



RIETI Discussion Paper Series 19-J-017

特許データと意匠データのリンケージ： 創作者レベルで見る企業における工業デザイン活動に関する分析

池内 健太
経済産業研究所

元橋 一之
経済産業研究所



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

<https://www.rieti.go.jp/jp/>

特許データと意匠データのリンケージ：
創作者レベルで見る企業における工業デザイン活動に関する分析¹

池内 健太(経済産業研究所・NISTEP) & 元橋 一之(東京大学・経済産業研究所・NISTEP)

(要旨)

新商品の競合製品に対する競争力の源泉として、技術的優位性(機能的価値)に加えて、デザイン優位性(意味的価値)に対する注目が高まっている。本研究では特許権データと意匠権データを発明者・創作者レベルで接続して、企業内のデザインイノベーションに関する組織について定量的な分析を行う。まず、日本特許庁に出願された特許権及び意匠権のデータから、発明者・創作者の同一人物の同定(Disambiguation)を行うために、(同姓同名の問題が起こりにくい)レアネーム情報を活用して、教師データを作成し、機械学習を用いた分類モデルを作成した。このモデルによって推計された発明者IDと創作者IDを相互に接続することで、特許発明と意匠創作の両者を行っているデザイナーの特定を行った。次に、この情報を用いて特許発明に対する意匠創作者の参画状況を時系列、意匠種類別に整理した。その結果、発明活動と意匠活動の役割分担(Division of Innovative Labor)が進んでいることが分かった。更に、この役割分担は大企業の特許出願人で特に進んでいることが確認できた。その背景には、イノベーション活動の専門分化・細分化が進み、また外部デザイナーの活用やオープンイノベーションの進展が影響していると考えられる。

キーワード：特許データ、意匠データ、発明者識別、デザインイノベーション

JEL Code : O31, O34

RIETI ディスカッション・ペーパーは、専門論文の形式でまとめられた研究成果を公開し、活発な議論を喚起することを目的としています。論文に述べられている見解は執筆者個人の責任で発表するものであり、所属する組織及び(独)経済産業研究所としての見解を示すものではありません。

¹ 本稿は、(独)経済産業研究所(RIETI)におけるプロジェクト「IoTの進展とイノベーションエコシステムに関する実証研究」の成果の一部である。なお、本稿の作成にあたっては吉岡徹氏(東京大学工学系研究科)から貴重な示唆をいただいた。また、RIETIにおけるDP検討会における有意義なコメントに対しても感謝の意を表したい。

1. はじめに

意匠権は工業デザインを保護する知的財産権である。意匠の新規性はあくまで製品の外観（デザイン）や形状にあり、産業技術を保護することを目的とした特許権とは異なる。デザインによる製品の差別化を行うことが重要な産業（日用品や家電、エレクトロニクス製品など）においては、意匠権による発明保護が頻繁に行われている。また、意匠権の審査は特許権と比べて比較的短期間で行われ、出願や維持に関する料金も安価なため、製品発明に関して、特許権を補完する役割を有している。

このように意匠データは企業のデザインイノベーションを分析するために有益な情報となるが、技術的イノベーションを示す特許データと比べて利用が進んでいない。その背景には、特許権に関する IIP パテントデータベース (Goto and Motohashi, 2017) のような網羅的な研究者データベースが存在しないことがある。特許権については 1990 年代から米国特許商標庁の公開データをベースにした NBER パテントデータベースが整備され、多くの実証研究に用いられるようになった (Hall et al., 1998)。一方で意匠情報については欧米の研究者において研究対象として注目されてこなかった。

日本における意匠権データを用いた研究は、エレクトロニクス企業について意匠権創作者と特許権発明者を接続することによって両者の関係について分析したもの (吉岡 (小林), 2015)、デザインイノベーションを把握するための意匠権データの有用性について分析したもの (Yoshioka et al., 2018) などの研究成果がある。また、2016 年になって、文部科学省科学技術・学術政策研究所 (NISTEP) から特許庁が公表する意匠権情報を網羅的に取り入れた研究者用データベースが公開された (元橋・池内・党, 2016)。

本論文においては、この NISTEP の意匠データベースと IIP パテントデータベースを意匠創作者・特許発明者レベルで接続し、意匠権データの特性を創作者レベルで分析した。その結果、意匠権全体のうちおおむね半数程度は、特許発明も行っているエンジニアによって創作されていることが分かった。つまり、企業内において、製品開発における外観（デザイン性）の改良と技術開発（エンジニアリング）が同一人物によって行われることが多いということである。ただし、この傾向は最近薄まりつつあり、特に大企業においては意匠と特許の作業分担が進んでいることが分かった。

以下、次節においては、データベースの作成方法について述べる。IIP パテントデータベースと NISTEP 意匠データベースにおける発明者、創作者の発明者識別

(Disambiguation: 同姓同名の異なる人物を識別する作業) を行い、その上で両者を接続するという 2 段階でデータ作成を行った。その次に意匠権における発明者によって創作されたものとそうでないものの比較を行った。最後に結論と本研究から得られた政策的インプリケーションについて述べる。

2. 発明者と創作者に関するデータベースの作成

2-1. IIP パテントデータベースの発明者識別

IIP パテントデータベースの発明者テーブル (inventor) には、各特許のそれぞれの発明者の氏名と住所が収録されているが、別々の特許に共通の発明者の識別子は存在しない。氏名や住所が同一の発明者の集合は同一人物である可能性が高いが、氏名と住所のみを用いて同一人物性を特定することにはいくつかの点で問題がある。職務発明の場合、住所には発明者の勤務先の住所が記載されていることが通例であるが、事業所の移転や転職や出向など、勤務先の変更によって同一人物であったとしても住所が変更する可能性がある。一方、市区町村の統廃合などの理由によって実質的には移転がないにも関わらず、住所の表記が変わる場合もある。他方、氏名が同一であったとしても、同姓同名の別人である可能性もある。

そこで、本研究では機械学習手法に基づく発明者の同一人物性の判定を行う。機械学習手法では教師データに基づいてモデルのパラメータのチューニングとモデル選択 (学習) を行い、得られた学習済みモデルを用いて、全体のデータのパターンを予測する。そのため、機械学習手法を適用するためには信頼に足る教師データを用意することが不可欠である。本研究では電話帳から抽出したレアネームの情報に基づいて教師データを構築し、発明者の同一人物性の識別モデルを同定する。

具体的には、複数年の電話帳に1回もしくは1度も掲載されていない発明者の氏名をレアネームと定義する。レアネームに含まれる同一の氏名を持つ発明者のグループを同一人物の発明者のグループとする教師データを構築する。母集団を代表性していることが教師データの信頼性の条件であるが、発明者の氏名と発明者の特性が独立であると仮定することは自然であり、レアネームを用いた教師データは母集団を代表していると考えられる。

教師データから同一のレアネームを持つレコードのペアと異なるレアネームを持つレコードのペアをそれぞれ無作為に200万件抽出し、合計400万件のレコードペアを元に分類器 (classifier) をあてはめた。代表的な分類器として、3種類のナイーブベイズモデル (Bernoulli, Gaussian, Multinomial)、2種類の判別分析モデル (線形判別、2次判別分析)、ランダムフォレスト、XGBoost にそれぞれ教師データをあてはめ、F1スコアを基準としてモデル選択する。なお、ランダムフォレストとXGBoostのハイパーパラメータは5分割交差検証 (5-fold cross validation) を用いて、教師データのF1スコアに基づいて決定する。

ここで、F1スコアとは適合率 (precision) と再現率 (recall) の調和平均であり、適合率は同一人物であると予測されたレコードペアの数に占める実際に同一人物であるレコードペアの数の割合、再現率は実際に同一人物であるレコードペアのうち実際に同一人物であるレコードペアの数の割合を指している。適合率と再現率はトレードオフの関係にあり、F1スコアを用いることによって適合率と再現率がバランスするような分類器及びパラメータを選択することになる。

分類器の学習は前述の通り、特許-発明者単位のレコードのペアのデータについて行

われ、予測子として用いた変数は各レコードペアの類似性を表す数値のベクトル (similarity profile) であり、ベクトルの要素は以下の5つである。

- ① 共同発明者：一致する共同発明者の数（本人除く）、最大6で打ち切り
- ② 特許の技術分類（筆頭 IPC）：
 - 4桁レベルで一致→4
 - 3桁レベルで一致→3
 - 1桁レベルで一致→2
 - いずれかのレコードでIPCが欠損→1
 - それ以外→0
- ③ 出願人の名前：一致する数（最大6で打ち切り）
- ④ 発明者の所属先：
 - 一致していれば2
 - どちらかのレコードで所属先が判別できなければ1
 - それ以外は0
- ⑤ 発明者の住所：
 - 号レベルで一致していれば5
 - 番地レベルで一致していれば4
 - 丁目レベルで一致していれば3
 - 市区町村レベルで一致していれば2
 - 都道府県レベルで一致していれば1
 - それ以外は0

なお、各特許のそれぞれの発明者の所属先は、当該発明者と住所の一致する当該特許の出願人を所属先とすることで識別する。もしいずれの出願人とも住所が一致しない場合はその発明者の所属先は判別不能とする。

学習済みの分類器によってレコードペアごとに同一人物である予測確率が計算されるが、同一人物であると判定すべき予測確率の閾値を決める必要があり、また同一人物のレコードの集合（クラスター）を構成する必要がある。そこで、次に、学習済みの分類器を用いてクラスタリングを行う。氏名が異なれば別人物である可能性が高いため、Ikeuchi et al. (2017)と同様の方法であらかじめ同一の氏名を持つグループにデータを分けておき、各グループ内の全てレコード間の予測確率を学習済み分類器に基づいて計算し、予測確率の行列を構成する。この予測確率の行列に基づいて、クラスタリングを行う。その際、クラスタリングの手法の選択とパラメータの調整が必要であり、そのためには教師データが必要となる。

クラスタリングは同一の氏名を持つグループの中で行われるため、本来は教師データにも同姓同名の別人を含む教師データを用意する必要がある。しかしながら、同姓同名の別人を含む特許発明者に関する教師データを構築することは困難である。そのため、

本研究ではレアネームと電話帳に掲載された氏名の出現頻度の分布情報を用いて、同姓同名の別人を含むクラスタリング用の教師データを仮想的に構築し、クラスタリングの手法選択とパラメータの調整に利用することとした。

クラスタリング用の教師データの構築方法は以下のとおりである。まず、電話帳に掲載されている各氏名の出現頻度を集計し、氏名の出現頻度の分布を得る。次に、氏名の出現頻度の分布から特許発明者のユニークな氏名の数の分だけ、氏名を無作為に抽出し、特許発明者の氏名の出現頻度の経験分布を構成する。そして、レアネームのリストから無作為に氏名を抽出し、特許発明者の氏名の出現頻度の経験分布に従って、無作為にグループを構成する。これにより、単一のレアネームで構成されるグループと複数のレアネームで構成されるグループが存在することになり、レアネームの情報を用いてクラスタリングの教師データとして利用することが可能となる。本研究では2万のグループを抽出し、教師データとして利用する。

クラスタリングの手法は階層クラスタリングとDBSCAN、グラフ分割法である。上記で構築された教師データを用いて、それぞれの手法のパラメータをグリッドサーチによって調整し、モデルを選択した。パラメータとモデルの選択基準は分類器の学習の場合と同様にF1スコアを用いる。

分析対象とするデータは23,299,337レコードの特許発明者であり、それに含まれるユニークな氏名の数は1,675,133件である。F1スコアの基準で最終的に選択された分類器は「ランダムフォレスト」(F1スコアは96.3%)、クラスタリング手法は「グラフ分割法」であり、クラスタリング用の教師データから無作為に抽出した検証用データへの適合率は98.0%、再現率は96.3%、F1スコアは97.1%と高い精度を示している。全データに学習済みの分類器及びクラスタリング手法を適用した結果、2,577,432人の発明者が識別された。そのため、発明者1人あたりの平均特許数は約9件である。

2-2. NISTEP 意匠データベースの創作者識別

意匠の創作者の同一人物性の識別については、上述の特許発明者の場合と同様の方法で行った。ただし、分類器の学習に用いる属性として、共同発明者の代わりに共同創作者を用い、技術分類の代わりに意匠分類を用いた。また、特許発明者と意匠創作者ではユニークな氏名の数が大きく異なっているため、氏名の出現頻度の経験分布は意匠創作者の氏名の数の情報をもとに別途推定し、クラスタリング用の教師データを構成した。

分析対象としたのは672,815レコードの意匠創作者であり、そのうちユニークな氏名の数は110,270件である。F1スコアの基準で選択された分類器は「ランダムフォレスト」(F1スコアは98.0%)、クラスタリング手法は「グラフ分割法」であり、検証用データへの適合率は99.9%、再現率は99.4%、F1スコアは99.7%と非常に高い精度を示している。全データに学習済みの分類器及びクラスタリング手法を適用した結果、118,027人の創作者が識別された。そのため、創作者1人あたりの創作意匠数は平均で

約 5.7 件である。

2-3. 発明者・創作者の接続

IIP パテントデータベースと NISTEP 意匠データベースの発明者・創作者について、それぞれ識別 ID が付与されている状態から、両者を接続するプロセスについて述べる。ここでは主に姓名情報と所属機関情報（意匠権や特許権の出願企業）を用いて行うが、同一所属機関内に同姓同名の人物が存在する場合がある。例えば、IIP パテントデータベースには 2,769,242 件の異なった姓名＋所属機関ペアが存在するが、そのうち識別作業の結果、一人の人物であると特定できたのは 2,685,389 件である。つまり、8 万件弱については同じ所属機関（例えば、パナソニックなどの大量に発明者を抱える機関）内の同姓同名の異なる人物が存在することが識別作業の結果として明らかになったということである。また、発明者と創作者のレコードについて機関と姓名が一致したからといって、この両者が同一人物であるとも限らない。同姓同名で別のエンジニアとデザイナーである可能性がある。

そこで、ここでは姓名と所属機関の他、出願された特許、意匠の内容も参照して両者の接続を行うことにした。具体的には、以下の方針をとることとした。

- ・特許出願と意匠出願のタイミングが異なるペアを違う人物とする。
- ・出願特許と出願意匠の関連性が高いペアを同一人物とする。

前者については、特許出願の期間と意匠出願の期間にズレがある場合（つまり、最後の特許出願年が最初の意匠出願年より前の場合、またはその逆）異なるペアとした。まず、これらの異なるペアを除いたうえで、後者について分析を行った。

後者については、まず特許分類と意匠分類のコンコーダンステーブルを作成することとした。具体的には、同一機関、同一姓名の発明者、創作者を同一人物と見なして、発明者・創作者毎の特許分類（IPC クラス）と意匠分類（日本意匠分類大分類）の対応マトリックスを作成した。² この対応マトリックスを用いて、識別後の特許発明者それぞれの出願特許ベクトル（IPC クラスごとの出願数）を意匠分類ベクトル（日本意匠分類大分類ごとの出願数）に変換して、識別後の意匠創作者の意匠分類ベクトルとの間の Cosign 類似度を測って、類似度の大きいものを同一人物とすることとした。

ここで問題になるのは、同一人物とみるための Cosign 類似度に関する閾値の設定である。この閾値を低くとると異なる人物があやまってマッチされる確率（False Positive）が高くなり、逆に高くとると本来マッチされるはずの人物がマッチされない確率（False Negative）が高くなる。この閾値のチューニングは、2-1、2-2 の識別作業で使ったレアネームの情報を用いて行った。具体的には、レアネームについては

² この時点では同姓同名の問題で異なる人物がマッチされることもありうるが、同一機関（企業）内の人物としていることから、産業分類などの企業特性はコントロールさせており、人物間のミスマッチによる誤差は小さいと判断した。

同姓同名の異なる人物は存在しないという前提のもと、所属機関及び姓名から出願人の創作者でマッチされた情報からレアネームに該当するペアを同一人物として、この Cosign 類似度を正解データとした。同一機関において、上記で求めたレアネームと異なる姓名をもつペアの Cosign 類似度を不正解データとした。

これらの Cosign 類似度の分布から、閾値の値ごとの True Positive (TP: 正しく同一ペアであると識別されるものの割合) 及び True Negative (TN: 正しく違うペアであると識別されるものの割合) を示したものが図 1 である。例えば、Cosign 類似度の閾値を 0.1 とすると、TP の割合が 80% (逆に False Negative は 100-80 の 20%)、TN の割合は 50% (逆に False Positive は 100-50 の 50%) で、閾値を上げていくと TP は下がり (本来同一人物であるが、違うペアであると判断される確率が高まるので)、TN は上がる (異なる人物のペアが違う人物であると判断される確率が高まるので)。図 1 のとおり、Accuracy Rate (TP と TN の平均) は 0.2 で最大となり、TP と TN の割合もほぼバランスしていることから、ここでは閾値を 0.2 として発明者と創作者が同一人物であることの判定を行った。

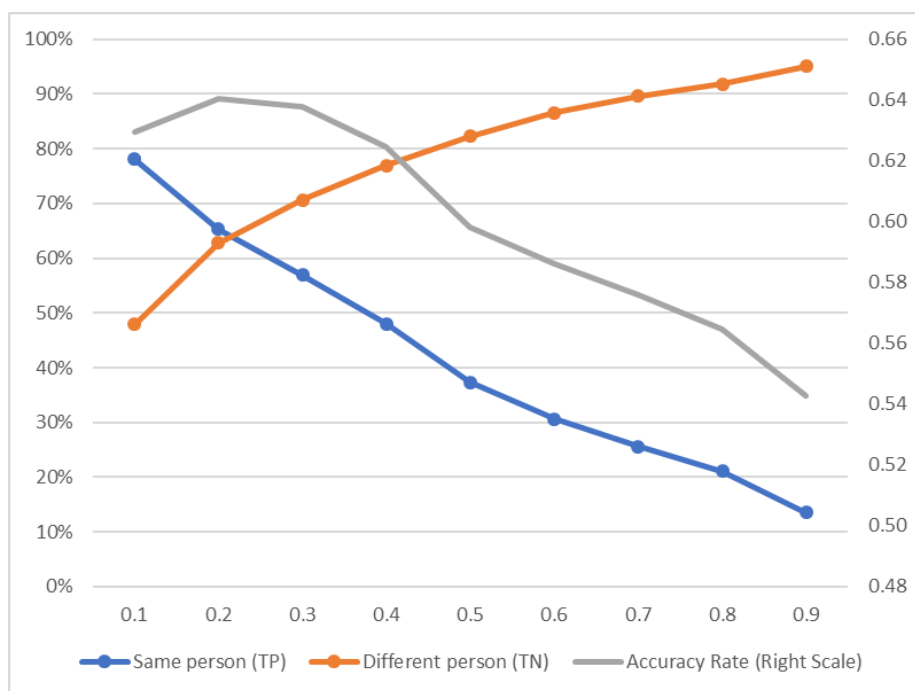


図 1 : レアネームをつかった Cosign 類似度閾値のチューニング

また、今回レアネームとして電話帳のデータを用いたが、プライバシーの観点から電話帳掲載を行わない人が相当数存在することから、レアネームから作った正解データに問題がある可能性がある。従って、電話帳のレアネームを姓と名に分解して、それぞれの頻出割合の逆数をかけたものをレアネームリストの中のレア度として、ロバストネスチェックを行った。具体的には、レア度が上位 5%、上位 25% の 2 段階でレアネームを絞

って（よりレアである可能性の高い名前の絞り込み）上記の Same Person (True Positive)の結果と比較した。図2にその内容を示すが、Cosign 類似度と TP の関係にほとんど変化は見られなかった。

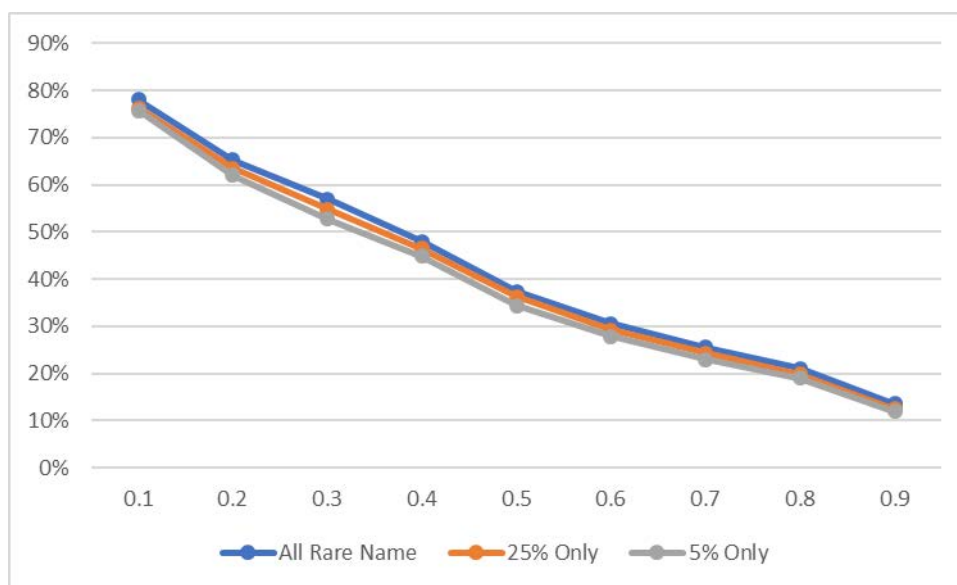


図2：電話帳レアネームに関するロバストネスチェック結果

Cosign 類似度の閾値として 0.2 は小さい値の印象があるが、これは電話帳レアネーム（正解データ）の精度に問題があるのではなく、特許技術分類と意匠商品分類の類似度（Cosign 類似度）の識別力が弱いことにある。今回、閾値としてとった 0.2 において Accuracy Rate が最大となったが、その値は 0.65 で、精度としては 2/3 程度ということになる。従って、ここでの作業の結果にはかなりの誤差（FP や FN）が存在しているということに留意が必要である。

3. 分析結果

ここでは、NISTEP 意匠データのうち 1998 年～2013 年に出願された意匠、約 38 万件について、発明者を創作者として含む意匠（発明者有）とそうでない意匠（発明者無）の比較を行った。

まず、表 1 は意匠分類グループごとに発明者有の意匠割合を見たものである。まず、約 38 万件の意匠のうち、約 6 割の約 22 万件の意匠について、特許発明者が創作者として参画していることが分かった。グループ別にみると L グループ（土木建築用品）が 72.4%、H グループ（電気電子機械器具及び通信機械器具）が 69.0% と割合が高くなっている一方で、A グループ（製造食品及び嗜好品）や B グループ（衣服及び身の回り品）において、発明者を含む意匠割合が低くなっている。

	発明者無	発明者有	有割合
Aグループ（製造食品及び嗜好品）	436	105	19.4%
Bグループ（衣服及び身の回り品）	15,000	6,313	29.6%
Cグループ（生活用品）	21,045	16,912	44.6%
Dグループ（住宅設備用品）	14,433	31,032	68.3%
Eグループ（趣味娯楽用品及び運動競技用品）	8,488	6,784	44.4%
Fグループ（事務用品及び販売用品）	22,206	21,258	48.9%
Gグループ（運輸又は運搬機械）	11,569	10,565	47.7%
Hグループ（電気電子機械器具及び通信機械器具）	24,031	53,483	69.0%
Jグループ（一般機械器具）	10,574	16,831	61.4%
Kグループ（産業機械器具）	12,763	16,288	56.1%
Lグループ（土木建築用品）	11,955	31,385	72.4%
Mグループ（A～Lに属さないその他の基礎製品）	9,443	11,376	54.6%
合計	161943	222332	57.9%

表 1：意匠分類グループごとの発明者の有無

次に図 3 は、発明者有無について意匠出願のタイムトレンドを見たものである。2000 年代の前半から意匠出願件数はやや減少傾向にあるが、減少分は主に発明者有の意匠件数からきている。つまり、発明者有の意匠割合は減少傾向にあることが見て取れる。なお、意匠権は出願されたものすべてが審査の対象となる（特許における審査請求制度が存在しない）。その一方で、登録された意匠のみが公開情報として表れる。その関係で NISTEP のデータベースにおいて 2013 年についてはすべての出願特許の状況がデータに現れてきていない状況にあるが、発明者無の意匠件数が、発明者有のものを上回っている。従って、最近では、半数以上の意匠は発明者を含まないものとなっていると考えられる。

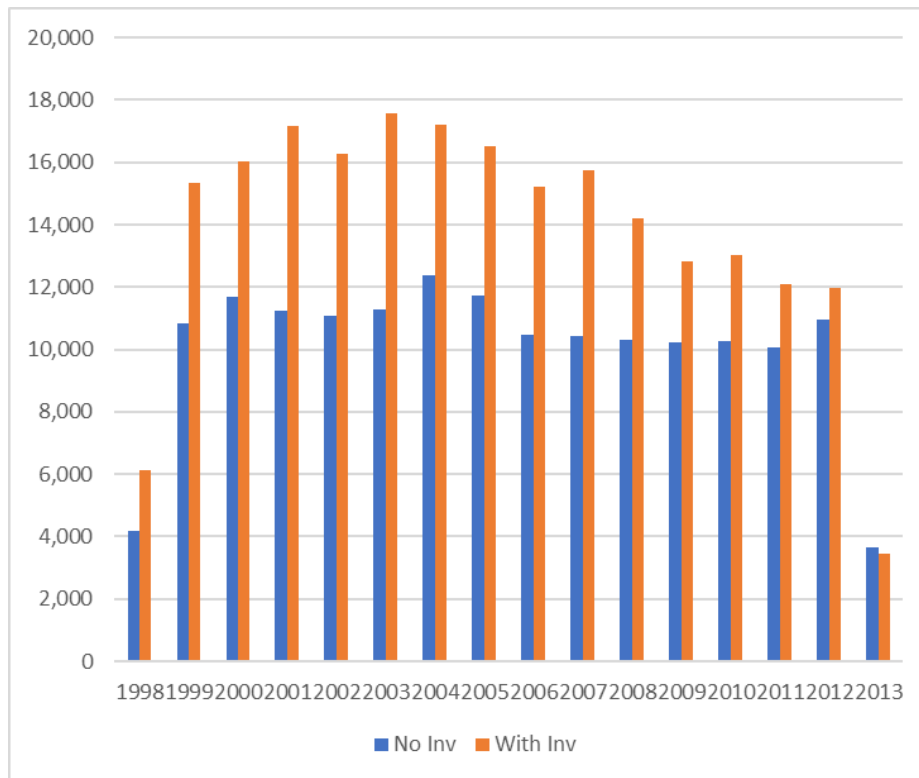


図3：発明者の有無別に見た意匠権出願件数の推移

図4は、出願人別に発明者有特許割合を見たものである。ここでは、特許出願件数が1,000件を超える企業と1,000件以下の企業に分類したもの他、特許出願数が10,000件以上の大手企業に絞った状況についても見ている。発明者有の意匠件数は特許の大口出願人の方が高くなっている。しかし、減少トレンドは大口出願人の方に顕著にみられる。1,000件を超える企業も10,000件以上の大手企業もほぼ同様にトレンドとなっているが、2007年前後から発明者有の出願意匠割合が低下してきている。大手企業を中心に新商品開発にあたって、エンジニア（発明者）とデザイナー（創作者）の役割分担が進んでいることがうかがえる。

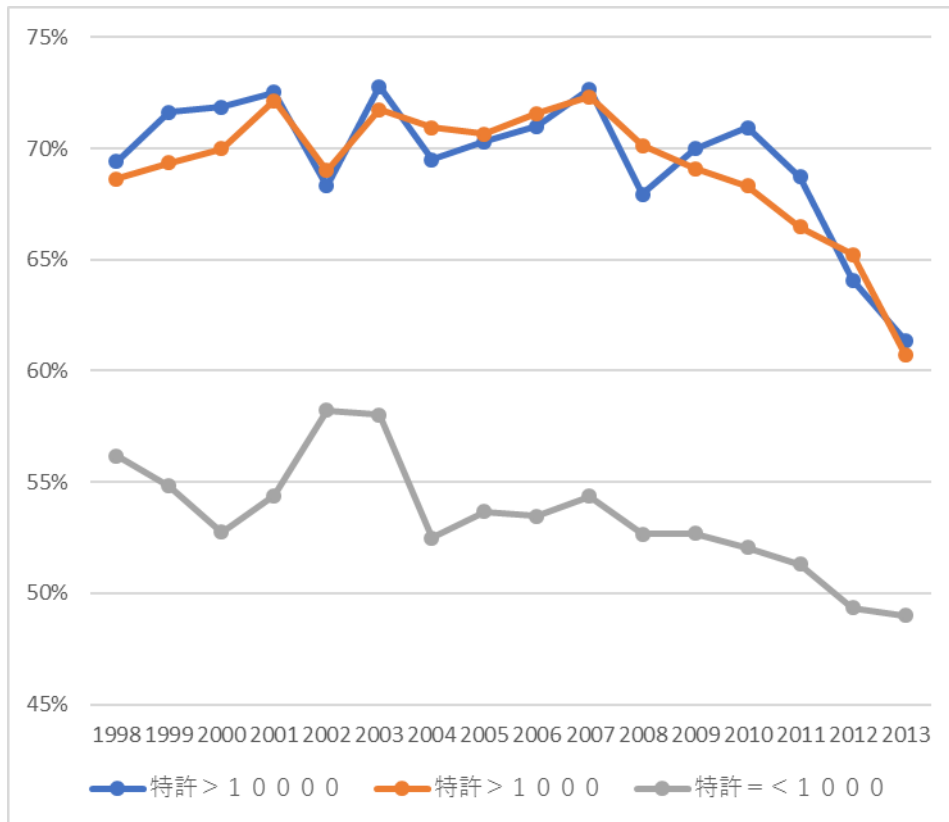


図4：発明者有特許割合（出願人タイプ別）

図5は、発明者有の意匠権の特性について見たものである。ここでは、関連意匠の本意匠となっているものの割合、意匠権の拒絶理由として審査官引用されている意匠であることの割合及び部分意匠の対象となっている意匠の割合について発明者の有無の違いを見ている。すべての項目について発明者有意匠は発明者無意匠を上回っている。

まず、関連意匠制度は一つのデザインコンセプトに基づいて多数のバリエーションについて同等の価値を有するものとしてまとめて権利保護を認めるもので、本意匠の登録広報発行までにそのバリエーションを意匠権（関連意匠）として出願できるものである。関連意匠とすることで出願料などのコストも大きくなるので、通常在意匠権と比べて経済的な価値が大きな意匠（群）であるといえることができる。あるいは、デザインコンセプトに基づいてバリエーションが生まれる製品特性を反映したものと考えられることができる。これらの意匠権（の対象となっている製品）は、純粋なデザイナーではなく、特許発明者でもあるエンジニアによって創作される割合が高いことを示している。

次に審査官による被引用文献として使われている意匠権は、後継のデザインに影響を与えていると解釈すれば、特許における被引用件数と同様、より価値の高い意匠権であ

ることができる。³ 関連特許割合の結果と併せて解釈すれば、特許出願人が関与する意匠権は、そうでない意匠権と比べて、外見的優位性（デザイン性）に加えて機能性にも優れているという側面を持っている可能性が高く、経済的にもより価値が高い意匠権である可能性が高い。

最後に部分意匠であるが、本来、意匠権が独立した製品の外観を対象とするものであるが、製品の一部について特徴となる部分について意匠権を認めるという制度である。部分特許は、やはりその部分に機能的な有用性を有している可能性が高く、発明者（エンジニア）が関与して創作されたものの割合が高くなると解釈できる。

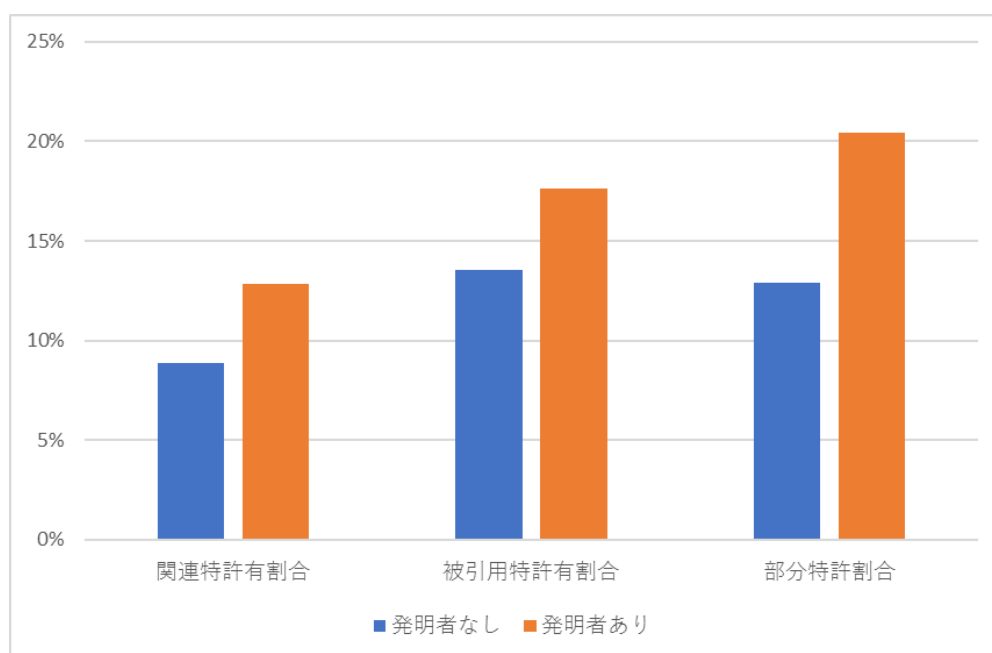


図5：発明者の有無による意匠権特性の違い

最後に発明者の有無による意匠権の特性について総合的に検討するために、発明者の有無を被説明変数とする記述的回帰分析を行った。説明変数は以下のとおりである。

- ・ $\text{Log}(\text{被引用意匠件数} + 1)$
- ・ $\text{Log}(\text{関連意匠件数} + 1)$
- ・ (本意匠に対する) 関連意匠ダミー
- ・ 部分意匠ダミー
- ・ $\text{Log}(\text{当該意匠出願人の出願特許件数} + 1)$: pcount

³ ただし、意匠権の審査は外見や形状の新規性のみを問うものであり、特許権のように技術的な進歩のベースになる (Standing on the shoulder) ものではない。ただし、被引用件数が多い意匠は、新しいスタイル (例えば携帯電話における折り畳み式など) における先導的なものである可能性が高い (Chan et al., 2018)。

- ・ Log(当該意匠出願人の意匠出願件数+1) : dcount
- ・ 2006年以降ダミー : after
- ・ Pcount 及び dcount と after の交差項

なお、意匠分類ごとの違いをコントロールするために意匠大分類のダミー変数、After を使わない推計モデルについては、タイムトレンドをコントロールするための出願年ダミーを入れて推計した。回帰モデルとしてはロジスティックモデルを使っている。

	(1)	(2)	(3)	(4)
Log(被引用数+1)	0.193 [0.010]**	0.144 [0.010]**	0.025 [0.003]**	0.149 [0.010]**
Log(関連意匠数+1)	0.23 [0.014]**	0.181 [0.014]**	0.18 [0.004]**	0.182 [0.014]**
関連意匠ダミー	0.264 [0.010]**	0.208 [0.011]**		0.205 [0.011]**
部分意匠ダミー	0.213 [0.009]**	0.162 [0.010]**		0.161 [0.009]**
Log(出願企業特許数+1):pcount		0.014 [0.002]**		0.024 [0.003]**
Log(出願企業意匠数+1):dcount		0.189 [0.003]**		0.173 [0.004]**
2006年以降ダミー (after)			-0.146 [0.024]**	-0.165 [0.024]**
pcount*after			-0.021 [0.004]**	-0.023 [0.004]**
dcount*after			0.036 [0.006]**	0.041 [0.006]**
定数項	-1.866 [0.433]**	-3.316 [0.434]**	-2.814 [0.433]**	-2.95 [0.433]**
意匠分類ダミー	有	有	有	有
出願年ダミー	有	有	無	無
サンプル数	345,822	345,822	345,826	345,826

* p<0.05; ** p<0.01

表 2 : 記述的回帰分析結果

分析結果として、まず図 5 で見た関連意匠、被引用意匠及び部分意匠との関係については、他のファクターをコントロールしたモデルについても、すべて統計的に有意であることが確認できた。なお、関連意匠については、関連意匠ダミー（本意匠に対する関連意匠となっているかどうか）についても正で統計的に有意になっていることから、発明

者有の意匠権の割合は、関連意匠全体を含めたデザインファミリー全体において高いことが確認された（本意匠と関連意匠は同一創作者によるものの可能性が高いためある意味、自明の結果ではあるが）。

タイムトレンドについては、After がマイナスで統計的有意なので、全体的には創作者と発明者の分業が進んでいる結果となった。また、pcount と After の交差項がマイナスになっていることから（モデル4）、大口特許出願人においては創作者と発明者の分業がより進んでいるという図4で見た内容についても確認できた。なお、意匠権の出願件数と発明者有の意匠割合には正の相関関係があり、dcount と after の交差項が正で統計的有意となっていることから、大口意匠出願人において、創作者と発明者の融合がより進んでいる（大口特許出願人とは逆の結果）となった。

4. 結論と政策インプリケーション

本研究においては、日本特許庁に出願された特許権及び意匠権のデータから、発明者・創作者の同一人物の同定（Disambiguation）を行った。更に、それぞれのデータベースにおける発明者 ID と創作者 ID を相互に接続することで、特許発明と意匠創作の両者を行っているデザイナーの特定を行った。次にこの情報を用いて特許発明に対する意匠創作者（及び意匠創作に対する特許発明者）の参画状況を時系列、意匠種類別に整理した。まず、半数以上の意匠権の創作者は特許発明者でもあることが確認できた。ただし、両者が融合している意匠権の割合は下がってきており、発明活動と意匠活動について、人レベルの役割分担（Division of Innovative Labor）が進んでいることが分かった。更に、この役割分担は大手の特許出願人で特に進んでいることが確認できた。

デザイン活動は企業競争力における重要な要素であることは多くの実証研究で証明されている（D’Ippolito, 2014）。新興国の技術的キャッチアップが進む中、日本企業においてもデザイン力による製品競争力に興味が高まっている。しかし、経済産業省の調査によるとデザイン力を企業競争力の源泉と考えている企業は10%以下である（経済産業省、2012）。また、日本企業のデザイン活動は自前のデザイナーで行われることが中心であり、IDEOのようなデザイン専門企業が育つ環境にない。このような状況において、2018年5月に特許法より公表された「デザイン経営宣言」では、企業のデザイン活動への取り組みを後押しする政策として、高度デザイン人材の育成や海外からの人材獲得などが挙げられている。

このような状況において、企業におけるデザインイノベーションを分析するための情報として、意匠権データに対する期待が高まっている。ただ、意匠権をデザインイノベーションの代理変数として用いるためには注意が必要であることが分かった。まず、これまで登録された意匠権の半数以上は、特許発明者によって創作されたものであり、製品の技術的特性を相当程度含んだ指標であることを認識すべきである。意匠権は、あくまで工業デザインを保護するための知的財産権であり、外見的な優位性といったデザイ

ンとしての特性に焦点を当てたものではない。少なくとも、部分意匠のように製品全体としての外形を保護するものではない場合、デザインイノベーションの指標からは外すべきであると考えられる。

ただし、大企業を中心にデザイナーとエンジニアの役割分担を進めている動きが見られることには注目すべきである。製品開発において企業内のエンジニアが意匠創作も行うエンジニアリング型工業デザインから、独立のデザイナーを抱えて製品開発において、機能だけでなくデザイン性（意味的価値）を重視する動きを反映したものと思われる。この点については、出願人（企業）毎の特性に着目して、より詳細な分析を行うことが重要である。美観については、グッドデザイン賞などのデザイン性に関する客観的な指標を用いることが有効である（古河、2019）。

また、本研究においては発明者が関与する意匠権に着目したが、逆に、意匠創作者が関与する特許発明について分析することが考えられる。画期的な技術イノベーションにおいてデザイナーが重要な役割を果たすことが分かっている（吉岡（小林）、2018）。意匠創作者の詳細な特性を明らかにすることで、優れた製品デザインの創作者が関与する発明特許について定量的な分析が可能となる。意匠権データを用いた分析は欧米においても進んでおらず、日本のデータから世界をリードする研究成果が生まれる可能性が期待される。

参考文献

- Chan, T. H., Mihm, J. and M. E. Sosa (2018), On styles in product design: An analysis of US design patents, *Management Science*, 64(3) 1230-1249
- D’lippolito, B (2014), The importance of design for firm's competitiveness: a review of the literature, *Technovation*, 34(2014) 716-730
- Yoshioka-Kobayashi, T., Fujimoto, T., Akiike, A. (2018), The validity of industrial design registrations and design patents as a measurement of "good" product design: A comparative empirical analysis, *World Patent Information*, 53, 14-23
- 経済産業省（2012）、「モノづくり白書 2012」、経済産業省製造産業局参事官室、平成 24 年 5 月
- 古河耀元（2019）、「外部デザイナーの関与が企業のデザイン活動に与える影響：家電メーカーの登録意匠情報とデザイン賞受賞者情報による実証分析」東京大学工学系研究科技術経営戦略学専攻修士論文、平成 31 年 2 月
- 元橋一之・池内健太・党建偉（2016）、「意匠権及び商標権に関するデータベースの構築」文部科学省科学技術・学術政策研究所、調査資料 No.249
- 吉岡（小林）徹（2018）、「革新的な製品に含まれるデザイナー発の技術イノベーション」『マーケティング・ジャーナル』38(1), 21-37

吉岡（小林） 徹（2015）、『デザイン開発と技術開発の協働の効果—家電産業における実証分析—』東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻博士論文