC とは、世界知的所有権機 (WIPO) が管理する国際特許分類に関するストラスブル協定に基づき作成された、国際的に統一された特許分類である。日本においては、各技術カテゴリは表 1 のように訳されている。

3.2 分析手順

日本における特許引用の経年減衰メカニズムを解明するため、本研究では (1) 米国のデータにおいて妥当なモデルであると報告されている bi-exponential decay model が日本でも適用可能なモデルであるかを明らかにする。そして、(2) モデルのあてはめによって得られるパラメータの推定値を用いて (a) 国内の技術セクションごとの経年減衰に関する特徴の抽出、(b) 集団注意の時間経過に特許出願数がもたらす影響の検討、および (c) 引用数が多い論文と

表 1

セクション	技術
A セクション	生活必需品
B セクション	処理操作、運輸
C セクション	化学、冶金
D セクション	繊維、紙
E セクション	固定構造物
F セクション	機械工学、照明、加熱、武器、爆破
G セクション	物理学
H セクション	電気

少ない論文における減衰の違いの調査、の 3 つを目的とした (仮説ベースではない) 探索的な検討を行う。

以下の分析では、引用のカウントには引用される側の特許に注目する prospective approach [15] を用いる。この方法は、引用する側に注目する retrospective approach よりも被引用数の減衰の分析に適していることが指摘されており、先行研究 [11] でも用いられている。

特許の出願時期は 0.5 年間隔 (例: 2000 年上半期を 2000.0、下半期を 2000.5) で集計する。回帰を行う上では時間幅が必要であるため、2004 年より前に出願された特許に対する引用を回帰分析の対象とした*1。そして、技術セクション別に出願年ごとの回帰分析を行った。回帰分析を行う際、累積引用数が同程度であるという条件のもとで出願からの経過時間と引用数の関係を調べることによって、集団注意の時間減衰のみに着目し、preferential attachment の影響を分離する (図 2)。先行研究では累積引用数の統制を行う際の計算方法は示されていなかったが、本研究では以下の方法で行う。まず、引用情報を元にして出願年 y_0 ごとに、(累積引用数 $cite_{cum}$, 半年間の引用数 $cite_{hy}$, 出願からの経過時間 t) の 3 次元のプロットを作成する (特許一件につき経過時間分のプロット点になる)。このうち $cite_{cum}$ が 0 のものを除き、残ったもののうち $cite_{cum}$ が 25 パーセントから 75 パーセントに含まれるものを抽出する。そして、先行研究と同様に t ごとに $cite_{hy}$ を平均した値を目的変数とする。

ただし以上においては、被引用数のカウントから出願数の増大の影響を除くため、先行研究に倣い、引用される側の特許が出願された年の出願数と引用する側の特許が出願された年の出願数の比で引用数を割ったものを「被引用数」としている。

また、本研究が関心を持つのは発明者コミュニティにおける特許に対する注意の時間変化であるため、分析対象とする引用を出願人引用に限定し、審査官引用を除外する。

*1 回帰を行う最低経過時間としては、2 つの指数減衰の相対的重要性が切り替わるまでの時間 t_c から 5 年程度の範囲が提案されている [14]。先行研究では $t_c \approx 5$ が報告されているが、予備分析により $t_c \approx 10$ の年も散見されたため、先行研究より期間を長く取った。

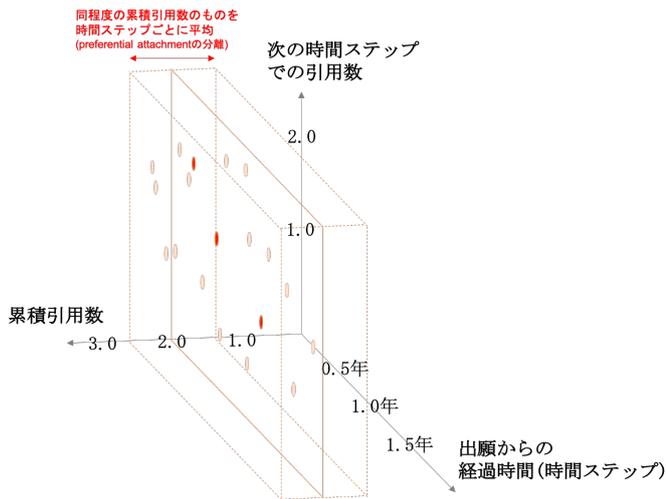


図 2: preferential attachment 成分の分離

データ処理及びモデルのあてはめには R バージョン 4.0.3 および minipack.lm パッケージ [12] を用いる。

3.2.1 (1) bi-exponential model のあてはまりの良さ

「bi-exponential decay model が日本でも妥当なモデルであるか」の検証のために、IIP パテントデータベースの引用情報を元に、exponential model と log-normal model および bi-exponential model のあてはめを行い、それらの相対的な良さを比較する。第一に、bi-exponential model が情報量基準による予測力の観点で最も良いモデルである (最も予測力も高い) という仮説を検証する。モデルの比較には先行研究と同様に、以下の式で表される AICc 基準を用いる。 p は自由パラメータ数であり、 n はデータ点数である。

$$AICc = AIC + \frac{2p(p+1)}{n-p-1} \quad (6)$$

AICc は AIC に比べてパラメータ数によるペナルティが大きく、サンプル数が ∞ で AIC に収束する。特に小さいサンプルサイズの場合は AIC より AICc の使用が推奨されている [16]。この基準を用いてモデルの予測力を比較する。第二に、決定係数によるデータへのあてはまりの良さの比較も行い、モデルの妥当性を複数の観点から検討する。

ただし、exponential model に関しては出願直後のふるまいが予測できないことから、出願 5 年後以降のみを対象とし、あてはまりの良さや予測力の数値的比較は行わない。これは先行研究 [11] と同様である。

3.2.2 (2) 探索的分析

bi-exponential model のあてはめによって、collective memory や cultural memory の減衰率や collective memory から cultural memory への移行率といったパラメータを推定することができる。これらのパラメータを用いることで、一年あたりの注意の減衰量 (忘却率 forgetting rate: λ) や 2 つの指数減衰の相対的重要性が切り替わるまでの時間 (遷移時間 transition time: t_c) を計算することが可能である。

ある。

$$\lambda = \frac{q(r+p)}{r+q} \quad (7)$$

$$t_c = \frac{1}{(p+r-q)} \log \frac{(p+r)(p-q)}{qr} \quad (8)$$

本研究では、これらの値を用いて 3 種類の探索的分析を行う。

(a) 国内の技術セクションごとの経年減衰に関する特徴の抽出: 各パラメータに関して技術セクション間で比較を行うことで、例えば「電気系では注意の減衰が激しい」や「物理系では減衰が穏やか」といった特徴を抽出し、それらが技術セクションの特徴とどのような対応を持つかを考察する。

(b) 集団注意の時間経過に特許出願数もたらす影響の検討: 出願数を「情報の選択肢の多さ」とみなし、それが忘却率にどのような影響を与えるかを考察する。情報の選択肢が増えれば個々の情報が忘却される割合は高まると考えられるが、そのような現象 (forgetting as annulment [13]) が実際に起こるのか、さらにどのような分野で顕著であるのかを検討する。

(c) 引用数が多い論文と少ない論文における減衰の違いの検討: 引用数が多い top-cited 特許 (出願後 5 年間の累積引用数が全体のトップ 5% と定義) とそれ以外の normal 特許で忘却率を比較する。米国においては、引用数が多い特許ほど忘却率が低いことが報告されている [14] が、この傾向が日本でも生じているかを明らかにする。

4. 結果

分析結果に先立ち、特許出願数に関する集計結果を報告する。技術セクションごとに半年間の出願数の推移を図 3 に示した。物理学を対象とする G セクション、処理操作、運輸を対象とする B セクションは出願数が多く、その増分も大きい。一方で繊維、紙を対象とする D セクションは出願数が少なく、集計が始まった 1960 年代以降でも伸び率が低い。

4.1 (1) bi-exponential model が妥当なモデルであるか

データに bi-exponential model のあてはめを行った結果を報告する。図 4 に示したのは、1975 年に出願されたセクション H の特許に対する引用の時間減衰へのあてはめ結果である。

カテゴリごとに AICc の差 (log-normal - bi-exponential) を図示したものが図 5 である (x 軸が技術セクションで y 軸が AICc の差 $AICc_{\log\text{-normal}} - AICc_{\text{bi-exponential}}$ を表す)。D セクションを除いた全てで bi-exponential model の AICc が低い、すなわち予測力が高いモデルであることが示されている。

決定係数を用いた比較 (図 6) では、D を含むすべてのセ

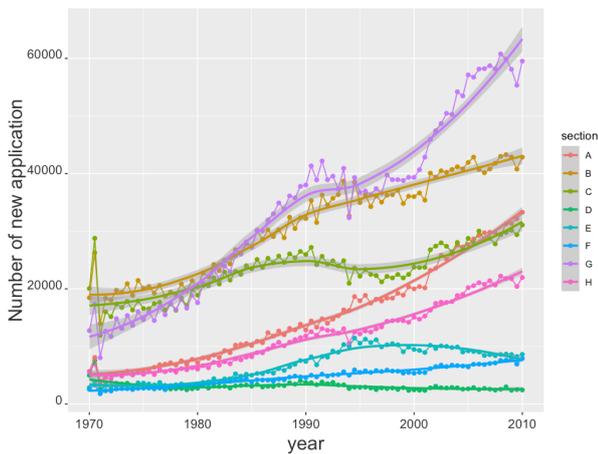


図 3: 技術セクションごとの出願数推移。図中の曲線は LOWESS 平滑化法を使用して図示 (R 上 ggplot ライブラリの stat_smooth 関数を使用)。影部分は 95 % 信頼区間。平滑化曲線を含む他の図でも同様。

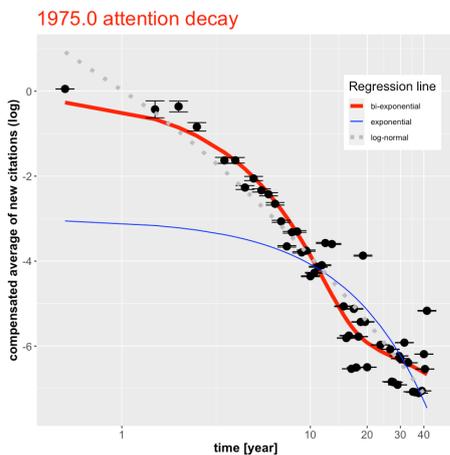


図 4: 1975 年 H セクションの時間減衰

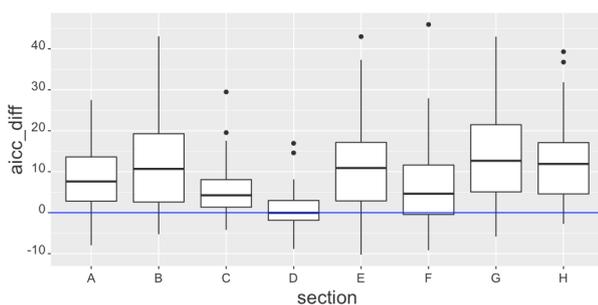


図 5: log-normal と bi-exponential の AICc の差 (すなわち $AICc_{\log-normal} - AICc_{bi-exponential}$)

クションで一貫して bi-exponential の R^2 が大きい、すなわちあてはまりが良い (目的変数の分散をより説明できている) ことが示されている。

以上から、日本の特許データにおいても、米国同様 bi-exponential model が最も良い、妥当なモデルであると考えられる。ただし、セクション D のようにその差が明

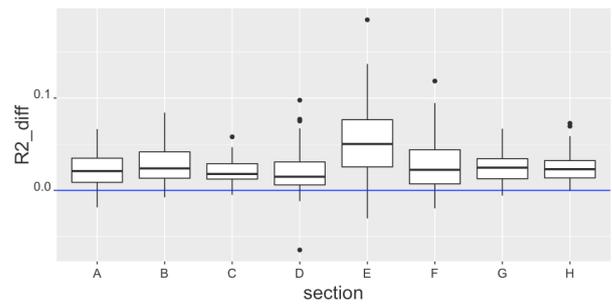


図 6: log-normal と bi-exponential の R^2 の差 (すなわち $R^2_{bi-exponential} - R^2_{\log-normal}$)

確ではないケースも見られた。セクション D は、図 3 にある通り出願数が最も少ないセクションである。このことによって目的変数の偶然誤差が大きくなってしまったために、どちらもモデルでも回帰のあてはまりが悪く、その結果予測力に差が見られないという結果につながった可能性がある。

実際には、出願数とモデルのあてはまりおよび予測力にはどのような関係があるのだろうか？この点を検討するため、出願数の多さと決定係数の関係をセクションごとにプロットした (図 7)。セクションごとの出願数の多さの指標には、2010 年の新規出願数を用いた。図からは、新規出願数が多いセクションほどあてはまりが良いことが読み取れる。ただし、決定係数の差には新規出願数と関連する傾向が見られないことから、上記の関係が 2 つのモデル間のあてはまりの差に与える影響は明らかではない。

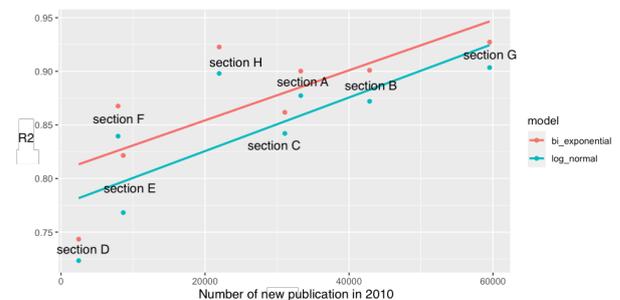


図 7: セクションごとの新規出願数と決定係数の関係。直線は線形回帰直線

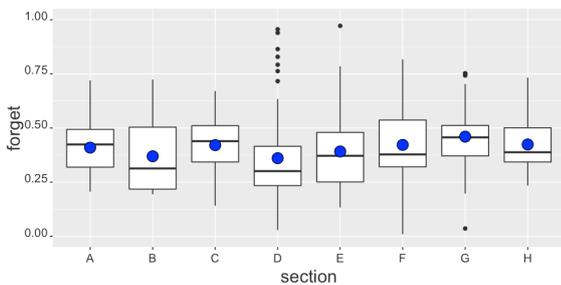
以上を踏まえると、他のセクション (他国のものも含む) であてはまりが良いモデルであっても、出願数が少ない技術セクションではあてはまりが悪くなる可能性が示唆される。しかし、この事からセクション D において bi-exponential model と log-normal model の予測力 (AICc) に差が見られなかったことを説明することはできない。実際、セクション D に次いで出願数が少ないセクション E やセクション F (図 3) では bi-exponential model が予測力の高いモデルであると示されている。したがって、この点に関して結論を出すためにはさらなる調査が必要である。例えば、この

セクションだけで特異的な引用の慣習が存在する可能性もある。

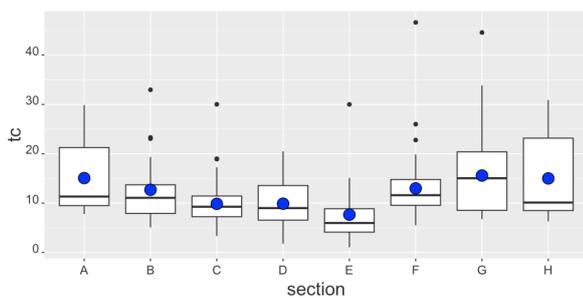
4.2 (2) 探索的分析

(a) 技術セクションごとのパラメータ比較

セクションごとに忘却率と遷移時間を図 8 に示した。忘却率はセクション D などで低く、セクション G で高いという結果になった。遷移時間はセクション E で短く、セクション A、G、H で長かった。



(a) 忘却率



(b) 遷移時間

図 8: セクションごとのパラメータ推定値 青丸は平均値

(b) 忘却率と出願数の関係

出願数が多くなることで忘却率に変化が生じる可能性がある。このことを回帰分析によって検討した。忘却率を目的変数、新規出願数を説明変数とし、変量効果を考慮しない ols model、セクションごとの切片の変量効果を考慮する random intercept model、切片・傾き共に変量効果を考慮する full random model の 3 つのモデルによって分析を行い、新規出願数 N の回帰係数を調べた (表 2)。

表 2: 新規出願数を説明変数とした忘却率の回帰分析

	Intercept	$N(\times 10,000)$	R^2	AICc
ols	0.38***	0.27***	0.027	-295.6
rnd. intercept	0.34***	0.57***	0.18	-290.1
full random	0.31**	0.62*	0.39	-295.8

*** $p < .001$, ** $p < .01$, * $p < .05$

変量効果の係数は省略している。

AICc 基準を用いると、切片のみに変量効果を認めた

random intercept model が最も良いモデルであるという。このモデルでは N の係数が正であったことから、新規出願数が増えるほど忘却率が高まること示唆される。また、このことはモデルを問わず一貫した結果であった。

(c) 引用件数が多い特許の時間減衰

出願後 5 年間の累積引用数が (引用数 0 のものも含めた) 上位 5 % の特許 (top-cited) とそれ以外のうち 5 年間の累積引用数が 0 でないもの (normal) に分けて時間減衰モデルの当てはめを行った。該当する特許の数の推移を図 9 に示した。また、それぞれの群の特許の 5 年間での累積引用数 (出願の増分で補正済み: 2.3 参照) は図 10 に示した。log-normal model との AICc の差を図 11 に示した。top-cited 特許においては概ね bi-exponential model の予測力が高いが、normal ではその差が小さく 1985 年以前ではむしろ悪い傾向が見取れる。このことから、引用数が多い場合に bi-exponential model の予測力が高くなる可能性が示唆される。

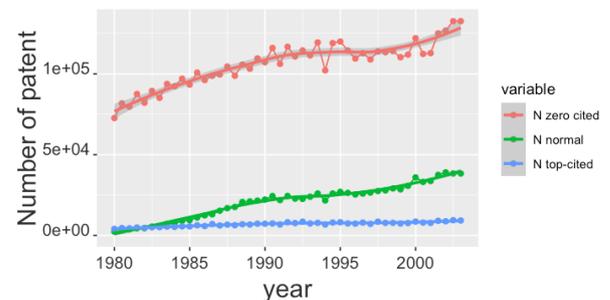


図 9: top-cited および normal 特許、さらに出願後 5 年間で引用がなかった特許の数

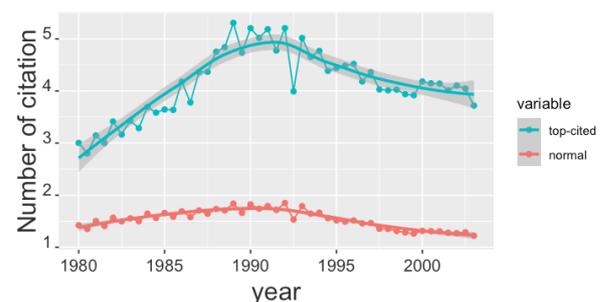


図 10: top-cited および normal 特許の出願後 5 年間での引用数 (出願の増分で補正済み)

それぞれのクラスの特許について忘却率を比較したところ、図 12 のように top-cited 特許は normal 特許よりも一貫して忘却率が高いという結果が得られた。bi-exponential model の予測力が高い 1985 年 ~ 1995 年の間でもこの傾向が一貫していることから、日本における特許引用のふるまいとして、このような傾向が存在することが示唆される。

このような現象が生じた可能性として、以下の可能性が

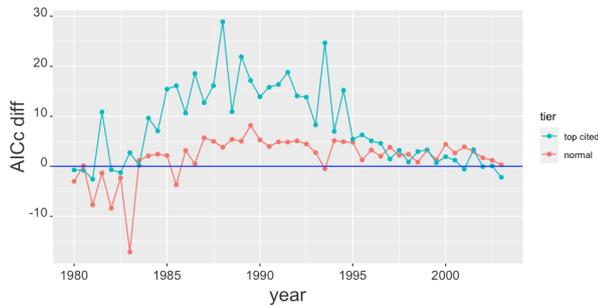


図 11: top-cited および normal 特許における log-normal と bi-exponential の AICc の差
(すなわち $AICc_{\text{log-normal}} - AICc_{\text{bi-exponential}}$)

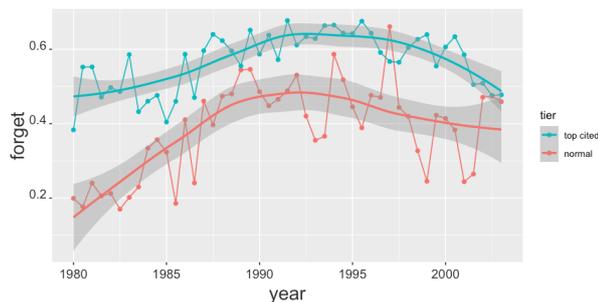


図 12: top-cited および normal 特許における忘却率

考えられる。まず、top-cited 特許においてはその技術とは本来関係が薄い隔たった分野からも注意を集めるため、話題性が薄れた後には忘却されやすい。一方、normal 特許で向けられていた attention は同業者など分野の近い人間からの注意であるために忘却が起こりにくい。この説の妥当性を、本研究の分析から判断することはできない。数値データだけではなく特許を作成する現場での聞き取り調査を行うなどして検証を進める必要がある。

最後に、本研究全体に対する limitation として、審査官引用の効果の検討の不足が挙げられる。本研究では発明者の引用のみを分析対象としたが、特許審査時に行われる審査官引用は発明者の引用とは異なった形で技術の重要性と関連することが報告されている [17]。そのため、今回の枠組みが審査官引用に対して適用可能であるか、あるいは審査官引用データを用いることで本研究の発見がどのように発展しうるかは未知である。今後はこのような観点も考慮してより包括的な研究を行う必要がある。

5. 結論

本稿では、日本における特許価値の経年変化を記述する妥当なモデルを開発し、モデルから得られたパラメータの分析により、日本の特許引用の時間減衰の背後にあるメカニズムを考察した。本研究で行った分析により、日本の特許データの時間減衰においても bi-exponential model が妥当なモデルであることが示された。ただし、出願数が少ない領域においてはあてはまりや予測力が悪くなる可能

性が示唆された。そして、妥当性を検証したモデルから算出されたパラメータの検討により、技術セクションごとに異なる忘却率の推移が見られること、新規出願数が増えるほど忘却率が高まるということが示された。また、日本においては引用件数の多い特許の方が忘却率が高くなるという、米国とは異なる傾向が確認された。

本研究は、日本の特許データを用いて時間減衰の理論的解析を行った初の研究である。本研究で行ったモデルの検証及び様々な実証分析は、分析ツールの整備として、同時に新たな仮説を導くための情報源としても今後の特許研究に貢献すると期待される。

謝辞 本論文の執筆にあたり、株式会社 AI Samurai 代表取締役社長で弁理士の白坂一氏、同社技術顧問の三上崇志氏の両名からは特許に関する経験・知識に基づく助言を頂いた。ご多忙のなか時間を捻出してくださった両名に深く感謝申し上げます。また、このような機会と多大なる支援を与えてくださったヒューマンウェアイノベーションプログラムの各位関係者に心よりお礼申し上げます。

各著者の貢献

- 第一著者はデータの収集、原稿の執筆を行った。
- 第二著者はデータの分析、原稿の執筆を行った。
- 第三著者は研究プロジェクトの管理、原稿の修正を行った。
- 第四著者は研究の指導を行った。

第一・第二著者は同等の貢献を行った。

参考文献

- [1] Rosenberg, N., 1996. Uncertainty and technological change. In: Landau, R., Taylor, R., Wroght, G. (Eds.), The Mosaic of Economic Growth. Stanford University Press, Stanford.
- [2] Csardi, G., Strandburg, K. J., Zalányi, L., Tobochnik, J., & Erdi, P. (2007). Modeling innovation by a kinetic description of the patent citation system. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 374(2):783-793.
- [3] Valverde, S., Solé, R. V., Bedau, M. A. & Packard, N. Topology and evolution of technology innovation networks. *Phys. Rev. E* 76, 056118 (2007).
- [4] Fritsch, M., & Kudic, M. (2016). Preferential attachment and pattern formation in R&D networks: Plausible explanation or just a widespread myth? (No. 2016-005). *Jena Economic Research Papers*.
- [5] 和田哲夫. (2009). 発明者による先行特許認識と特許後方引用. *RIETI Discussion Paper Series* 10. J. 001.
- [6] 鍋嶋郁, & 田中清泰. (2011). 中国, 日本, 韓国の技術革新ネットワーク-特許引用パターンを中心に (トレンドレポート). *アジ研ワールド・トレンド*, (191), 42-46.
- [7] 中西泰夫, 山田節夫 (2010), 「特許の価値と陳腐化率」, *社会科学研究*. vol. 61, no. 2, p. 79-96.
- [8] 中村健太 (2016) 「『IIP パテントデータベース』の開発と利用」, *国民経済雑誌*, 214 (2), 75-90.
- [9] Higham, K. W., Governale, M., Jaffe, A. B., & Zülicke, U. (2017). Fame and obsolescence: Disentangling growth and aging dynamics of patent citations. *Physical Review E*, 95(4), 042309.
- [10] Wang, D., Song, C., & Barabási, A. L. (2013). Quantifying long-term scientific impact. *Science*, 342(6154), 127-132.

- [11] Candia, C., Jara-Figueroa, C., Rodriguez-Sickert, C., Barabási, A. L., & Hidalgo, C. A. (2019). The universal decay of collective memory and attention. *Nature Human Behaviour*, 3(1), 82-91.
- [12] Elzhov, T. V., Mullen, K. M., Spiess, A., & Bolker, B. (2016). minpack.lm: R Interface to the Levenberg-Marquardt Nonlinear Least-Squares Algorithm Found in MINPACK, Plus Support for Bounds. R package version 1.2-1. <https://CRAN.R-project.org/package=minpack.lm>
- [13] Connerton, P. (2008). Seven types of forgetting. *Memory studies*, 1(1), 5971.
- [14] Candia, C., & Brian, U. (2020). “ The rising of collective forgetting and cultural selectivity in inventors and physicists communities, ” unpublished. (arXiv preprint arXiv:2008.06592)
- [15] Glänzel, W. (2004). Towards a model for diachronous and synchronous citation analyses. *Scientometrics* 60, 511-522
- [16] Burnham, K. & Anderson, D. (2002) *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*, 2nd edn. Springer, New York, New York, USA.
- [17] 和田哲夫 (2012) 「特許の私的経済価値指標としての特許引用と引用三者閉包」, RIETI Discussion Paper Series 12-J-030