



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

価格比較サイトのビッグデータと機械学習手法を用いた物価指数の試算: 品質調整方法の比較分析と妥当性の検証

安部 展弘*

nobuhiro.abe@boj.or.jp

篠崎 公昭*

kimiaki.shinozaki@boj.or.jp

No.18-J-6
2018年7月

日本銀行
〒103-8660 日本郵便（株）日本橋郵便局私書箱 30号

* 調査統計局

日本銀行ワーキングペーパーシリーズは、日本銀行員および外部研究者の研究成果をとりまとめたもので、内外の研究機関、研究者等の有識者から幅広くコメントを頂戴することを意図しています。ただし、論文の中で示された内容や意見は、日本銀行の公式見解を示すものではありません。

なお、ワーキングペーパーシリーズに対するご意見・ご質問や、掲載ファイルに関するお問い合わせは、執筆者までお寄せ下さい。

商用目的で転載・複製を行う場合は、予め日本銀行情報サービス局 (post.prd8@boj.or.jp) までご相談下さい。転載・複製を行う場合は、出所を明記して下さい。

価格比較サイトのビッグデータと機械学習手法を用いた 物価指数の試算：品質調整方法の比較分析と妥当性の検証*

安部 展弘[†]、篠崎 公昭[‡]

2018年7月

【要 旨】

本稿では、価格比較サイト「価格.com」が格納している電気機器・情報通信機器のビッグデータに対し、機械学習手法を用いて販売終了製品とその後継製品を高い精度でペアリングする手法を適用することで、主要 20 品目の品質調整済み物価指数を試験的に作成した。その際、適用する品質調整方法の違いが指数に及ぼす影響を比較分析することで、その妥当性を検証した。分析の結果、日本銀行が近年提案した品質調整方法の一つである「オンライン価格調整法」を適用した物価指数は、精度の高い「ヘドニック法」を適用した指数とも概ね一致するうえ、作成コストが低く、費用対効果に優れていることが示された。また、ビッグデータを用いて物価指数を作成する際によく利用される「マッチド・モデル法」を適用した指数は、家電製品のモデルチェンジに伴って実施されることの多い製品の実質値上げ（値戻し）の影響を適切に捕捉できず、指数に顕著な下方バイアスをもたらすことが判明した。こうした結果を踏まえると、物価指数の作成にあたり、適切な品質調整手法を選択することの重要性が改めて示唆される。

キーワード：物価指数、品質調整手法、ヘドニック・アプローチ、サポート
ベクターマシン

JEL 分類番号：C43、C45、E31

* 本稿のドラフトは、2018年5月にスイス・ジュネーブで開催された UNECE-ILO 共催「CPI 専門家グループ会合」(Meeting of the Group of Experts on Consumer Price Indices) において報告された。本稿の作成過程では、同会合の出席者のほか、大久保友博氏（日本銀行短期リサーチスタッフ〈当時〉）および日本銀行の多くのスタッフから貴重なコメントを頂戴した。記して感謝したい。ただし、あり得べき誤りはすべて筆者らに帰する。なお、本稿中の意見・解釈にあたる部分は筆者ら個人に属するものであり、日本銀行および調査統計局の公式見解を示すものではない。

[†] 日本銀行調査統計局 (nobuhiro.abe@boj.or.jp)

[‡] 日本銀行調査統計局 (kimiaki.shinozaki@boj.or.jp)

1. はじめに

物価指数は、一般物価水準の変動の把握を主な目的として、品質を固定した財・サービスの価格を継続的に調査し、特定の基準時点の価格を100として、現時点の価格を指数化したものである。その際、品質を構成する属性条件が固定された調査価格を選定したうえ、調査先企業・店舗等から当該調査価格を継続的に調査し、指数を作成することを原則としている。

しかし、技術革新や製品の陳腐化等に伴い、これまで調査の対象としていた製品が販売中止となったり、あるいは後継の新製品の登場等により、既存製品の取引量が減少し、取引量の多い製品（売れ筋商品）でなくなったりすることも少なくない。このような製品のライフサイクルを前提に、物価指数を継続的かつ安定的に作成するためには、製品の代表性が移り変わったタイミングで調査対象製品を変更する「調査価格の変更」を行い、取引量が多い売れ筋商品を新たな調査対象製品として採用することで、調査対象製品の代表性を確保する必要がある。そこで問題となるのは、調査価格の変更を行った際に、必ずしも品質を構成する属性条件が一致しない新旧製品の違いを、どのように処理して継続的な物価指数を作成するかである。

各国の物価統計当局は、伝統的に、同一時点における新旧製品の価格差を「品質変化による価格変動分」と「純粋な価格変動分」の2つに分解し、そのうち前者の影響を除去し、後者のみを物価指数に反映させることで、新旧製品の品質差を解消し、継続的な物価指数を作成する手法を開発・導入してきた。こうした手法は、物価統計の分野では、「品質調整」と呼ばれている（図表1）。物価統計当局の専門家は、IMFやOECD等の国際機関が制定した「物価指数マニュアル」等に記載されているベストプラクティスを参照しながら、数多くの品質調整方法を製品特性や実査可能性に応じて使い分け、製品のライフサイクルを勘案しながら調査対象製品の変更を丹念に行い、継続的かつ精度の高い物価指数の作成に日々取り組んでいる¹。

¹ わが国の代表的な物価指数には、全国の消費者（世帯）が購入する財・サービスの価格変動を測定する総務省の「消費者物価指数」（CPI：Consumer Price Index）や、企業間で取引される財・サービスの価格変動を測定する日本銀行の「企業物価指数」（CGPI：Corporate Goods Price Index）、「企業向けサービス価格指数」（SPPI：Services Producer Price Index）などがある。

CGPIは、「国内企業物価指数」（PPI：Producer Price Index）、「輸出物価指数」（EPI：Export Price Index）、「輸入物価指数」（IPI：Import Price Index）の3つの総称である。このうちPPIは、SPPIとともに、生産者段階の物価指数としてグローバル・スタンダードとなっている「生産者物価指数」に概ね相当する（日本銀行調査統計局（2017b））。

これに対し、近年、海外の物価統計当局や経済学者らの間では、ビッグデータ解析技術の進歩に伴い、小売店などが収集・蓄積している販売実績をデータベース化したスキャナデータ（POS データ）や、オンライン店舗がウェブサイト上に掲載している価格情報を自動的に収集してデータベース化したウェブスクレイピングデータを基に、物価指数を作成しようとする取り組みが普及しつつある²。無論、こうした取り組みは未だ試行の域を出ておらず、伝統的な手法に取って代わり物価統計の標準的な作成手法を占めるまでには至っていない。しかしながら、従来の手法ではおよそ扱いきれない豊富なデータを、統計作成実務において効果的に活用することで、指数精度の更なる向上や指数作成頻度の引き上げ、更には物価統計当局と調査先企業の双方の負担軽減につながる可能性があるとして、各方面から高い関心が寄せられている。

こうした状況下、本稿は、はじめに製品のライフサイクルを反映した調査価格の変更とそれに伴う新旧製品間の品質調整を丹念に実施し、物価指数を作成する「伝統的データを用いたアプローチ」と、ビッグデータが有する豊富な情報量と向上の一途を辿る計算機性能を基に、データサイエンスの知見を活かして物価指数を作成する「非伝統的データを用いたアプローチ」の双方を概観し、どちらのアプローチにもそれぞれ課題があることを指摘する。続いて、わが国の代表的な価格比較サイトである「価格.com」が格納しているビッグデータを基に、物価統計当局の専門家が有する調査価格変更のノウハウを部分的に模倣した機械学習の手法を取り入れ、従来のアプローチが抱える課題に一定程度対処した指数を試験的に作成する。同時に、新旧製品間の品質調整方法の違いが指数に及ぼす影響を比較分析し、その妥当性を検証する。最後に、一連の取り組みを踏まえ、物価指数において品質調整が担う役割の重要性を指摘する。

2. 物価指数を作成するアプローチの比較

（1）物価統計当局による「伝統的データを用いたアプローチ」

既存の調査対象製品がライフサイクルの末期を迎え、売れ筋でなくなるなどした場合、物価指数を継続的かつ安定的に作成するためには、前述のとおり、後継製品などの中から新たな調査対象製品を選定する「調査価格の変更」をタイムリーに実施することで、調査対象製品の代表性を確保する必要がある。

² 海外の物価統計当局による取組事例としては、イギリス（Office for National Statistics (2017)）やオランダ（Chessa, Verburg, and Willenborg (2017)）、ニュージーランド（Bentley and Krsinich (2017)）などが、経済学者らによる取組事例としては、Cavallo and Rigobon (2016) や Ueda, Watanabe, and Watanabe (2016)、Abe, Enda, Inakura, and Tonogi (2015) などが、それぞれ挙げられる。

わが国を含む各国の物価統計当局では、統計実務と業界慣行に精通した専門家が、製品の品質特性や利用可能なデータの制約等を踏まえ、製品のライフサイクルに応じて代表性のある調査対象製品を選定するとともに、数ある品質調整方法の中から最適な方法を選択し³、純粋な価格変動分のみを反映した物価指数を作成している⁴。こうした作成方法を、本稿では、「伝統的データを用いたアプローチ」と称する。

このアプローチの下では、新旧製品の品質差が無視しうるものと判断し、新旧製品の価格差をすべて純粋な価格変動分とみなす「直接比較法」か、新旧製品の価格差をすべて品質変化に伴う価格変動分によるものとみなす「オーバーラップ法（価格リンク法）」か、いずれかの品質調整方法が用いられることが多い。この場合、品質差が価格差に反映される程度を「0%か100%か」で処理する二分法を暗黙に仮定しているため、自ずと品質調整は粗くなる。品質差が価格差に反映する程度を定量的に推計する「ヘドニック法」を用いれば、二分法の制約からは解放されるものの、推計に用いる属性データを収集するコストが高く、適用範囲を拡大するのは容易ではない。また、これらの方法に共通する課題として、①物価統計当局のリソース制約や報告者負担への配慮から、実査可能な調査価格数が限られてしまい、少量多品種に対応できない、②後継製品や品質調整方法を選択する際、物価統計当局の専門家の主観に依拠するところが多く、その妥当性や指数精度を客観的に担保することが難しい、③正しく後継製品を選択できたとしても、特売など、一時的な価格条件の変化を正確に反映させることが容易ではない、といった点も無視できない（図表2（1））。

（2）ビッグデータなど「非伝統的データを用いたアプローチ」

これに対し、スキャナデータやウェブスクレイピングデータなどのビッグデータを用いて物価指数を作成しようとする場合（本稿では、こうした方法のことを「非伝統的データを用いたアプローチ」と称する）、指数作成システムの開発段階では相応のリソースを投じる必要があるものの、その後の運用段階で

³ 品質調整方法の詳細は、本稿4.（1）のほか、ILO et al.(2004a)、ILO et al.(2004b)、Triplett(2006)等を参照。

⁴ 例えば、日本銀行の物価統計作成部署（調査統計局物価統計課）では、毎月の価格調査において、各々の調査価格が適切なものであるか、特に、①調査票が毎月返送され、価格データを入手できているか、②調査対象商品が取引量の多い（売れ筋）商品であるか（当該商品の取引が継続しているか）、を入念にチェックしているほか、毎月の価格調査・指数作成作業では処理できない事例については、毎月開催される専門会議において、案件ごとに詳細な検討を行い、物価指数の精度を確保するうえで必要な対応を迅速に実施している（日本銀行調査統計局(2017b)）。

は後継製品の選定や品質調整方法の選択といった専門家の知識・経験に依存する作業工程を経ることなく、物価指数を効率的に作成できるようになる。

このアプローチの下では、例えば、ある調査期（ t 期）とその翌期（ $t+1$ 期）に共通して市場に存在する製品のみを抽出して製品価格の前期比を計算し、こうした計算を各調査時点において逐次実施し、得られた前期比系列を物価指数の騰落に反映させるマッチド・モデル法に依拠することで、品質が固定された製品の価格を継続的に調査することが可能となる（図表2（2））。この手法は、物価統計当局と調査先企業の双方の調査負担を軽減しつつ、ビッグデータならではの潤沢なデータを活かすことで指数精度や指数作成頻度を向上させ、指数作成方法の客観性を保ちつつ、統計実務を改善しうると期待されている。

しかし、このアプローチにも課題がある。新旧製品の入れ替えと同じタイミングで発生する価格変動について、品質調整を実施せずに指数計算の対象から一律除外する扱いとするため、新製品の投入時に採算是正を企図した実質値上げ（値戻し）が恒常的に行われているような場合、その値戻しの影響を指数に適切に反映することができず、作成される指数に下方バイアスをもたらしかねない（逆に、市場シェアの拡大等を企図して、多くの企業が新製品投入時に実質値下げを頻繁に行っているような場合には、指数は上方にバイアスする可能性がある）。すなわち、製品が陳腐化しやすく、発売直後をピークとして価格が下落トレンドを辿る一方、定期的に行われるモデルチェンジの際に企業が値戻しを実施することで採算を是正することの多い家電製品などの耐久消費財では、非伝統的データを用いたアプローチを採用した場合、下方バイアスの影響は無視し難いものとなる可能性がある⁵。

また、このアプローチは、調査価格の変更時にみられる新旧製品の価格差を指数に反映しないため、実質的には、新旧製品の価格差をすべて品質差によるものとみなす「オーバーラップ法」を適用し続けることと同じである。言い換えると、品質調整方法を工夫する余地がない。このことは、指数精度の更なる向上を図るうえで、取りうる選択肢が限られていることを意味する⁶。

⁵ こうした見方を裏付けるように、Gowrisankaran and Rysman (2012) はビデオカメラについて、Melser and Syed (2014) はスーパーマーケットで販売される非耐久消費財の各品目について、製品のライフサイクルに伴う値戻しの影響が捨象された場合、品質向上分が過大評価される可能性があるとは指摘している。

⁶ Abe et al. (2015) は、飲食料品等の製品リニューアル時、容量を減らしつつ価格を概ね据え置くことで実質値上げを行う企業の価格設定行動に対し、新旧製品を同一容量で比較することで、品質（容量）変化の指数への反映を一定程度可能にしている。また、Loon and Roels (2018) は、マッチド・モデル法に起因する下方バイアスに対処するため、製品の細かな属性を丹念に調整して指数を作成する non-matched model approach を提唱している。

(3) 本稿において取り組むアプローチ

このように、既存の2つのアプローチには、それぞれ異なる課題がある。「伝統的データを用いたアプローチ」には、品質差が価格差に反映される程度が「0%か100%か」の二分法に陥りがちであるとか、調査対象が代表的な製品に限られてしまい、カバレッジが十分ではないとか、後継製品や品質調整方法の選択が主観的になっているといった課題がある。一方、「非伝統的データを用いたアプローチ」にも、単純にマッチド・モデル法を適用した場合、値戻しの影響を適切に反映できず、指数に下方バイアスをもたらすといった課題がある。

以上の整理を受けて、本稿では、作成負担と指数精度の双方に配慮しつつ、こうした課題に対処した物価指数の作成手法を提案する。具体的には、価格比較サイト「価格.com」が格納している耐久消費財の価格・スペック情報からなるビッグデータを基に、販売終了製品とその後継製品を高い精度でペアリングする「教師あり機械学習」アルゴリズムを適用し、伝統的データを用いたアプローチの下では処理しきれないほど多くの製品について、代表性の移行に伴う調査対象製品の入れ替えや製品間の品質調整を、予め定めたルールに沿って実施する(図表2(3))。これにより、後継製品や品質調整方法の選択について客観性を確保するとともに、ビッグデータの情報量を活用しつつ下方バイアスをもたらさうるマッチド・モデル法に依存しない物価指数の作成を可能にする。

このほか、本稿のアプローチの特長を活かし、以下2つの論点を検証する。

(指数動向でみた「オンライン価格調整法」の検証)

安部・伊藤・大山・篠崎・宗像(2016)では、本稿と同じく「価格.com」のビッグデータを基に実証分析を行い、新製品の発売直後に計測した品質向上割合(新旧製品の価格差のうち品質差に起因している割合)が電気機器で0.5~0.6程度、情報通信機器で0.6~0.7程度となる旨の結果を得た。これを踏まえ、日本銀行は、2017年2月に実施した企業物価指数の2015年基準改定において、品質向上と値戻しの両方を伴うモデルチェンジが頻繁に行われる家電製品を対象に、新旧製品のオンライン小売価格差の50%を品質向上分とみなす「オンライン価格調整法」を新たに導入した(詳細は、日本銀行調査統計局(2017a)を参照)⁷。

⁷ 新旧製品の価格差の半分を品質向上分とみなす方法は、海外の物価統計当局でも適用された実績がある。Dalen and Tarassiouk(2013)、Hoven(1999)、Hoffmann(1999)等を参照。わが国でも、太田(1980)が、「オーバーラップ法や直接比較法が適切であるとかかなりの信念をもって判断できる場合を除けば、新旧製品の価格差の半分を品質差とするのがよい。これは、品質がよく分からない状況を想定すると、不確実性の下でリスクを最小化する手法であるという点で支持される」として、よく似た品質調整方法を提唱していた。

もつとも、実証分析に基づき「品質変化による価格変動分は、新旧製品の価格差の約半分を占める」との結論を得られたとしても、実際にオンライン価格調整法を用いて作成した指数が、時系列方向にいかなる挙動を示すか、についての検証は十分になされておらず、今後の課題とされていた。

本稿のアプローチでは、適用する品質調整方法に応じた指数をそれぞれ作成し、比較することが可能である。この特徴を踏まえ、利便性に優れたオンライン価格調整法を適用した指数と、推計負担は大きいものの一般的に指数精度に優れているヘドニック法を適用した指数をそれぞれ作成し、両者を比較することで、オンライン価格調整法を適用した指数の妥当性を検証する。

（新製品投入時の「値戻し」バイアスの定量把握）

前述のとおり、マッチド・モデル法に依拠して作成した指数には、新製品投入時の値戻しが適切に反映されないため、下方バイアスが生じる可能性がある。このバイアスが物価指数に及ぼす影響は品目によって異なりうるものの、特に本稿が分析の対象とする家電製品には、顕著な影響が現れると考えられる。

例えば食料品や日用品のように、製品が陳腐化するペースが比較的遅く、一定の市場シェアを確保した定番製品が長きに亘って販売され続けているような場合、企業にとって、値戻しを実施するためにわざわざ新製品を投入するインセンティブが働きにくい。このため値戻しの影響が指数に及ぼすインパクトは軽微となり、たとえマッチド・モデル法に依拠したとしても、下方バイアスがもたらす悪影響は限定的なものとなる⁸。他方、家電製品のように、製品を品質面で差別化するのが比較的容易であり、技術革新により製品が陳腐化しやすく、年1回などの頻度で定期的にモデルチェンジが行われるような場合、値戻しの影響を勘案するか否かによって指数動向は大きく異なりうる。では、この下方バイアスは、指数水準をどの程度押し下げるのだろうか。

本稿のアプローチでは、「マッチド・モデル法を適用したときの指数」と、「マッチド・モデル法を適用せずに機械学習手法を用いて新旧製品をペアリングし、新旧製品間に各品質調整方法を適用したときの指数」を、それぞれ作成することが可能である。そこで本稿では、両者を比較することで、家電製品を対象に、マッチド・モデル法に起因する下方バイアスの定量把握に取り組む。

⁸ 例えば Office for National Statistics (2017) が取り組んでいる、3つのスーパーマーケット (TESCO、Sainsbury's、Waitrose) のオンライン店舗価格を用いて物価指数を作成する Grocery Prices Scraping Project 等がこうしたケースに該当する。無論、製品に品質変化が生じない場合、ヘドニック法を適用した指数とマッチド・モデル法を適用した指数は基本的には一致する (Aizcorbe, Corrado, and Doms (2003)、Cavallo and Rigobon (2016))。

3. 機械学習手法を用いた新旧製品対の作成

本節では、データセットとして使用する「価格.com」が格納するデータの概要を説明した後、ライフサイクル末期を迎えて販売が終了となる旧製品（先行製品）と、その後継にあたるライフサイクル初期の新製品（後継製品）を効率的にペアリングするために独自に開発した機械学習手法について説明する。続いて、実際にペアリングされた新旧製品の組み合わせに対し、その入れ替えのタイミングで各品質調整方法（直接比較法、オーバーラップ法、ヘドニック法、オンライン価格調整法）およびマッチド・モデル法をそれぞれ適用することで指数を作成し、当該指数の動向について比較分析を実施する⁹。最後に、分析の結果として得られた事実を整理したうえで、その含意に言及するとともに今後の研究課題を指摘する。

（1）データセットの概要

今回の分析において利用するデータセットは、各製品について、高い頻度で改定される価格情報と、品質調整を適切に実施するうえで不可欠な多岐に亘るスペック情報を、整合的かつ包括的に具備している必要がある。

こうした要件を満たすため、本分析では、先行研究にあたる安部ほか(2016)で用いたデータセットを再び利用した。すなわち、①主に最終消費者に対して価格情報の提供を行う価格比較サイト「価格.com」において、2012年12月から2015年12月の3年間に新規登録された（すなわち当該期間中に新発売されたと解釈可能な）電気機器・情報通信機器主要20品目のスペックデータと¹⁰、②同サイトの運営会社である株式会社カカコムが提供するマーケティングサービス「価格.com トрендサーチ Enterprise 版」が提供している2013年12月から2015年12月の2年間の各製品の週次の平均価格（税抜）データの両者を統合し、パネルデータセットを構築した¹¹。

⁹ Aizcorbe and Pho(2005)は、電気機器・情報通信機器を対象に、ヘドニック法を適用した指数とマッチド・モデル法を適用した指数の比較分析を行っている。もっとも、データセットの制約から、製品のライフサイクルが指数に及ぼす影響は十分に考察されていない。

¹⁰ 電気機器8品目（エアコン、冷蔵庫・冷凍庫、洗濯機、炊飯器、掃除機、電子レンジ・オーブンレンジ、ドライヤー・ヘアアイロン、空気清浄器）、および情報通信機器12品目（カーナビ、外付けハードディスク、液晶テレビ、液晶モニタ・液晶ディスプレイ、プリンタ、ブルーレイ・DVDレコーダー、ヘッドホン・イヤホン、ビデオカメラ、ノートパソコン、デスクトップパソコン、デジタルカメラ、デジタル一眼カメラ）の計20品目を指す。

¹¹ 2014年4月の消費税率引き上げに起因する分析結果への影響を除去するため、本稿では、税込総額表示されている元の価格データを税抜価格に変換したほか、ヘドニック推計式に時期ダミーを組み込み、税率引き上げ前後の駆け込みや反動減に伴う影響を吸収している。

当該データセットに含まれる製品数は約 4,500、製品数と各製品に対応する週次価格データ数を掛け合わせたサンプル数は約 15 万。さらに、サンプル数と各製品に対応するスペック系列数などを掛け合わせた、いわゆるデータ総件数は約 560 万の規模となる¹²。

（２）製品対データの作成手順

実務上、製品の代表性の移行に伴い調査対象製品を変更する場合、従来の調査対象製品と比べて製品価値を規定する諸条件がさほど変わらない類似の製品を新たな調査対象製品として選定するのが原則である。例えば、製品のモデルチェンジを機に代表性が失われた場合、なるべく同一メーカー・同一ラインナップに属する後継製品（新製品）の中から調査対象製品を選定した方が、他のメーカーやラインナップに属する製品の中から選定するよりも、指数の継続性・安定性を確保する観点からは望ましい。

しかしながら「価格.com」に格納されているデータには、各製品がどの製品の先行製品にあたるか、あるいは後継製品にあたるか、を特定できるラベルは必ずしも全ての製品に付加されているものではない。また、データセットが大規模であるため、「伝統的データを用いたアプローチ」のように、調査先企業から聴取した情報や、ウェブサイト、カタログ、専門誌に記載されている情報等を基に後継製品を一つ一つ選定するのも、その作業量に鑑みると現実的な方策ではない¹³。

こうした問題に対処するため、本稿の分析では、「教師あり機械学習」の手法を用いて、なるべく人手を介さず効率的に後継製品を選定する（「新旧製品対」を作成する）ことを考える。はじめに、データセットから 2 つの製品の組み合わせを悉皆的に生成させたいうで、生成された全ての製品対に対し、新旧製品対を構成する 3 つの必要条件（次頁参照）を課すことで製品対を絞り込み、約 92,000 個の製品対データを確保する。

¹² 製品が継続販売されていることが明白であるにもかかわらず一時的に欠測している平均価格データについては、原則として欠測直前の価格で補間した。

¹³ 参考までに、日本銀行の「企業物価指数」における調査価格の変更件数をみると、2015 年実績（2010 年基準指数）では年間 1,800 件強に達し、1 価格あたりの調査価格の変更頻度は年 0.21 回となっている。類別ごとに調査価格の変更頻度をみると、「石油・石炭製品」「鉄鋼」「農林水産物」等の素材関連の類別では年 0.1 回未満に止まる一方、商品の寿命が短く、モデルチェンジが頻繁にみられる「情報通信機器」や、「輸送用機器」、「業務用機器」、「電気機器」等の機械系の類別では年 0.3～0.7 回と高くなる傾向があることがわかる（日本銀行調査統計局（2017b））。

新旧製品対の必要条件	
条件 1.	新製品の発売日（登録日）が旧製品よりも後である
条件 2.	新旧製品が同一メーカー製である
条件 3.	新製品の発売日が旧製品の販売終了日より前であるか、または旧製品の販売終了後 1 週間以内である（すなわち、製品の販売間隔が大きく空いていない）

次に、機械学習において用いる教師データを作成するため、各品目から 512 個（2 の 9 乗個）ずつ製品対データが無作為に抽出し、それらについて、カタログ記載データや製品外観の画像など様々な情報を駆使しながら、一つ一つ手作業で「新旧製品対」（同一ラインナップに属する可能性が高い製品対）と「非新旧製品対」（新旧製品対に該当しない製品対）に分類した¹⁴。ただし、製品対の数が少ない 4 品目（空気清浄器、ブルーレイ・DVD レコーダー、ビデオカメラ、デジタル一眼カメラ）については、全製品対を悉皆的に識別することとした。

最終的に、教師データ総数 8,192 個のうち、新旧製品対に分類したのは 551 個（6.7%）であり、残りは非新旧製品対として分類した（図表 3（1））。

（3）特徴量と分類器の概要

機械学習手法を用いて製品対を識別する際には、データセットに含まれる製品対データのうち、新旧製品対であるか否かを判別するための手がかりとなるラベルを予め特定しておく必要がある。このような対象データの特徴把握に資するラベルのことを、機械学習の分野では「特徴量」（characteristics）と表現する。本稿では、データセットに含まれる大量の製品対データについて各ラベルの識別性能を検証したうえ、有用性と計算量のトレードオフなども踏まえ、下記 3 つのラベルを特徴量として抽出するのが適当と判断した。

新旧製品対の識別に用いる特徴量		
特徴量 1.	製品名のジャロ・ウインクラー距離	対となった新旧製品の名称（製品コード）が比較的似通っているか
特徴量 2.	製品価格比	対となった新旧製品が属する価格帯は概ね同一といえるか
特徴量 3.	製品発売間隔	対となった新旧製品の発売日に「適度な」間隔が空いているか

¹⁴ たとえ教師データ数を 1,024 個（2 の 10 乗個）に増やしたとしても、識別性能の改善は限界的なものに止まることが定量的に確認できたため、費用対効果に鑑み、教師データとして用いる製品対データ数を 512 個とした（詳細は、図表 3（2）を参照）。

「ジャロ・ウィンクラー距離」(Jaro-Winkler distance)とは、二つの文字列の類似度を定量的に評価した指標の一つ。両文字列の先頭から4文字目までに共通する文字の数を積算したものであり、全く共通していない場合は0、完全に一致する場合は1をとる(Winkler(1990))。安部ほか(2016)で用いた「レーベンシュタイン距離」(Levenshtein distance)と比べて新旧製品対のペアリング精度に優れていたため、製品の類似性を捕捉する特徴量の一つとして採用した¹⁵。また、新旧製品対を特徴づける製品価格比と製品発売間隔の情報も特徴量として採用した。他方、教師データの作成時に有用な手がかりだった製品外観は、機械学習を適用しようとなると膨大な計算が必要となるため、採用を見送った。

二値識別問題を解決する機械学習手法には、決定木やランダムフォレスト、ニューラルネットワークなど数多く存在する。本分析では、Wu et al.(2008)が指摘するように、教師データに含まれるノイズに対する頑健性と計算速度のバランスが取れた「サポートベクターマシン」(Support Vector Machine : SVM)を分類器として採用した¹⁶。SVMとは、特徴量を座標軸の成分とする特徴空間において、データセットを独立したクラス(本分析の場合であれば、「新旧製品対」と「非新旧製品対」)に分類する境界を求めるアルゴリズムである。

SVMでは、特徴空間において、最も近傍にある教師データ(サポートベクター)との距離(マージン)を最大化する識別境界を最適分離超平面として導出する(詳細は巻末の数学補論を参照)。すなわち、 \mathbf{w} を分離超平面の係数ベクトル、 \mathbf{x}_i を特徴ベクトルとした場合、 $1/\|\mathbf{w}\|$ がマージンであることを念頭に置くと、下記の目的関数の不等式制約条件付き最小化問題として定式化可能である。

$$\min L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad \text{s.t.} \quad y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (1)$$

式(1)の双対問題を解くと、最適分離超平面は以下のように表現できる。

$$\mathbf{y}^* = \text{sign} \left(\sum_{i \in S} \lambda_i^* y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + b^* \right) \quad (2)$$

¹⁵ レーベンシュタイン距離とは、ジャロ・ウィンクラー距離と同じく二つの文字列がどの程度異なっているかを定量的に評価した指標の一つであり、最小編集距離とも称される。ここでいう編集とは、文字の「挿入」、「置換」、「削除」の3つの行為を指し、ある文字列を他の文字列に変換する際に必要な編集の最少回数がレーベンシュタイン距離となる。

¹⁶ SVMは、一般的に、他の機械学習の手法と比べて教師データへの追従精度が劣る一方、説明変数の真の分布への追従精度に優れている。また、ランダムフォレストは、教師データ数や説明変数が少ないと学習能力が落ちる一方、SVMは、教師データの数が少なくとも一定の学習能力を確保しやすいとされる。本稿では、SVMのほか、決定木やランダムフォレストを用いた二値識別問題にも取り組んだうえで、識別性能を示す指標であるF尺度(後述)で各手法を評価したところ、SVMが最も優れたパフォーマンスを示した。

ここで λ_i は Lagrange 未定乗数、 $y_i \in \{+1, -1\}$ はクラスラベル、 $\text{sign}(u)$ は、 $u > 0$ のとき 1 、 $u \leq 0$ のとき -1 をとる符号関数である。

無論、実際には、データが一意に線形分離可能となるケースは極めて稀であるうえ、識別境界が特徴空間において非線形の形状を示すのが自然な場合もある。本分析では、多少の誤識別を許容するように識別境界の条件を緩めるとともに、元の特徴空間を高次元空間に写像したうえで線形分離を行い、再び元の空間に逆写像することで非線形の識別境界を導出するカーネルトリックの手法を用いた「非線形ソフトマージン SVM」を分類器として採用した(図表 4(1))。なお、カーネルトリックを用いて 2 つの写像ベクトルの内積を計算する際は、標準的なガウスカーネル (RBF カーネル) を用いた。このとき、式(2)の最適分離超平面は、カーネル関数 $k(\cdot)$ を用いると以下のように変形できる。

$$y^* = \text{sign} \left(\sum_{i \in S} \lambda_i^* y_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^* \right) \quad \text{where} \quad k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left(\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2} \right)$$

SVM の実装にあたっては、ビッグデータ解析や科学技術計算に強みを有する汎用言語 Python を使用した。

(4) 分類器の作成方法

非線形 SVM の識別性能を高めるには、①データ識別境界の複雑さをどの程度まで分類器に反映させるか (カーネルの基底をスケールするカーネルパラメータ σ が規定)、②誤識別をどの程度まで許容するか (評価関数にペナルティを与えるコストパラメータ C が規定)、を適切に設定することが重要である。教師データに過度に適応した分類器では、却って未知のデータに対する追従精度を損なってしまうおそれがある。一般的に「過学習」と呼ばれる現象である。新旧製品対のペアリング精度を向上させるには、両パラメータを適切に設定することで過学習を抑制し、追従精度を高めることが不可欠である。

今回の分析では、機械学習手法を適用する 16 品目それぞれについて、分類器の性能を表す「F 尺度」(F-measure) を最大化するハイパーパラメータを決定した。その際には、性能評価の頑健性を確保するための「10 分割交差検証」と¹⁷、

¹⁷ K -分割交差検証 (K-fold cross-validation) とは、対象データを K 個に分割し、そのうちの 1 個をテストデータ、残りの $K - 1$ 個を訓練データとして使い、テストデータを変更しながら学習と検証を計 K 回繰り返すことで偏りなく識別性能を評価する手法である。 K を決定する際は、追従精度に影響を及ぼす偏り (モデルで推定した平均値と真の平均値の差) と分散 (訓練データの違いに由来するランダムさ) のトレードオフに留意する必要がある。本稿の分析では、一般的に用いられることの多い $K = 10$ を採用した。

探索空間を格子状（グリッド）に区切り、交点となるハイパーパラメータの組み合わせを悉皆的に探索する「グリッドサーチ」の手法を基に、大規模な演算を実施した（Hsu, Chang, and Lin(2016)、Powers(2011)）。グリッドサーチ実行時は、まず $\log(\sigma)$ および $\log(C)$ を各 0.50 刻みで粗く探索して最適値の当りを付け、その後、最適値近傍のグリッドを各 0.25 刻みできめ細かく探索することにより、探索精度と計算量のバランスを取るように心掛けた。

なお、分類器の性能評価に用いる F 尺度は、真と判断されたもののうち実際に真である割合の「適合率」(precision) と、実際に真であるもののうち真として識別される割合の「再現率」(recall) の調和平均として定義される（図表 4 (2)）。本分析では、F 尺度を最大化するようにハイパーパラメータ(σ, C)のチューニングを行った後（図表 5 および図表 6）、最適化されたハイパーパラメータを用いて 3 つの特徴量を成分とする 3 次元の特徴空間上に非線形の識別境界を作成し、分類器とした（図表 7）。一般的に、0.7~0.8 程度の F 尺度を確保していれば十分な追従精度を確保しているとされており、本稿において作成した分類器は、最適化されたハイパーパラメータ(σ, C)の下で、そうした基準を概ね十分に満たしていることが分かる。最後に、既に作成済みの大量の製品対データを分類器に投入することで、製品対の識別を効率的に実施した。

4. 品質調整方法の選択と物価指数の試算

本節では、前節において新旧製品対に分類されたデータを基に、電気機器・情報通信機器 20 品目のそれぞれについて物価指数を試算し、品質調整方法の違いが指数に及ぼす影響について比較分析を行う。具体的には、新旧製品対が出現するタイミングを製品のモデルチェンジのタイミングと捉え、新旧製品間の調査価格変更と品質調整を実施し、継続的な指数を作成する。その際、①適用する品質調整方法を変えることで物価指数にどのような変化が生じるかを比較すること、②日本銀行が近年新たに導入した品質調整方法である「オンライン価格調整法」を適用した指数にどのような特徴があるかを観察すること、の 2 点に留意して分析を行う。

(1) 主な品質調整方法の概要

以下では、①直接比較法、②オーバーラップ法（価格リンク法）、③ヘドニック法、④オンライン価格調整法、の各品質調整方法を適用することで作成した指数、および調査価格変更や品質調整を必要としない⑤マッチド・モデル法を用いて作成した指数、を比較し、その特徴を考察する。

前述のとおり、マッチド・モデル法は、二時点に共通して市場に存在する製品全体を対象に製品価格の前期比を計算し、各時点において得られた前期比をリンクさせて指数を作成する方法である。当該指数を作成する際は、調査価格の変更という概念は不要であるため、前節において作成した新旧製品対のデータではなく「価格.com」の格納データを直接利用することとする。

他方、直接比較法、オーバーラップ法、ヘドニック法、オンライン価格調整法は、いずれも調査価格の変更時に品質変化の影響を除去するために適用する品質調整方法の一つであり、新旧製品対データの利用が不可欠である¹⁸。

比較分析の対象とする品質調整方法等の概要	
直接比較法	対となる新旧製品の品質差が無視しうるものと判断し、「品質変化による価格変動分」をゼロとし、新旧製品の価格差はすべて「純粋な価格変動分」とみなして、処理する方法。
オーバーラップ法 (価格リンク法)	対となる新旧製品の価格差をすべて「品質変化による価格変動分」によるものとみなし、「純粋な価格変動分」をゼロとして、処理する方法。
ヘドニック法	対となる新旧製品の価格差の一部は、これらの製品が有する複数の特性によって測られる品質差に起因すると判断。大規模データから推計された回帰式より算出される理論価格を用いて、「品質変化による価格変動分」を計算し、残りの部分を「純粋な価格変動分」として処理する方法。比較的精度の高い品質調整方法ではあるが、推計負担が重い。
オンライン価格調整法	品質向上を伴うモデルチェンジが頻繁に行われる製品について、「新製品発売間もない時期の新旧製品の小売価格差に占める品質向上割合は概ね 50%」という実証分析結果から、対となる新旧製品のオンライン小売価格差の 50%相当分を「品質変化による価格変動分」とみなし、残りの部分を「純粋な価格変動分」として処理する方法。
マッチド・モデル法 ¹⁹	(新旧製品が対として存在するか否かにかかわらず) 時点 t と時点 $t+1$ に共通して存在する製品のみから前期比を計算し、指数を作成する方法。

¹⁸ このほか、生産者物価指数を作成する際に頻繁に用いられる品質調整方法として、「コスト評価法」(調査先企業からヒアリングした新旧製品の品質変化に要した差分のパーツ代等のコスト相当分を「品質変化による価格変動分」とみなし、新旧調査価格の価格差の残りを「純粋な価格変動分」として処理する方法)がある。もっとも、同方法は調査先企業からコスト情報を聴取することが不可欠であるため、本稿では分析の対象としない。

¹⁹ POS データのように販売数量の情報を具備しているデータセットを利用する場合、数量の変化をウエイトに随時反映させることで、新発売製品や販売終了製品の影響を勘案した Törnqvist 型物価指数を作成することも可能である。ただし、本稿で使用したデータセットには販売数量の情報が含まれていないため、本分析では、各製品のウエイトは分析対象期間中は不変であるとの前提に立った Laspeyres 型物価指数を試算する。

本稿の分析では、製品のモデルチェンジが発生するタイミングで、新旧製品対に対して予め指定した品質調整方法を適用することにより、純粋な価格変動のみを抽出し、物価指数に反映させる。

なお、オンライン価格調整法（日本銀行調査統計局（2017a））は、他の品質調整方法と比べ精度が劣る可能性が必ずしも否定できないとして、現状、他の品質調整方法が適用できない場合のセカンドベストな手法に位置付けられている（日本銀行調査統計局（2017b））。今回の分析の結果、その妥当性が立証できれば、費用対効果に優れた有用性の高い品質調整方法であるとして、活用の余地が広がることが期待される。

（2）ヘドニック関数の推計

次に、安部ほか（2016）と同じセットアップの下、ヘドニック法を適用した指数を作成するための準備として、被説明変数に製品価格データ、説明変数に製品のスペックデータや製品の陳腐化をコントロールする発売日からの経過週数ダミー、マクロ経済環境をコントロールする時期ダミー、を用いた半対数線形（log-lin）のヘドニック関数を推計する。

$$\ln(p_{i,t}) = \alpha + \sum_k \beta_k X_{i,k} + \sum_{\tau} \gamma_{\tau} D_t(\tau_i + \tau) + \sum_{\tau} \delta_{\tau} D_t(\tau) + \varepsilon_{i,t}$$

$D_t(\tau)$ は、以下の条件を満たす離散的なデルタ関数である。

$$D_t(\tau) = \begin{cases} 1 & (\text{if } t = \tau) \\ 0 & (\text{if } t \neq \tau) \end{cases}$$

上記ヘドニック関数は、製品*i*の時点*t*における価格 $p_{i,t}$ 、製品*i*の*k*番目のスペック値 $X_{i,k}$ 、各製品の発売日 τ_i からの経過週数をコントロールするダミー変数 $D_t(\tau_i + \tau)$ 、データ期間中の各四半期における物価変動等のマクロ経済ショックをコントロールするダミー変数 $D_t(\tau)$ 、誤差項 $\varepsilon_{i,t}$ からなる²⁰。推計の際、誤差項の系列相関や分散不均一性に対して頑健な White の修正を行った。なお、説明変数には、他の説明変数との強い多重共線性をもたらすスペックや、係数推定値が 5% 有意水準または符号条件を満たさないスペックは含まれない²¹。

²⁰ 経過週数ダミーは、各製品の発売日 τ_i から時点*t*までの経過日数を 7 で除したものである。他方、時期ダミーは、時点*t*が含まれる四半期をカレンダー日付に基づくかたちで特定したものであり、両ダミーの直交性は確保されている。

²¹ スペック情報を欠測している製品は、推計の対象から除外した。ただし、特定のスペック情報を欠測した製品が過半数に上る場合には、十分なサンプル数を確保する観点から、逆に当該スペックをデータセットから除外する措置を講じた。

推計結果をみると、各品目の自由度調整済み決定係数は 0.8~0.9 程度と高い水準を確保できているほか、各製品の主要なスペックも総じて高い説明力を有していることが分かる（図表 8）。このことから、本分析において作成するヘドニック法を適用した指数も、概ね精度が高いと考えて差し支えない。

（3）物価指数の試算結果

上記推計結果を踏まえて、電気機器・情報通信機器の主要 20 品目の各物価指数、およびそれらを「工業統計」や「貿易統計」等を用いて加重平均した上位分類指数を作成した（図表 9）。当該指数を観察すると、以下の点が指摘できる。

第一に、「直接比較法」を適用した指数と、「オーバーラップ法」を適用した指数では、指数水準に大幅なかい離が生じる。無論、新旧製品の品質変化に伴う価格変化を考慮せずに価格差をすべて純粋な価格変動分とみなす直接比較法を適用した指数と、価格差をすべて品質変化による価格変動分とみなすオーバーラップ法を適用した指数の水準を比べると、旧製品と比べ新製品により高い価格を設定する傾向がみられる耐久消費財では、一般的に、前者の水準は後者の水準を上回ることになる。本稿の問題意識は、かい離の存在自体よりもむしろ、「両者のかい離が、どの程度のペースで拡大するか」にある。

データ始期（2013 年 12 月）の価格を 100 として、データ終期（2015 年 12 月）の価格を指数化したものをみると、品目によっては、2 年間で最大 50 ポイント程度の指数水準のかい離が生じることが分かる。例えば、冷蔵庫・冷凍庫では、直接比較法を適用した指数が 105.9 に上昇する一方、オーバーラップ法を適用した指数は 60.2 まで下落する。このほか、洗濯機や電子レンジ・オーブンレンジといった白物家電でもかい離が目立つ²²。わずか 2 年でこれほどのかい離が生じた事実を鑑みると、品質調整を丹念に実施することなく表面価格のみに着目して物価指数を作成した場合、指数が大きくバイアスし、意図した指数精度を確保できない可能性があることには十分に留意する必要がある。

第二に、「オンライン価格調整法」を適用した指数と、「ヘドニック法」を適用した指数は、指数動向が概ね一致する。各品質調整方法を適用した指数と、ヘドニック法を適用した指数のかい離幅を、RMSE（平方平均二乗誤差）およ

²² デジタル家電と比べ、白物家電において指数水準のかい離が目立つ理由は、消費者が白物家電とデジタル家電を評価する際の視点の相違によるものと考えられる。すなわち、白物家電は、数量化できる品質以外の要素（例えば製品のデザインや広告媒体を通じて喚起する製品イメージなど）が消費者から評価されやすい面があるため、個々の製品を差別化しやすく、製品の価格競争がデジタル家電と比べて緩い傾向にある。その結果、新製品投入時に比較的大きな値戻しが行われている可能性がある（安部ほか（2016））。

び MAE（平均絶対誤差）を用いて期間平均したところ、ビデオカメラとデスクトップパソコンの 2 品目を除き、オンライン価格調整法を適用した指数が、ヘドニック法を適用した指数と最も近いことが分かる（図表 10）²³。

ヘドニック法は、品質変化が価格変化に及ぼす影響を定量的に推計した手法であるため、大胆な仮定に基づく他の品質調整方法を適用した指数などと比べて指数精度が高い。反面、関数推計にあたり、各製品に関する大量の属性データを必要とし、推計実施者の負担も大きいなど、総じて作成コストが高い。これに対しオンライン価格調整法は、関数推計を頻繁に行うことなく、新旧製品の価格差のうち半分を品質変化による価格変動分、残る半分を純粋な価格変動分とみなす簡便な方法であるため、ヘドニック法と比べ作成コストは非常に低い。それにもかかわらず、オンライン価格調整法を適用した場合とヘドニック法を適用した場合とで、物価指数の動向が然程変わらないとすれば、オンライン価格調整法が品質調整方法として妥当であることを示す一つの証左となりうる。とりわけ、オンライン価格調整法の優れた費用対効果に鑑みると、厳しいリソース制約下にある物価統計当局において、既存の品質調整方法に替えてオンライン価格調整法を活用していくのは賢明な方策といえるかも知れない。

第三に、ビッグデータを用いたアプローチと親和性の高い「マッチド・モデル法」を適用した指数は、下方にバイアスする可能性が高い。マッチド・モデル法は、製品のモデルチェンジ時に実施されることの多い採算是正を企図した企業の値戻しの影響を指数に反映することができない。このため、製品が陳腐化しやすく採算是正のため頻繁にモデルチェンジが行われる家電製品では、値戻しを反映できないことに起因する下方バイアスが過大となり、指数精度を損なうおそれがある。無論、本稿の分析結果には推計期間特有の要因が作用している可能性もあり、その結論については幅を持つてみる必要はあるものの、そのようなバイアスが発生するメカニズムについては留意する必要がある²⁴。

²³ 当該 2 品目では、直接比較法を適用した指数の方が、ヘドニック法を適用した指数により近い動きを示している。そうした違いの背景には、他のイノベーティブな製品（スマートフォン、タブレット型パソコン等）による機能代替の進展に伴って技術革新のペースが緩慢となり、新旧製品の品質差が縮小したため、新旧製品の価格差をそのまま純粋な価格変動分とみなす直接比較法の妥当性が高まったことがあるのではないかと推察される。

²⁴ 値戻しを指数に反映しないという特性に着目すると、マッチド・モデル法は、価格差をすべて品質変化による価格変動分によるものとみなすオーバーラップ法と似通った性格を有する。実際、マッチド・モデル法を適用した指数とオーバーラップ法を適用した指数を比較すると、指数水準はともに下落する傾向がみられる。もっとも、本分析の枠組みでは、新旧製品対を構成できないイレギュラーな製品の価格動向の反映や、新旧製品入れ替え時の欠測価格の補間の仕方などを巡って両者に違いがあることから、マッチド・モデル法を適用した場合、オーバーラップ法を適用した場合と比べてもなお指数は下振れる。

5. おわりに

物価指数を作成する方法は、大別すると、調査先企業・店舗等から入手した価格情報を基に、新旧製品間の品質差を個別に評価して継続的な指数を作成する「伝統的データを用いたアプローチ」と、スキャナデータやウェブスクレイピングデータなどのビッグデータを基に、調査対象製品の変更等の処理を必要とせず物価指数を作成する「非伝統的データを用いたアプローチ」の2つがある。これらは単純に優劣するものではなく、各々異なる課題に直面している。

本稿では、わが国の代表的な価格比較サイトである「価格.com」が格納している電気機器・情報通信機器主要20品目のビッグデータに対し、新旧製品を高い精度でペアリングする機械学習手法を適用することで、そうした課題に対処した物価指数を試験的に作成した。その上で、新旧製品の入れ替え時に適用する品質調整方法の違いが指数に及ぼす影響を観察し、日本銀行が近年提案したオンライン価格調整法の妥当性を検証するとともに、製品のモデルチェンジのタイミングで頻繁に行われる製品の値戻しが、マッチド・モデル法を適用した指数に下方バイアスをもたらす可能性があることを実証した。

本稿の貢献は、物価指数作成に資するビッグデータの新たな活用方法を提示するとともに、その潜在的なバイアスの可能性を改めて指摘したことにある。

近年、経済学者やデータ・サイエンティストらに加え、リソース制約や報告者負担への配慮が求められる物価統計当局も、ビッグデータの統計利用に高い関心を寄せつつある。こうしたなか、本稿で取り組んだ指数作成手法は、物価統計当局が伝統的に採用してきた手法との親和性が高いこともあり、有望なアプローチである。もっとも、その場合であっても、調査対象製品の品質変化をしっかりと捕捉し、適切な品質調整方法を選択することが、6精度の高い物価指数を作成するうえで重要である。

なお、本稿において活用した機械学習手法は、現状、新旧製品のペアリングのみを可能とする開発途上の手法である。もし各製品対に適用する品質調整方法の選択も機械学習に委ねることができれば、より高精度な指数をリーズナブルに作成することが可能になると期待される。今回使用したデータセットが具備する情報からは、専門家が有する暗黙知の定式化が困難だったこともあり、品質調整方法の選択に際して利用価値がある特徴量を特定するまでには至らなかった。しかし、品質調整方法の選択を機械学習に委ねるアプローチは、物価指数を作成するうえで有望な取り組みであり、今後の研究課題である。

以上

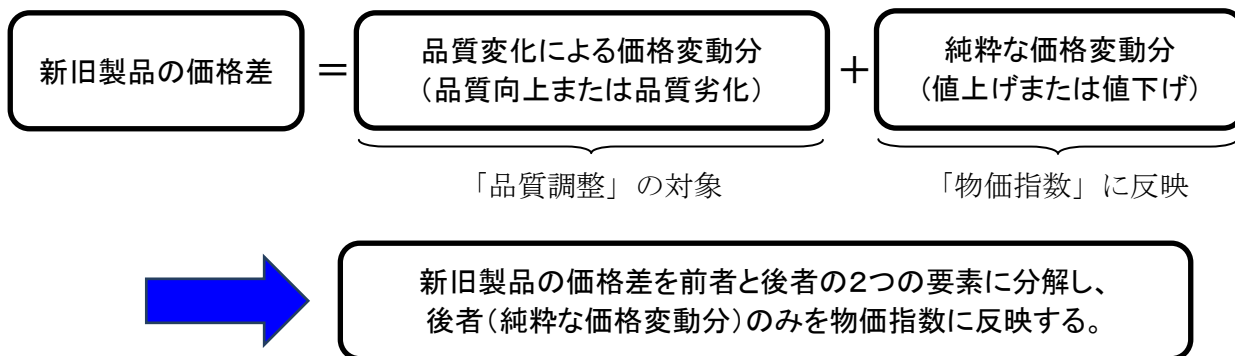
(参考文献)

- Abe, N., T. Enda, N. Inakura, and A. Tonogi (2015), "Effects of New Goods and Product Turnover on Price Indexes," RCESR Discussion Paper Series No.DP15-2.
- Aizcorbe, A. M., C. A. Corrado, and M. E. Doms (2003), "When Do Matched-Model and Hedonic Techniques Yield Similar Measures?" FRB of San Francisco Working Paper No.2003-14.
- Aizcorbe, A. M. and Y. Pho (2005), "Differences in Hedonic and Matched-Model Price Indexes: Do the Weights Matter?" U.S. Bureau of Economic Analysis WP2005-06.
- Bentley, A. and F. Krsinich (2017), "Towards a big data CPI for New Zealand," presented at the 15th Meeting of the Ottawa Group on Price Indices, Eltville am Rhein.
- Cavallo, A. and R. Rigobon (2016), "The Billion Prices Project: Using Online Prices for Measurement and Research," *Journal of Economic Perspectives*, 30.2, pp.151-178.
- Chessa, A. G., J. Verburg, and L. Willenborg (2017), "A Comparison of Price Index Methods for Scanner Data," presented at the 15th Meeting of the Ottawa Group on Price Indices, Eltville am Rhein.
- Cortes, C. and V. Vapnik (1995), "Support-Vector Networks," *Machine Learning*, 20, pp.273-297.
- Dalen, J. and O. Tarassiouk (2013), "Replacements, Quality Adjustments and Sales Prices," presented at the 13th meeting of the International Working Group on Price Indexes, Copenhagen.
- Gowrisankaran, G. and M. Rysman (2012), "Dynamics of Consumer Demand for New Durable Goods," *Journal of Political Economy*, 120.6, pp.1173-1219.
- Hoffmann, J. (1999), "The Treatment of Quality Changes in the German Consumer Price Index," presented at the 5th meeting of the International Working Group on Price Indexes, Reykjavik.
- Hoven, L. (1999), "Some Observations on Quality Adjustment in the Netherlands," presented at the 5th meeting of the International Working Group on Price Indexes, Reykjavik.
- Hsu, C.-W., C.-C. Chang, and C.-J. Lin (2016), "A Practical Guide to Support Vector Classification," Department of Computer Science, National Taiwan University. Available online at <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>
- ILO, IMF, OECD, UNECE, Eurostat, World Bank (eds.) (2004a), "Consumer Price Index Manual: Theory and Practice," International Labour Office, Geneva.
- ILO, IMF, OECD, UNECE, World Bank (eds.) (2004b), "Producer Price Index Manual: Theory and Practice," International Monetary Fund, Washington, D.C.
- Loon, K. V. and D. Roels (2018), "Integrating Big Data in the Belgian CPI," presented at the Meeting of the Group of Experts on Consumer Price Indices, Geneva.

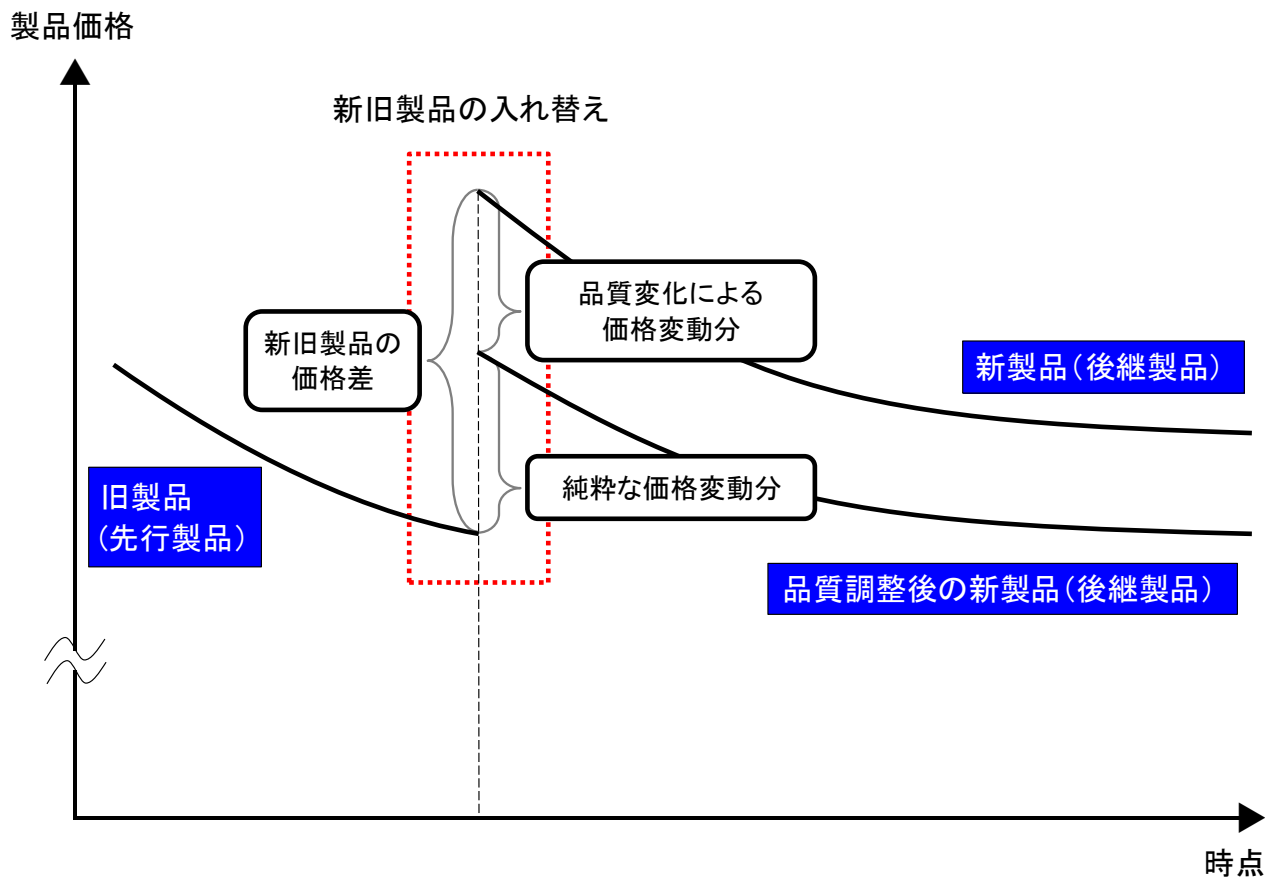
- Melser, D. and I. A. Syed (2014), “Life Cycle Price Trends and Product Replacement: Implications for the Measurement of Inflation,” UNSW Business School Research Paper No.2014-ECON-40.
- Office for National Statistics (2017), “Research Indices using Web Scraped Price Data: August 2017 Update,” Office for National Statistics, U.K.
- Powers, D. M. W. (2011), “Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation,” *Journal of Machine Learning Technologies*, 2.1, pp.37-63.
- Triplett, J. E. (2006), “Handbook on Hedonic Indexes and Quality Adjustments in Price Indexes: Special Application to Information Technology Products,” OECD Publishing.
- Ueda, K., K. Watanabe, and T. Watanabe (2016), “Product Turnover and Deflation: Evidence from Japan,” CARF Working Paper F-400.
- Winkler, W. E. (1990), “String Comparator Metrics and Enhanced Decision Rules in the Fellegi-Sunter Model of Record Linkage,” *Proceedings of the Section on Survey Research Methods*, 76.4, pp.501-505.
- Wu, X., V. Kumar, J. R. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G. J. McLachlan, A. Ng, B. Liu, P. S. Yu, Z. Zhou, M. Steinbach, D. J. Hand, and D. Steinberg (2008), “Top 10 Algorithms in Data Mining,” *Knowledge and Information Systems*, 14:1-37.
- 安部展弘・伊藤洋二郎・大山慎介・篠崎公昭・宗像晃 (2016) 「耐久消費財のライフサイクルを通じた価格遷移と新旧製品間の品質向上割合：価格比較サイトのデータを用いた分析」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ No.16-J-1
- 太田誠 (1980) 『品質と価格—新しい消費者の理論と計測』、創文社
- 日本銀行調査統計局 (2017a) 「企業物価指数・2015年基準改定結果—改定結果の概要と2015年基準指数の動向—」、日本銀行調査論文
- 日本銀行調査統計局 (2017b) 「2015年基準 企業物価指数の解説」、http://www.boj.or.jp/statistics/outline/exp/pi/cgpi_2015/data/excgp15a.pdf より入手可能。

物価指数における「品質調整」の概要

(1) 品質調整とは

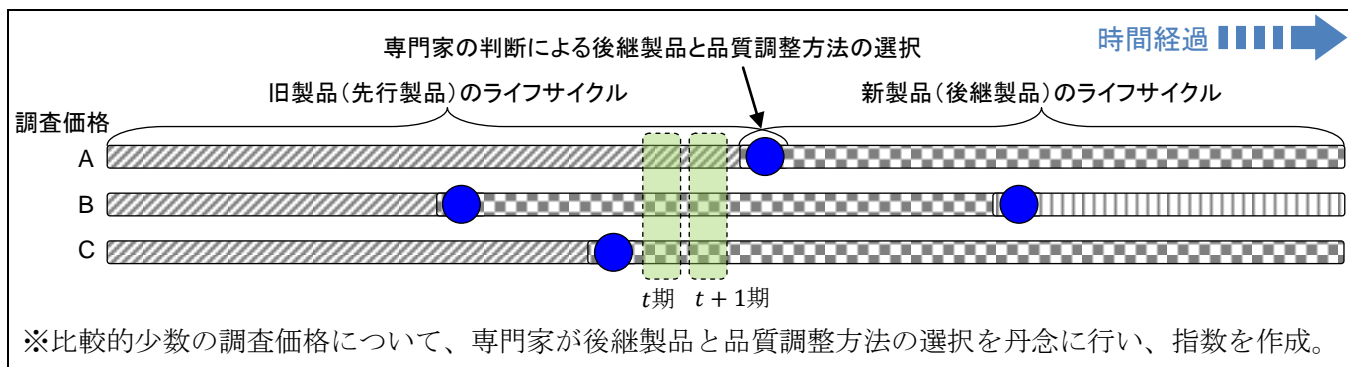


(2) 新旧製品の入れ替えと品質調整のイメージ

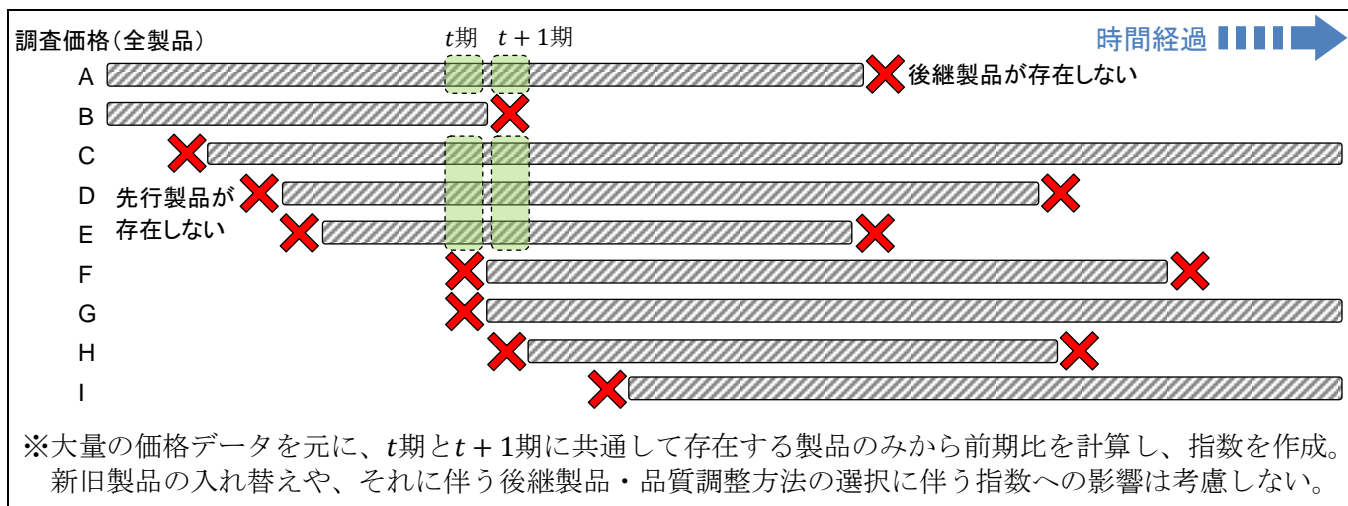


物価指数を作成するアプローチの比較

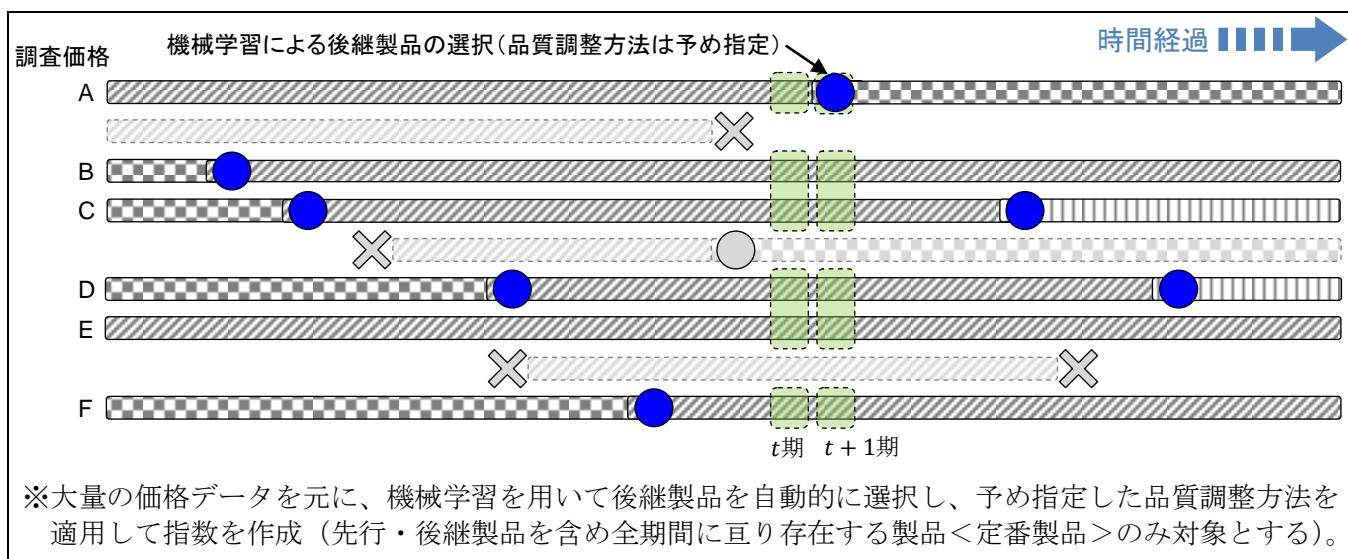
(1) 物価統計当局による「伝統的データを用いたアプローチ」



(2) ビッグデータなど「非伝統的データを用いたアプローチ」



(3) 本稿において取り組むアプローチ



製品対の総数および教師データ数の決定

(1) 製品対の総数

	製品対の 総数	教師 データ数	教師データに 占める新旧 製品対の数		製品対の 総数	教師 データ数	教師データに 占める新旧 製品対の数
電気機器全体	40,205	3,584	254	情報通信機器全体	51,553	4,608	297
エアコン	23,061	512	49	カーナビ	1,499	512	64
冷蔵庫・冷凍庫	6,287	512	31	外付けハードディスク	6,739	512	19
洗濯機	2,465	512	49	液晶テレビ	2,346	512	19
炊飯器	2,860	512	23	液晶モニター・液晶ディスプレイ	1,999	512	18
掃除機	1,334	512	49	プリンタ	5,286	512	17
電子レンジ・オープンレンジ	1,306	512	40	ブルーレイ・DVDレコーダー	971	N/A	N/A
ドライヤー・ヘアアイロン	1,959	512	13	ヘッドホン・イヤホン	6,396	512	22
空気清浄機	933	N/A	N/A	ビデオカメラ	286	N/A	N/A
				ノートパソコン	19,791	512	29
				デスクトップパソコン	3,716	512	54
				デジタルカメラ	1,496	512	55
電気機器・情報通信機器計	91,758	8,192	551	デジタル一眼レフ	1,028	N/A	N/A

(注) 教師データ数は各品目 512 個。ただし、製品対の総数が比較的少ない 4 品目（空気清浄器<933 個>、ブルーレイ・DVD レコーダー<971 個>、ビデオカメラ<286 個>、デジタル一眼レフ<1,028 個>）については、全製品対を悉皆的に識別することとし、機械学習手法の適用を見送った。

(2) 教師データ数の決定

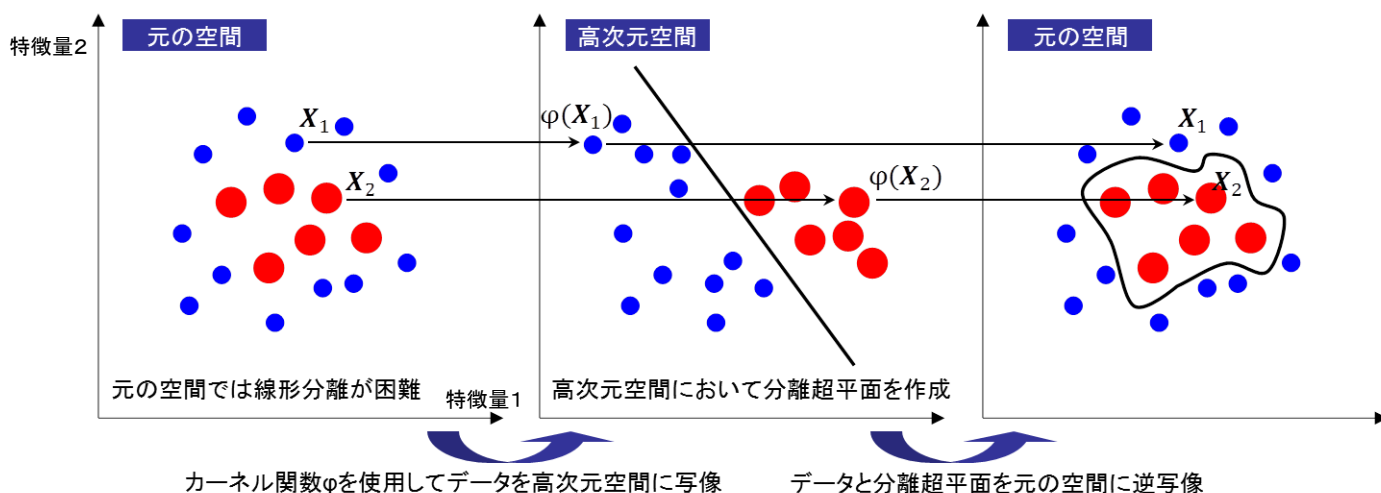
製品対総数が多い 4 品目を対象に、教師データ数の変化が識別性能におよぼす影響を F 尺度（図表 4（2））で評価したところ、教師データ数を 1,024 個に増やしても、その性能向上は限界的なものに止まった。このため本稿では、教師データ数を各品目一律 512 個とした。

	(参考) 製品対の総数	教師データ数に対応するF尺度					変化幅
		64個 (2 ⁶ 個)	128個 (2 ⁷ 個)	256個 (2 ⁸ 個)	512個 (2 ⁹ 個)	1,024個 (2 ¹⁰ 個)	
エアコン	23,061	0.33	0.56	0.85	0.85	0.83	▲ 0.02
冷蔵庫・冷凍庫	6,287	0.20	0.47	0.67	0.70	0.73	+ 0.03
外付けハードディスク	6,739	0.10	0.13	0.43	0.71	0.66	▲ 0.05
ノートパソコン	19,791	0.10	0.35	0.70	0.88	0.90	+ 0.02

カーネルトリックおよびF尺度の概要

(1) カーネルトリック

2次元の特徴空間における二値識別問題を考える。例えば、下図のようにサンプルが分布している場合、元の空間では線形分離が困難である。これに対し、カーネル関数 φ を用いて元の特徴空間に含まれるデータを高次元空間に写像し、高次元空間において二値の識別境界を表す分離超平面を作成したうえ、データと分離超平面を元の空間に逆写像することで、元の空間において非線形の識別境界を作成することが可能となる。このような処理のことを「カーネルトリック」といい、カーネルトリックを用いて非線形の識別境界を作成する手法のことを非線形サポートベクターマシンという。詳細は Cortes and Vapnik (1995) 等を参照。



(2) F尺度の概要

		事実としての真偽	
		真	偽
分類器 (SVM) による真偽	真	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	偽	False Negative (FN)	True Negative (TN)

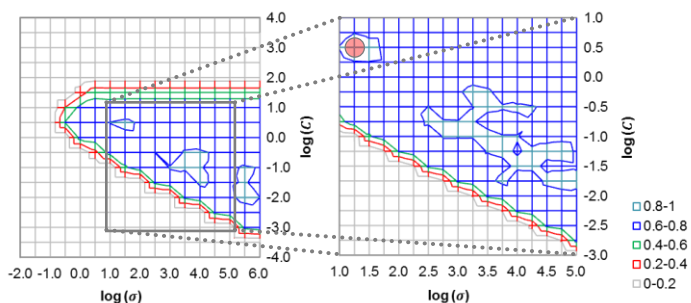
$$\text{適合率 (precision)} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{再現率 (recall)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

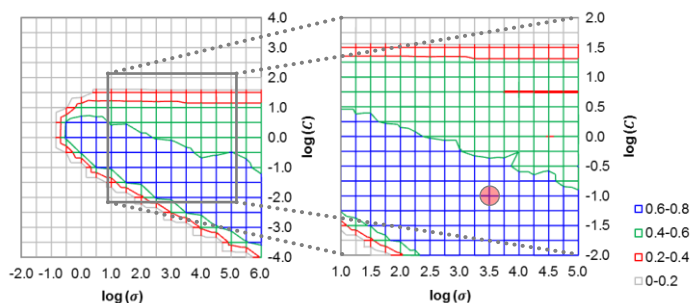
このとき、分類器の性能評価を示すF尺度は、 $\frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}}$ として定義される。詳細は Powers (2011) 等を参照。

10 分割交差検証とグリッドサーチを用いたパラメータチューニング①

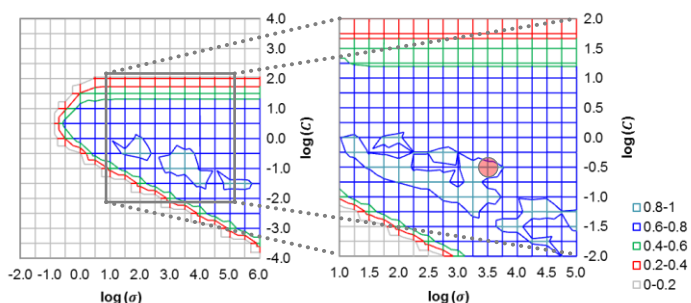
(1) エアコン



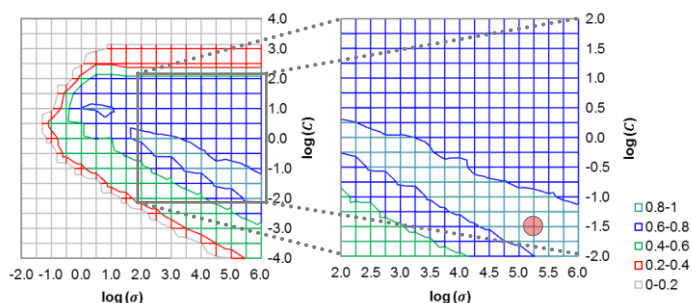
(2) 冷蔵庫・冷凍庫



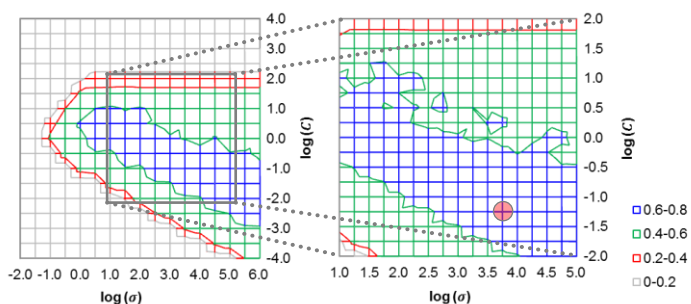
(3) 洗濯機



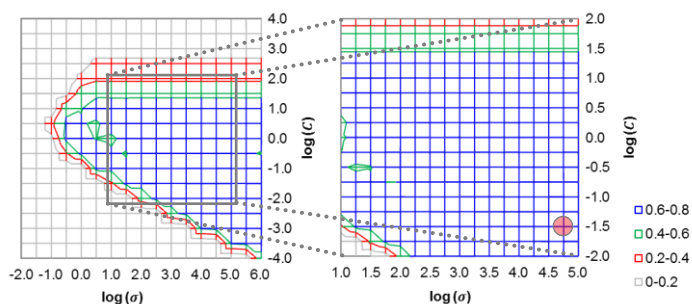
(4) 炊飯器



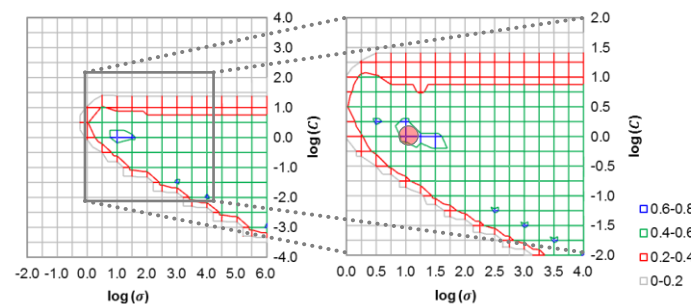
(5) 掃除機



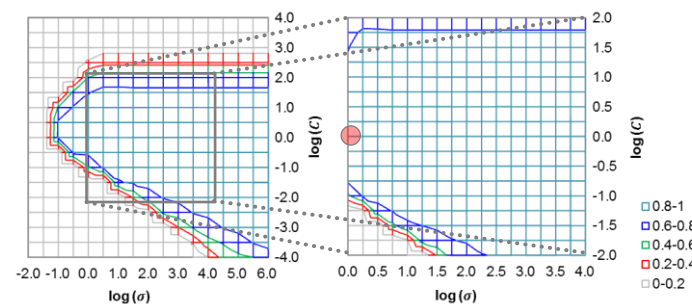
(6) 電子レンジ・オーブンレンジ



(7) ドライヤー・ヘアアイロン



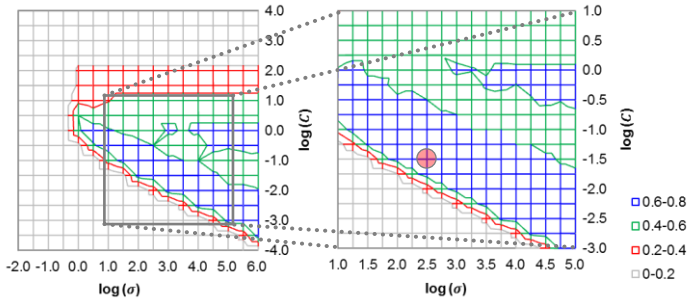
(8) カーナビ



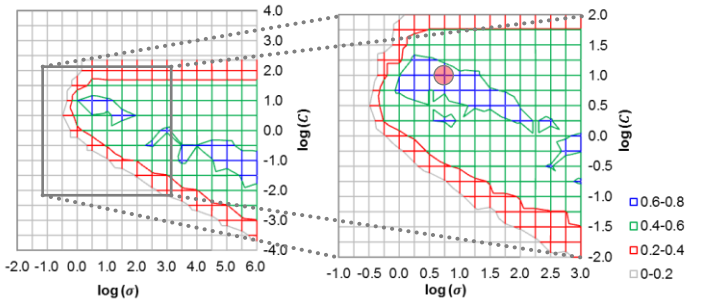
(注) 各グリッドにおける 10 分割交差検証実施時の F 尺度を、カラーマップを用いてプロットしたもの。各項の左図は 0.50 刻みの粗い探索結果、右図は最適値近傍における 0.25 刻みの細かい探索結果を指す。赤くハイライトした格子が、F 尺度を最大化するハイパーパラメータ(σ, C)である。

10 分割交差検証とグリッドサーチを用いたパラメータチューニング②

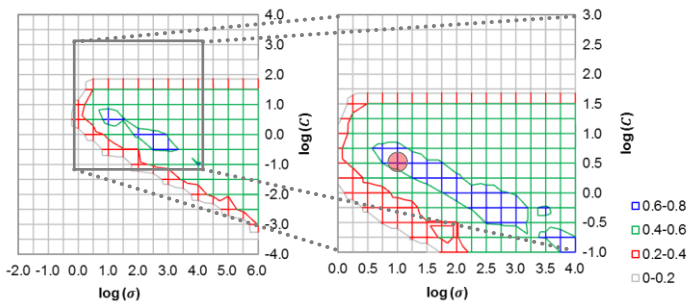
(9) 外付けハードディスク



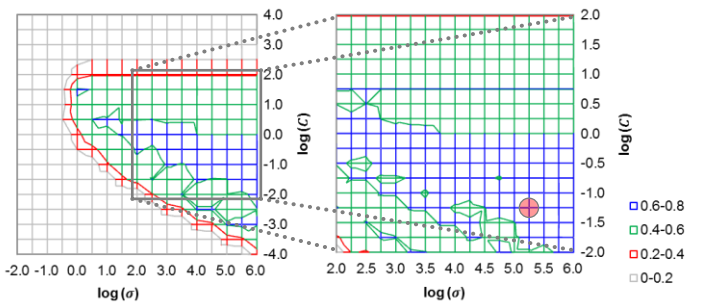
(10) 液晶テレビ



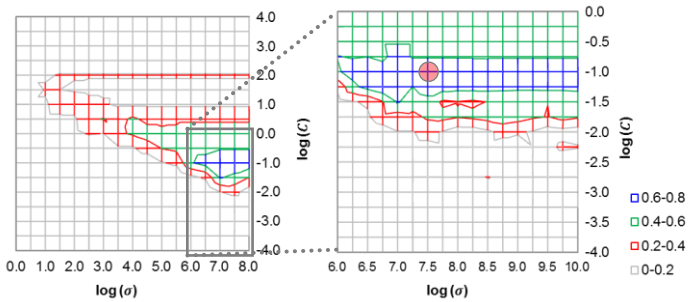
(11) 液晶モニタ・液晶ディスプレイ



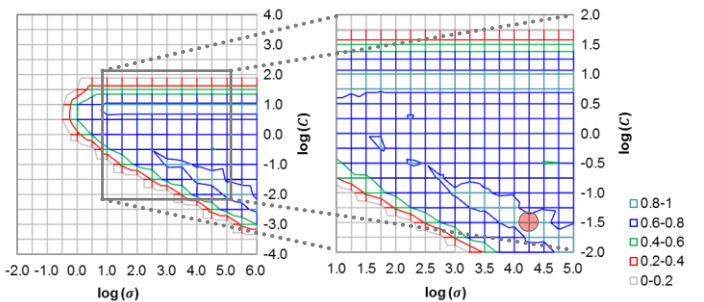
(12) プリンタ



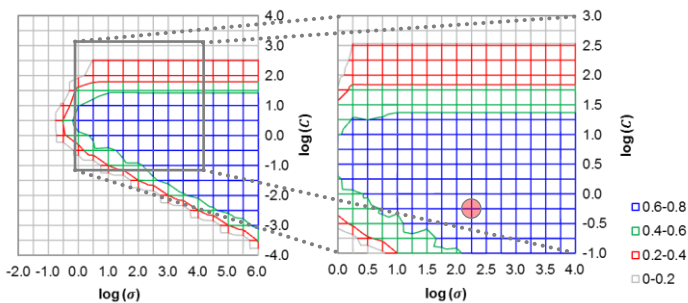
(13) ヘッドホン・イヤホン



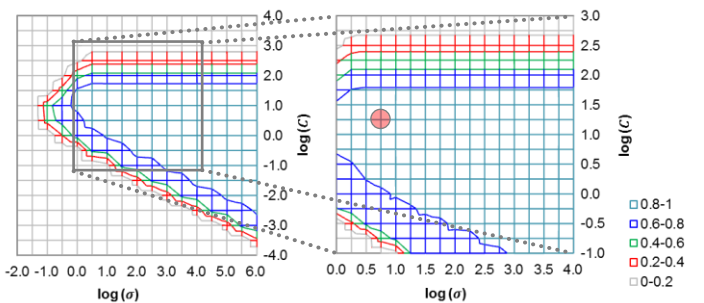
(14) ノートパソコン



(15) デスクトップパソコン



(16) デジタルカメラ



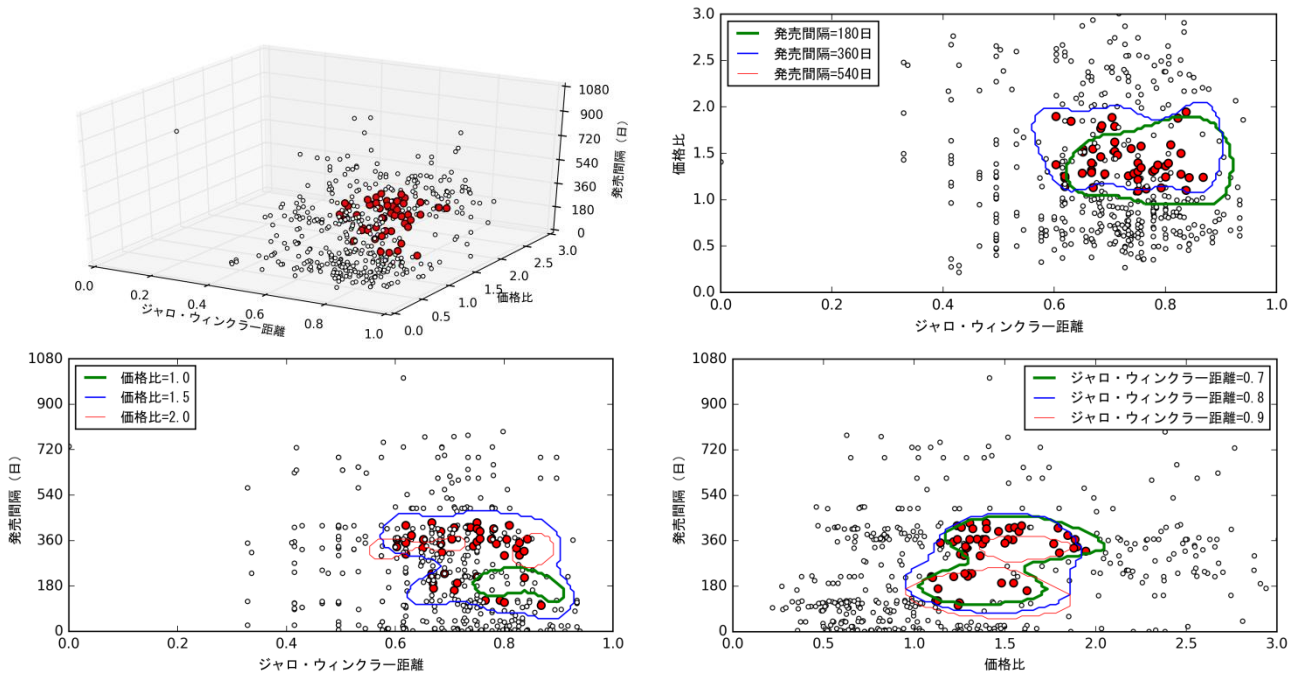
ハイパーパラメータ (σ, C) のチューニング結果

	グリッドサーチにより探索されたハイパーパラメータ				F尺度
	σ	$\log(\sigma)$	C	$\log(C)$	
電気機器					
エアコン	17.78	1.25	3.16	0.50	0.8500
冷蔵庫・冷凍庫	3162.28	3.50	0.10	-1.00	0.7026
洗濯機	3162.28	3.50	0.32	-0.50	0.8305
炊飯器	1.78E+05	5.25	0.03	-1.50	0.9023
掃除機	5623.41	3.75	0.06	-1.25	0.7219
電子レンジ・オープンレンジ	56234.13	4.75	0.03	-1.50	0.7711
ドライヤー・ヘアアイロン	10.00	1.00	1.00	0.00	0.6467
空気清浄機	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
情報通信機器					
カーナビ	1.00	0.00	1.00	0.00	0.8925
外付けハードディスク	316.23	2.50	0.03	-1.50	0.7133
液晶テレビ	5.62	0.75	10.00	1.00	0.7005
液晶モニター・液晶ディスプレイ	10.00	1.00	3.16	0.50	0.6857
プリンタ	177827.94	5.25	0.06	-1.25	0.7067
ブルーレイ・DVDレコーダー	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
ヘッドホン・イヤホン	3.16E+07	7.50	0.10	-1.00	0.7616
ビデオカメラ	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
ノートパソコン	17782.79	4.25	0.03	-1.50	0.8778
デスクトップパソコン	177.83	2.25	0.56	-0.25	0.7778
デジタルカメラ	5.62	0.75	17.78	1.25	0.9512
デジタル一眼レフ	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A

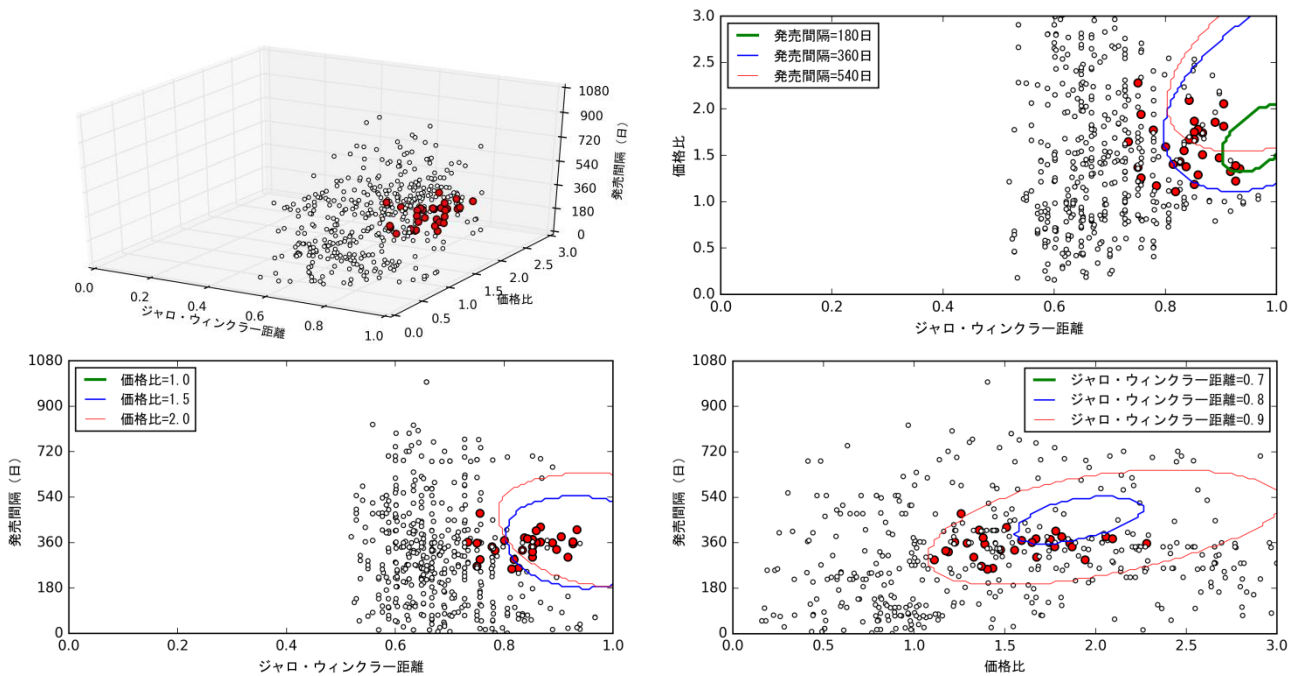
(注) 本表は、グリッドサーチによって得られた 10 分割交差検証実施時の F 尺度を最大化するハイパーパラメータ (σ, C) と、そのときの F 尺度を品目ごとに整理したもの。なお、パラメータ σ は識別境界の非線形性を分類器に反映させる程度を制御するカーネルパラメータ、パラメータ C は誤識別を許容する程度を制御するコストパラメータを意味する。

サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界①

(1) エアコン



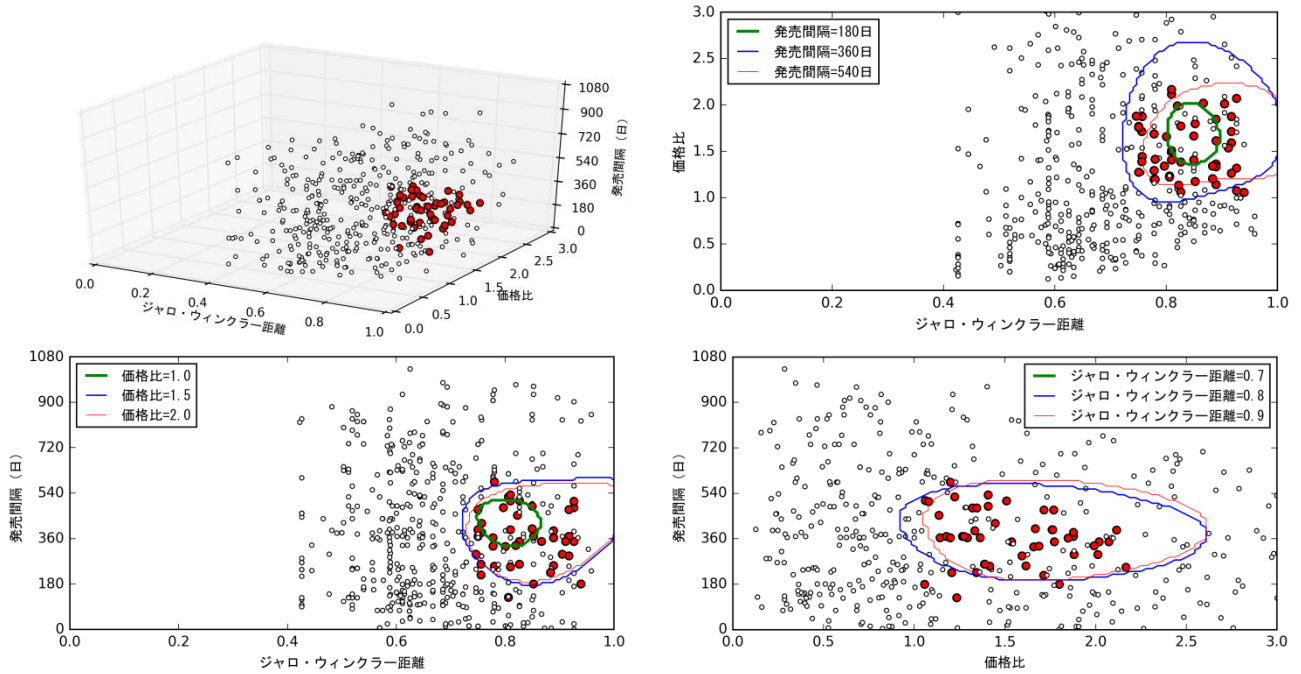
(2) 冷蔵庫・冷凍庫



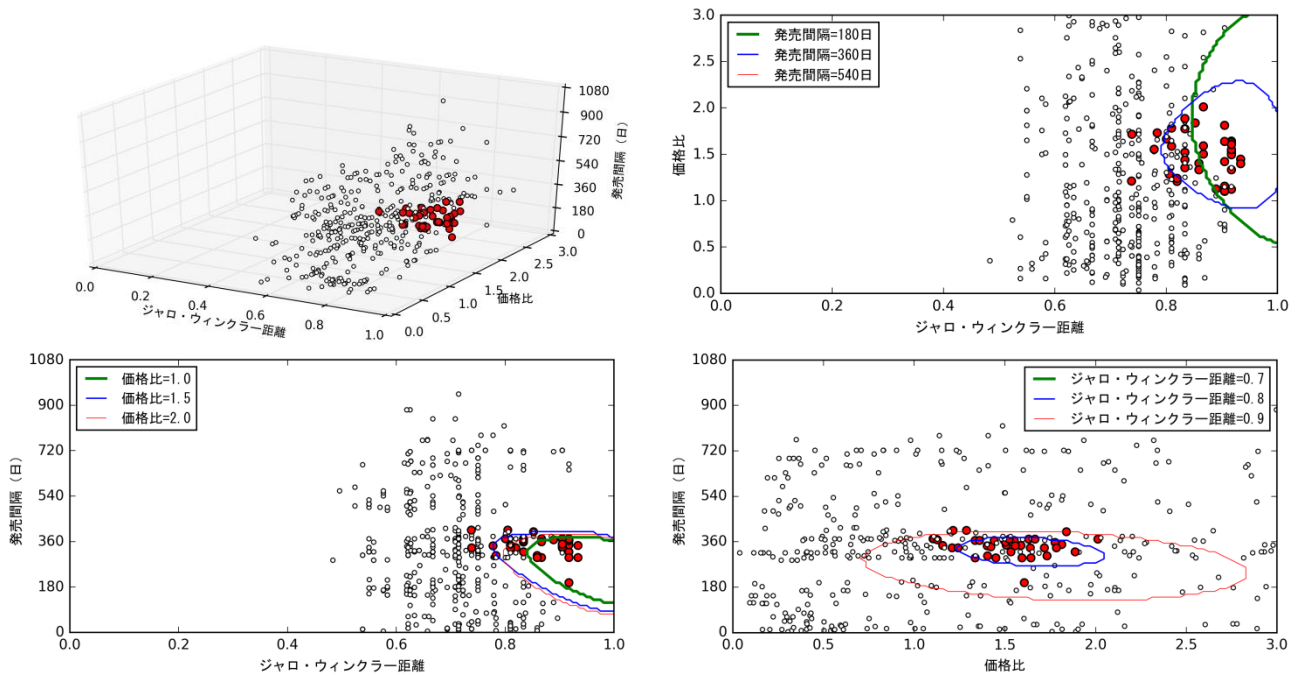
(注) 赤いドットは機械学習の教師データとして作成した新旧製品対、白いドットは非新旧製品対を意味する。各品目について描かれた4つの散布図のうち、左上の散布図は3つの特徴量ベクトルが張る3次元立体図、他の3つの散布図はそれぞれ2次元断面図である。

サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界②

(3) 洗濯機

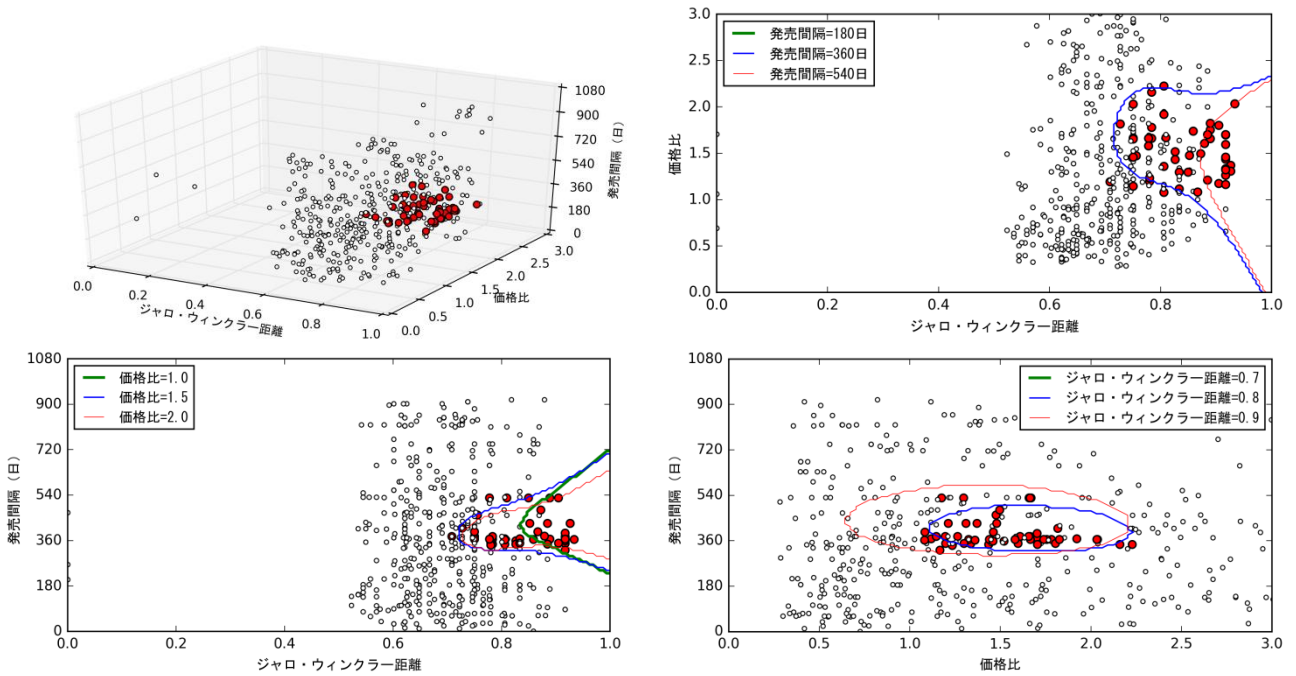


(4) 炊飯器

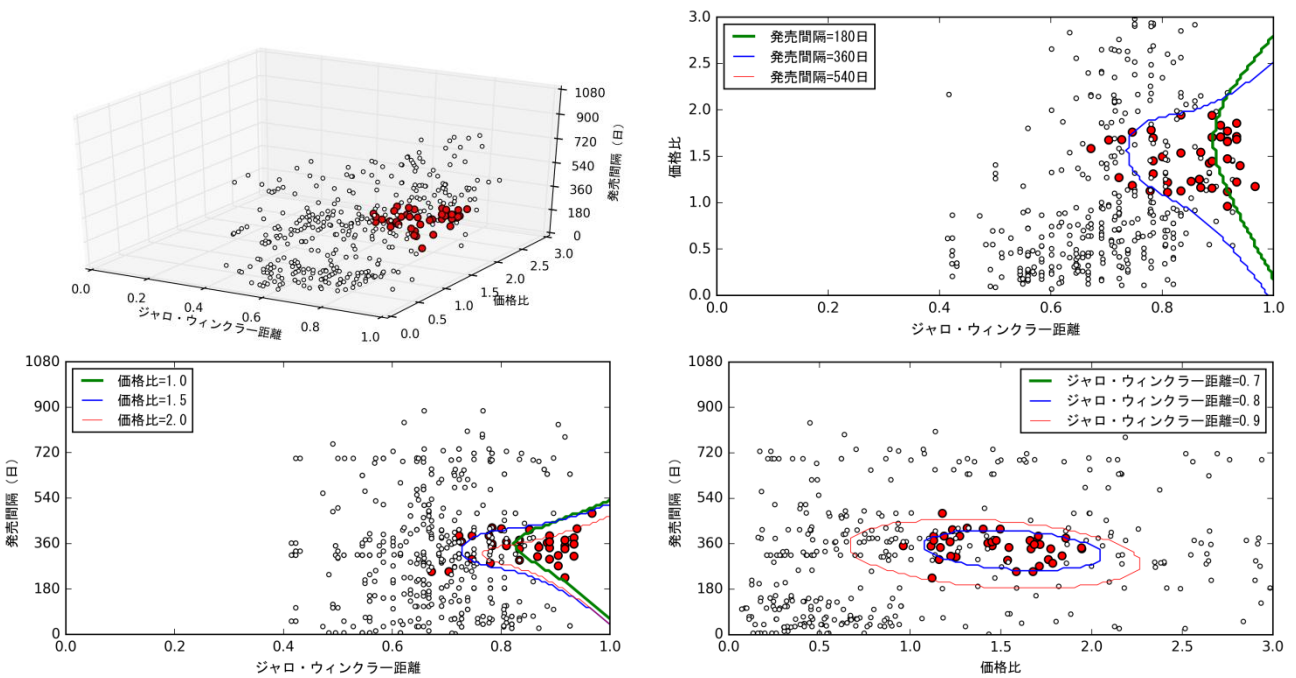


サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界③

(5) 掃除機

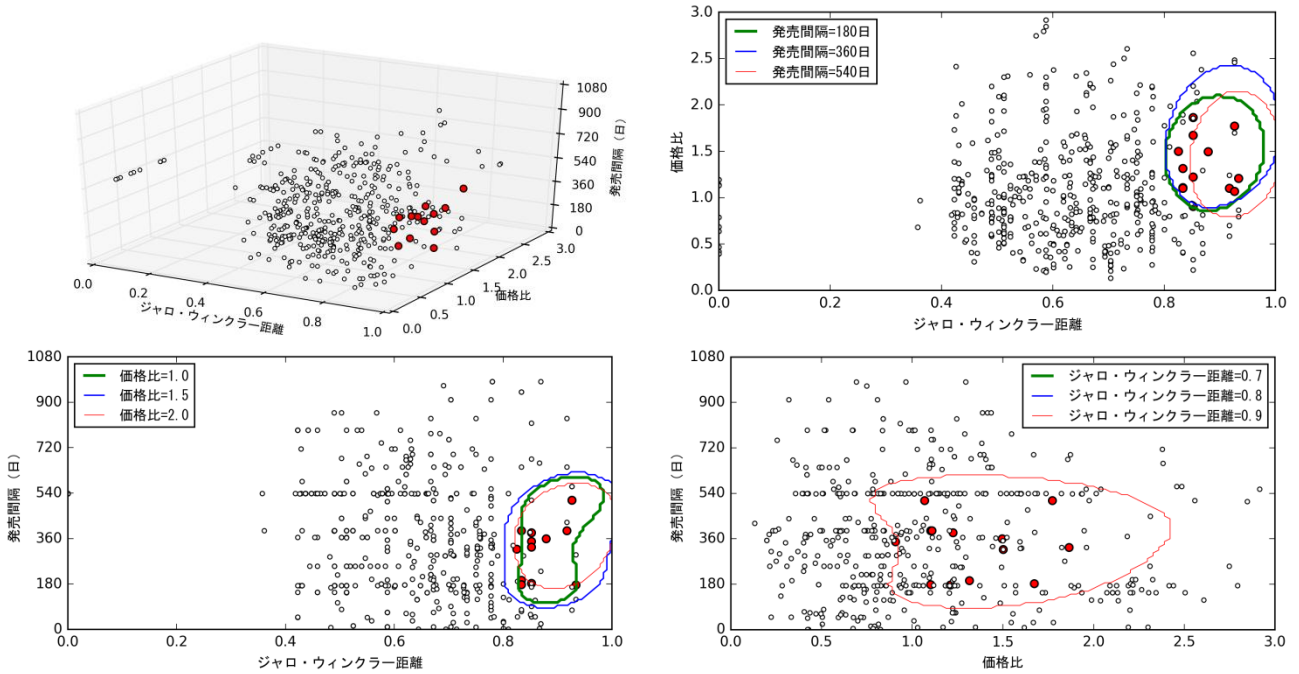


(6) 電子レンジ・オーブンレンジ

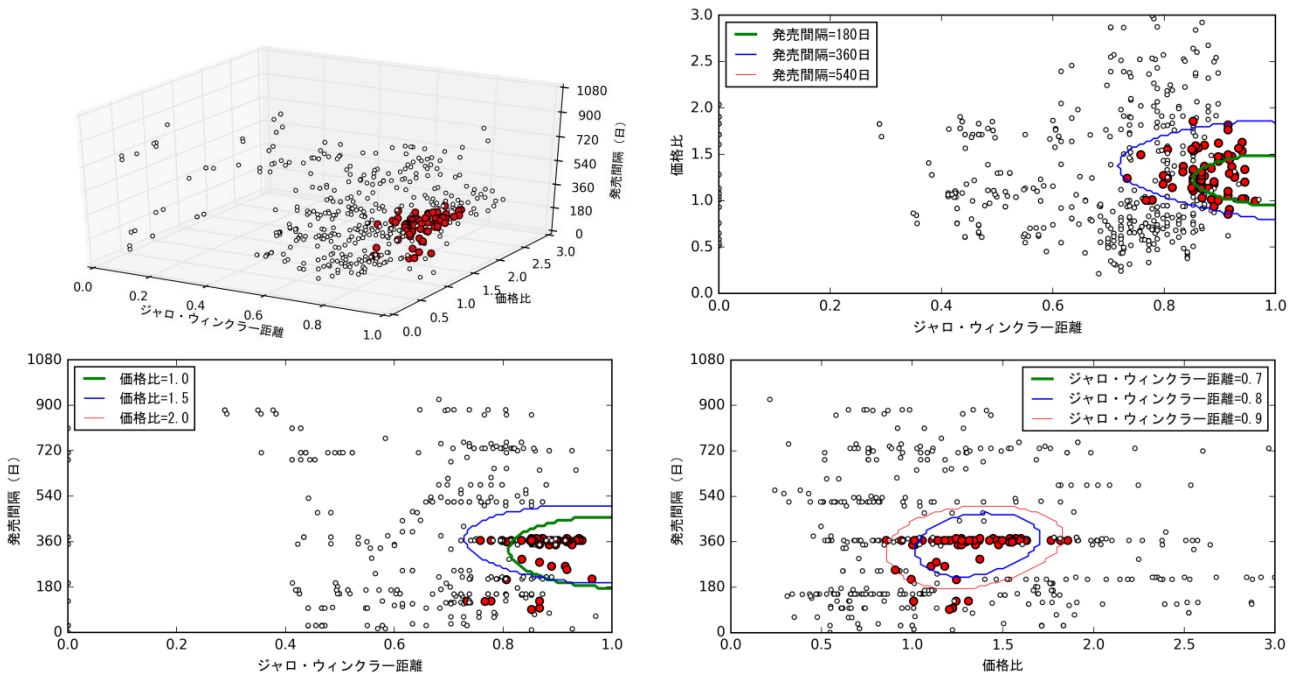


サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界④

(7) ドライヤー・ヘアアイロン

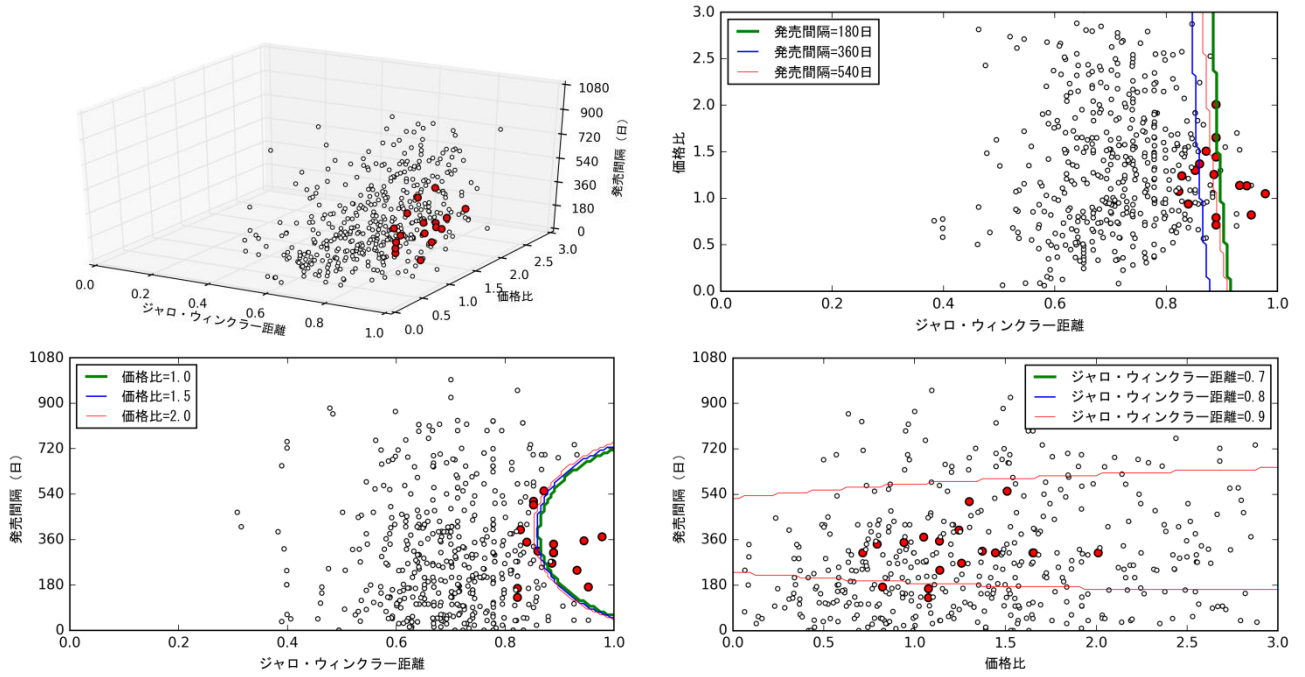


(8) カーナビ

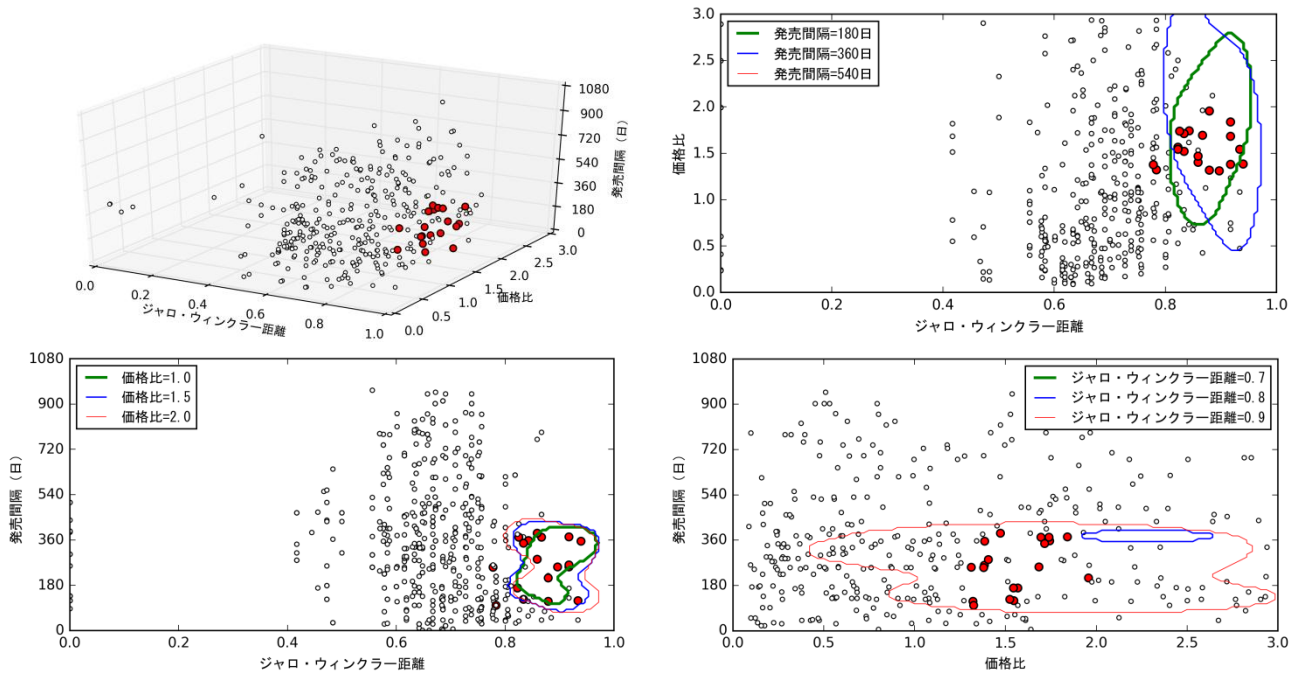


サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界⑤

(9) 外付けハードディスク

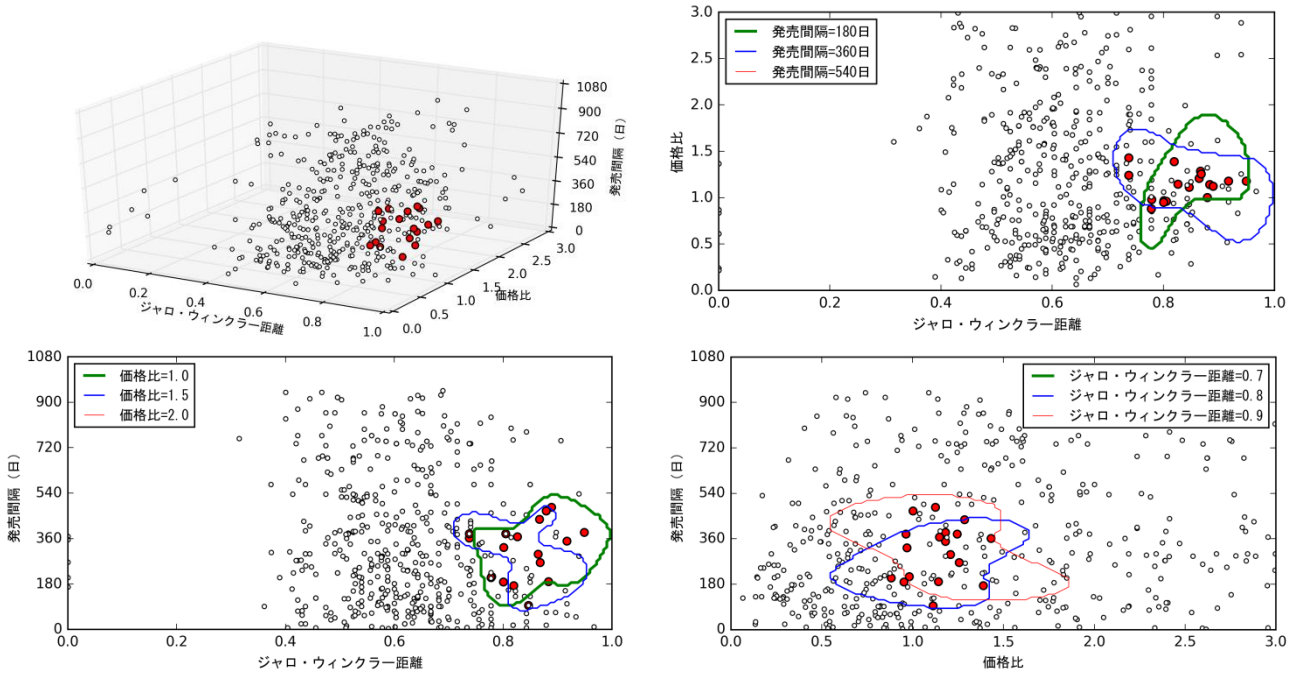


(10) 液晶テレビ

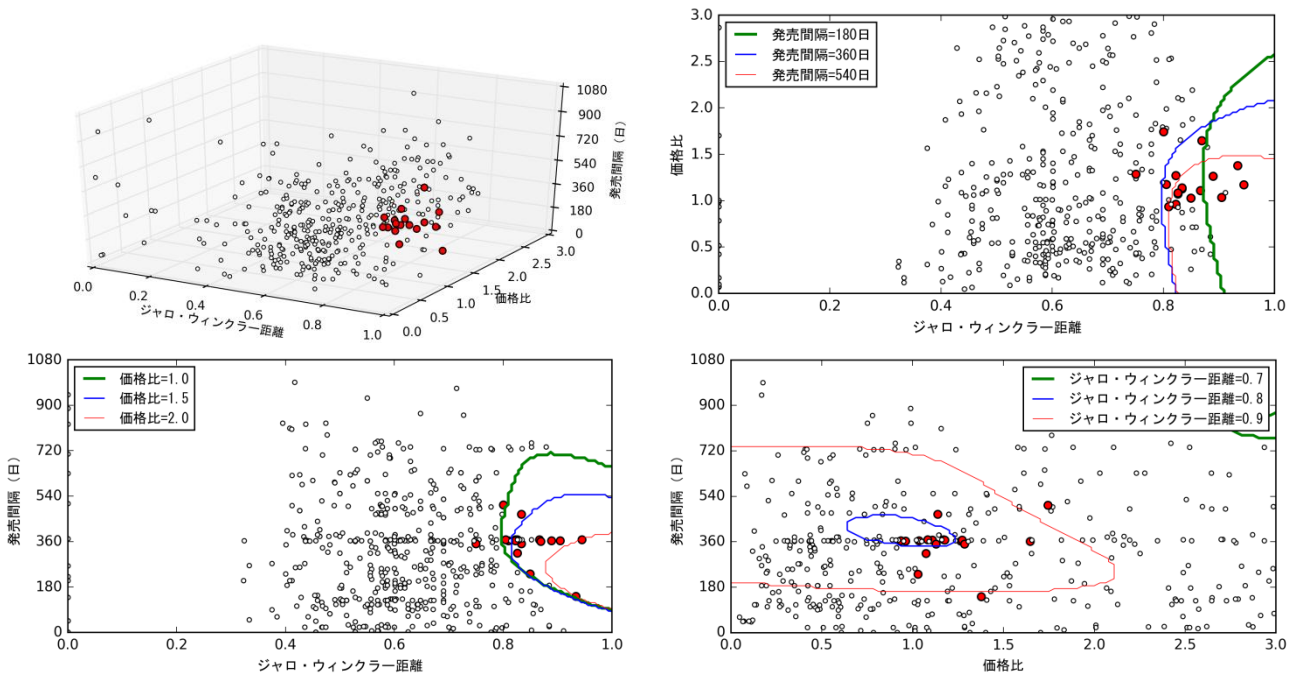


サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界⑥

(1 1) 液晶モニタ・液晶ディスプレイ

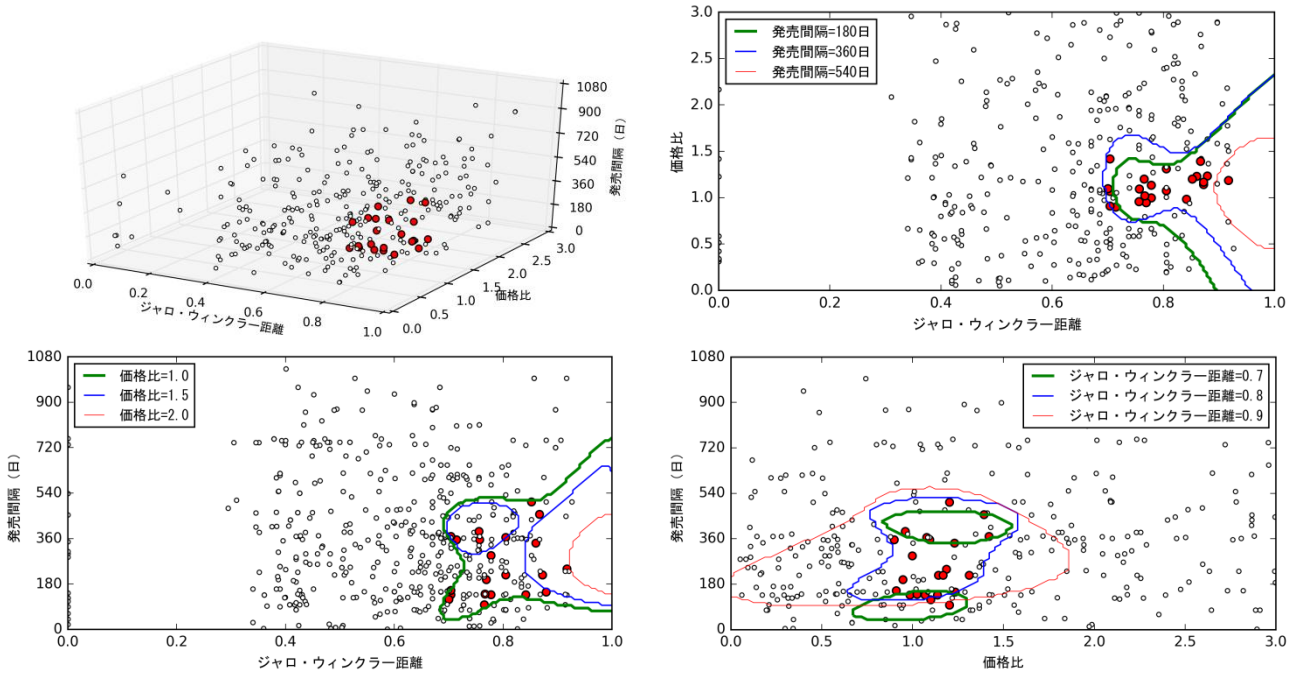


(1 2) プリンタ

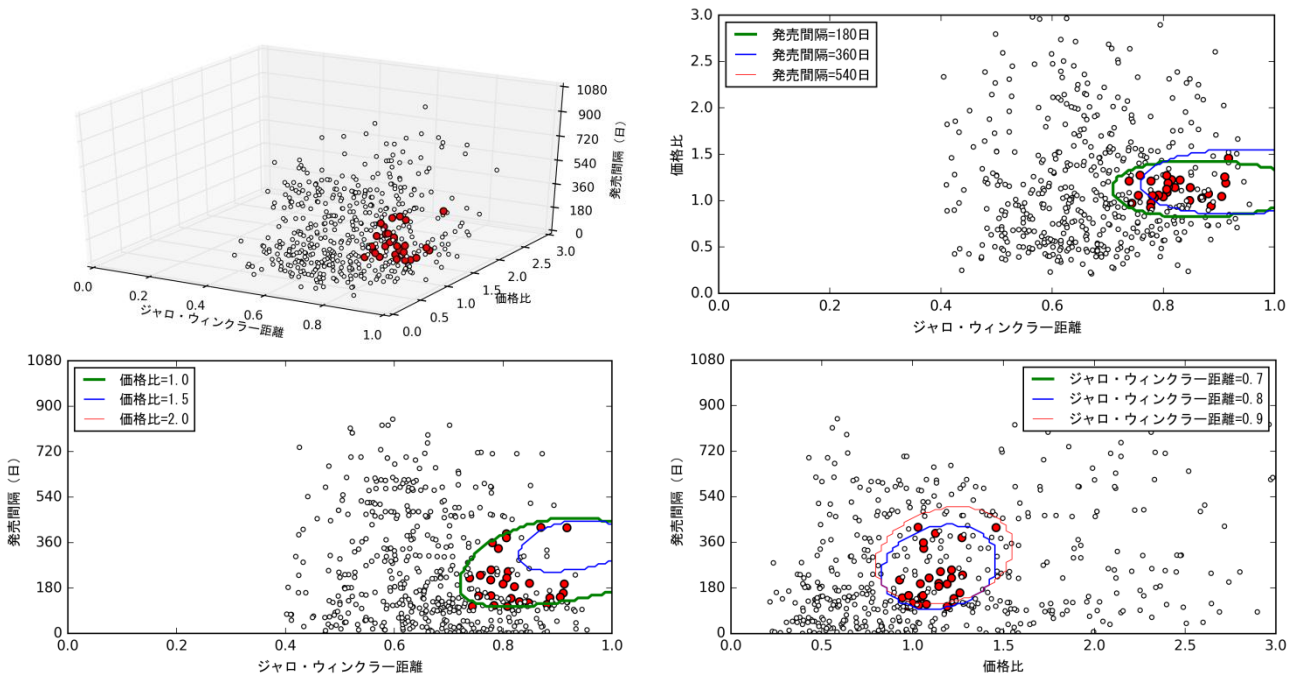


サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界⑦

(13) ヘッドホン・イヤホン

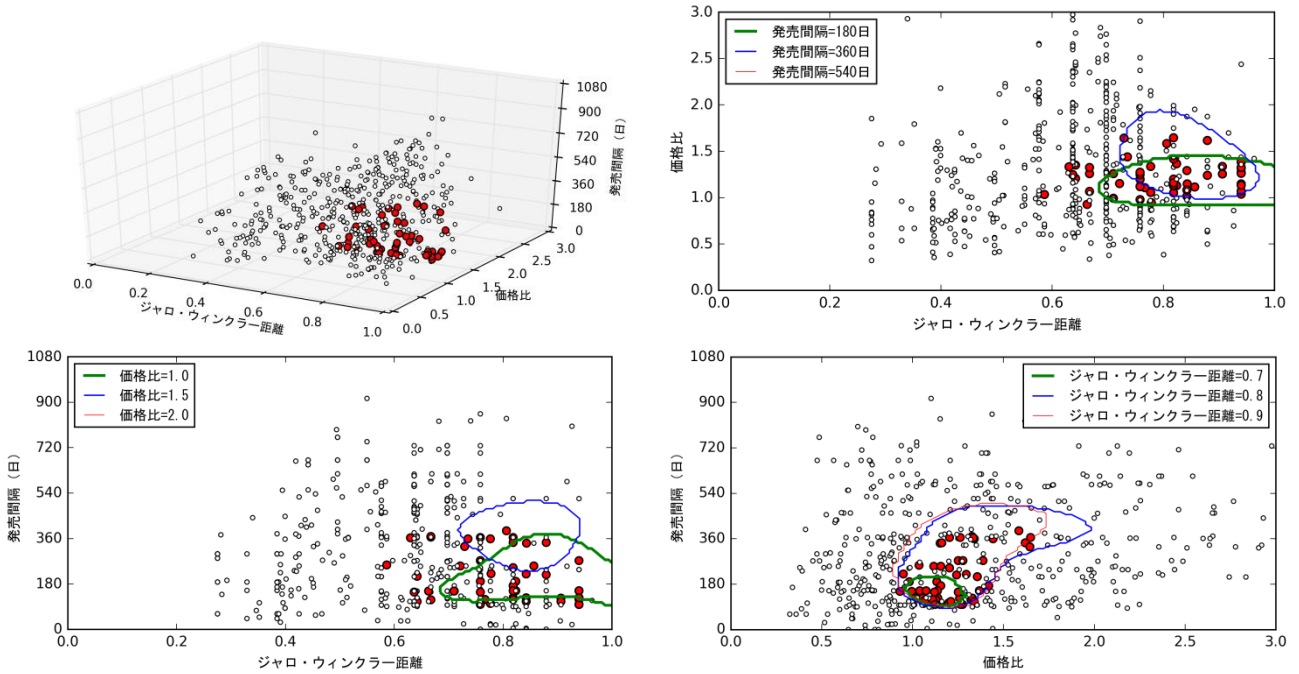


(14) ノートパソコン

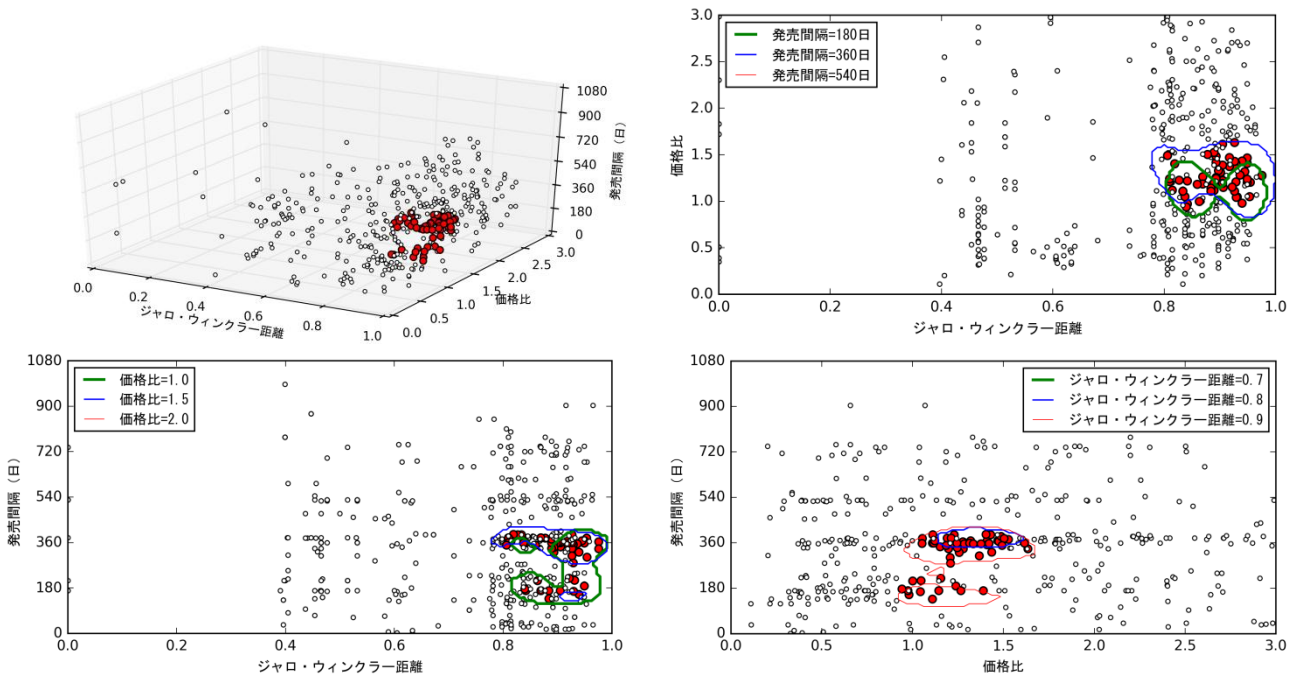


サポートベクターマシンに基づく新旧製品対の最適識別境界⑧

(15) デSKTOPパソコン



(16) デジタルカメラ



ヘドニック関数の推計結果 (電気機器①)

(1) エアコン

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		10.239 (0.153)	***
暖房能力(鉄筋洋室目安)[畳]		0.041 (0.004)	***
低温暖房能力[kW]		0.025 (0.009)	**
APF(通年エネルギー消費効率)		0.072 (0.021)	***
体感センサーダミー	本体	0.076 (0.021)	***
	リモコン	0.262 (0.066)	***
除菌ダミー		0.107 (0.030)	***
衣類乾燥ダミー		0.168 (0.024)	***
フィルター自動洗浄ダミー		0.162 (0.025)	***
快適気流/気流制御ダミー		0.206 (0.052)	***
新冷媒R32ダミー		0.096 (0.028)	***
再熱除湿ダミー		0.078 (0.025)	**
音声ガイドダミー		0.119 (0.026)	***
メーカーダミー	A社	0.148 (0.034)	***
	B社	0.284 (0.040)	***
	C社	0.278 (0.034)	***
	D社	0.146 (0.039)	***
	E社	0.121 (0.039)	**
経過週数ダミー	2週目	0.006 (0.014)	
	3週目	0.000 (0.019)	
	4週目	-0.032 (0.019)	
	5週目	-0.042 (0.020)	*
	6週目	-0.059 (0.020)	**
	7週目	-0.067 (0.020)	***
	8週目	-0.079 (0.020)	***
	9週目	-0.100 (0.020)	***
	10週目	-0.120 (0.020)	***
	11週目	-0.130 (0.020)	***
	12週目	-0.137 (0.020)	***
	13週目	-0.154 (0.020)	***
自由度調整済み決定係数		0.870	
回帰の標準誤差		0.159	
被説明変数の平均値		11.836	
被説明変数の標準偏差		0.441	
製品数		536	
サンプル数		20,135	
スペックデータ数		30	
データ総件数		664,455	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(2) 冷蔵庫・冷凍庫

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		9.992 (0.063)	***
定格内容積[L]		0.003 (0.000)	***
切り替え室[L]		0.003 (0.001)	*
省エネ基準達成率[%]		0.001 (0.000)	***
脱臭ダミー		0.136 (0.052)	**
自動製氷ダミー		0.150 (0.024)	***
メーカーダミー	A社	0.231 (0.076)	**
	B社	0.352 (0.082)	***
	C社	2.191 (0.120)	***
	D社	0.288 (0.077)	***
	E社	0.354 (0.080)	***
	F社	0.366 (0.085)	***
	G社	0.431 (0.083)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.035 (0.016)	*
	3週目	-0.044 (0.017)	*
	4週目	-0.068 (0.018)	***
	5週目	-0.055 (0.028)	***
	6週目	-0.111 (0.019)	***
	7週目	-0.143 (0.021)	***
	8週目	-0.153 (0.025)	***
	9週目	-0.188 (0.020)	***
	10週目	-0.199 (0.020)	***
	11週目	-0.215 (0.020)	***
	12週目	-0.229 (0.020)	***
	13週目	-0.239 (0.020)	***
自由度調整済み決定係数		0.940	
回帰の標準誤差		0.163	
被説明変数の平均値		11.745	
被説明変数の標準偏差		0.662	
製品数		321	
サンプル数		10,910	
スペックデータ数		20	
データ総件数		250,930	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (電気機器②)

(3) 洗濯機

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		10.304 (0.227)	***
洗濯容量[kg]		0.123 (0.013)	***
騒音レベル[dB]		-0.014 (0.004)	***
洗濯機スタイルダミー	洗濯乾燥機	0.432 (0.041)	***
開閉タイプダミー	左開き	0.368 (0.050)	***
	(ベースは上開き) 右開き	0.503 (0.064)	***
自動掃除ダミー		0.139 (0.032)	***
風呂水ポンプダミー		0.088 (0.043)	*
メーカーダミー	A社	0.178 (0.033)	***
	B社	0.367 (0.058)	***
	C社	0.239 (0.045)	***
	D社	0.113 (0.043)	**
経過週数ダミー	2週目	0.009 (0.011)	
	3週目	0.034 (0.016)	*
	4週目	0.029 (0.020)	
	5週目	0.027 (0.016)	
	6週目	0.000 (0.021)	
	7週目	0.006 (0.023)	
	8週目	0.014 (0.024)	
	9週目	0.021 (0.026)	
	10週目	0.013 (0.024)	
	11週目	0.022 (0.025)	
	12週目	0.018 (0.025)	
	13週目	0.008 (0.024)	
自由度調整済み決定係数		0.894	
回帰の標準誤差		0.196	
被説明変数の平均値		11.307	
被説明変数の標準偏差		0.604	
製品数		154	
サンプル数		3,880	
スベックデータ数		21	
データ総件数		93,120	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(4) 炊飯器

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		8.217 (0.083)	***
炊飯時消費電力量[Wh/回]		-0.004 (0.001)	***
内釜の厚さ[mm]		0.127 (0.010)	***
重さ[kg]		0.305 (0.018)	***
タイプダミー(ベース	IH炊飯器	0.713 (0.058)	***
はマイコン炊飯器)	圧力IH炊飯器	0.711 (0.079)	***
スチームダミー		0.362 (0.068)	***
蒸気セーブダミー		0.161 (0.052)	**
メーカーダミー	A社	0.298 (0.073)	***
	B社	0.338 (0.060)	***
	C社	0.231 (0.089)	**
	D社	0.406 (0.055)	***
	E社	0.184 (0.060)	**
	F社	0.257 (0.057)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.044 (0.023)	
	3週目	-0.090 (0.024)	***
	4週目	-0.122 (0.026)	***
	5週目	-0.145 (0.026)	***
	6週目	-0.167 (0.026)	***
	7週目	-0.179 (0.027)	***
	8週目	-0.201 (0.027)	***
	9週目	-0.218 (0.027)	***
	10週目	-0.233 (0.027)	***
	11週目	-0.243 (0.026)	***
	12週目	-0.255 (0.027)	***
	13週目	-0.268 (0.026)	***
自由度調整済み決定係数		0.906	
回帰の標準誤差		0.227	
被説明変数の平均値		10.348	
被説明変数の標準偏差		0.741	
製品数		191	
サンプル数		7,349	
スベックデータ数		19	
データ総件数		161,678	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (電気機器③)

(5) 掃除機

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		11.684 (0.577)	***
吸込仕事率[W]		-0.001 (0.000)	***
騒音値[dB]		-0.042 (0.007)	***
本体重量[kg]		0.130 (0.058)	*
コードレス(充電式)ダミー		0.663 (0.156)	***
メーカーダミー	A社	0.826 (0.249)	***
	B社	2.212 (0.175)	***
	C社	1.025 (0.127)	***
	D社	1.398 (0.168)	***
	E社	0.570 (0.157)	***
	F社	1.134 (0.210)	***
	G社	1.115 (0.207)	***
	H社	1.334 (0.162)	***
	I社	1.399 (0.153)	***
	J社	0.791 (0.127)	***
	K社	1.417 (0.153)	***
	L社	1.525 (0.138)	***
	M社	0.762 (0.159)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.112 (0.038)	**
	3週目	-0.137 (0.039)	***
	4週目	-0.171 (0.040)	***
	5週目	-0.210 (0.041)	***
	6週目	-0.233 (0.041)	***
	7週目	-0.263 (0.041)	***
	8週目	-0.274 (0.041)	***
	9週目	-0.287 (0.040)	***
	10週目	-0.301 (0.041)	***
	11週目	-0.318 (0.041)	***
	12週目	-0.324 (0.041)	***
	13週目	-0.329 (0.042)	***
自由度調整済み決定係数		0.741	
回帰の標準誤差		0.324	
被説明変数の平均値		9.989	
被説明変数の標準偏差		0.638	
製品数		150	
サンプル数		5,302	
スペックデータ数		20	
データ総件数		121,946	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(6) 電子レンジ・オーブンレンジ

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		4.643 (0.260)	***
最大レンジ出力[W]		0.001 (0.000)	***
高さ[mm]		0.013 (0.001)	***
タイプダミー(ベースは電子 オーブンレンジ)	電子レンジ	0.246 (0.087)	**
重量センサーダミー		0.306 (0.076)	***
庫内フラットダミー		0.170 (0.076)	*
メーカーダミー	A社	0.718 (0.100)	***
	B社	0.330 (0.066)	***
	C社	0.255 (0.060)	***
	D社	0.264 (0.063)	***
	E社	0.341 (0.157)	*
経過週数ダミー	2週目	-0.028 (0.017)	
	3週目	-0.069 (0.018)	***
	4週目	-0.118 (0.021)	***
	5週目	-0.149 (0.023)	***
	6週目	-0.167 (0.021)	***
	7週目	-0.195 (0.023)	***
	8週目	-0.215 (0.023)	***
	9週目	-0.230 (0.023)	***
	10週目	-0.203 (0.035)	***
	11週目	-0.172 (0.043)	***
	12週目	-0.180 (0.041)	***
	13週目	-0.187 (0.041)	***
自由度調整済み決定係数		0.914	
回帰の標準誤差		0.259	
被説明変数の平均値		10.323	
被説明変数の標準偏差		0.886	
製品数		140	
サンプル数		4,847	
スペックデータ数		23	
データ総件数		126,022	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (電気機器④)

(7) ドライヤー・ヘアアイロン

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		6.345 (0.227)	***
温風温度[°C]		0.005 (0.001)	***
重量[g]		0.003 (0.000)	***
メーカーダミー	A社	0.700 (0.173)	***
	B社	1.326 (0.151)	***
	C社	0.990 (0.136)	***
	D社	1.032 (0.107)	***
	E社	0.685 (0.099)	***
	F社	0.530 (0.156)	***
	G社	0.316 (0.091)	***
	H社	0.525 (0.103)	***
	I社	0.277 (0.061)	***
	J社	0.618 (0.112)	***
	K社	1.324 (0.135)	***
	L社	0.168 (0.073)	*
	M社	0.768 (0.076)	***
	N社	0.305 (0.085)	***
	O社	0.594 (0.078)	***
	P社	1.212 (0.070)	***
経過週数ダミー	2週目	0.056 (0.025)	*
	3週目	0.063 (0.030)	*
	4週目	0.031 (0.031)	
	5週目	0.006 (0.031)	
	6週目	-0.003 (0.032)	
	7週目	-0.019 (0.032)	
	8週目	-0.047 (0.033)	
	9週目	-0.054 (0.034)	
	10週目	-0.060 (0.035)	
	11週目	-0.061 (0.037)	
	12週目	-0.071 (0.038)	
	13週目	-0.071 (0.038)	
自由度調整済み決定係数		0.675	
回帰の標準誤差		0.350	
被説明変数の平均値		8.437	
被説明変数の標準偏差		0.614	
製品数		203	
サンプル数		7,314	
スペックデータ数		8	
データ総件数		80,454	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(8) 空気清浄器

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		8.596 (0.249)	***
最大適用床面積[畳]		0.018 (0.003)	***
高さ[mm]		0.001 (0.000)	**
加湿機能ダミー		0.225 (0.042)	***
除湿機能ダミー		0.683 (0.048)	***
脱臭機能ダミー		0.213 (0.055)	***
壁掛けダミー		0.973 (0.183)	***
自動節電ダミー		0.405 (0.053)	***
高濃度イオン発生機能ダミー		0.346 (0.040)	***
自動掃除ダミー		0.364 (0.079)	***
メーカーダミー	A社	0.389 (0.081)	***
	B社	1.262 (0.064)	***
	C社	0.964 (0.202)	***
	D社	0.473 (0.059)	***
	E社	0.300 (0.073)	***
	F社	0.586 (0.075)	***
	G社	0.695 (0.129)	***
	H社	0.208 (0.053)	***
	I社	0.393 (0.063)	***
	J社	0.631 (0.067)	***
経過週数ダミー	2週目	0.012 (0.019)	
	3週目	0.002 (0.022)	
	4週目	-0.015 (0.023)	
	5週目	-0.030 (0.026)	
	6週目	-0.038 (0.032)	
	7週目	-0.051 (0.033)	
	8週目	-0.060 (0.033)	
	9週目	-0.080 (0.042)	
	10週目	-0.088 (0.042)	*
	11週目	-0.085 (0.045)	
	12週目	-0.091 (0.046)	*
	13週目	-0.110 (0.045)	*
自由度調整済み決定係数		0.914	
回帰の標準誤差		0.149	
被説明変数の平均値		10.573	
被説明変数の標準偏差		0.507	
製品数		103	
サンプル数		3,291	
スペックデータ数		32	
データ総件数		115,185	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (情報通信機器①)

(1) カーナビ

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		8.058 (0.174)	***
画面サイズ[inch]		0.331 (0.019)	***
記録メディアタイプダ ミー(ベースはメモリ)	HDD SSD	0.413 (0.080) 0.181 (0.063)	*** **
リアモニター付属ダミー		0.405 (0.028)	***
フルセグ(地デジ)ダミー		0.624 (0.084)	***
VICSダミー		0.232 (0.045)	***
Blu-rayディスクダミー		0.491 (0.073)	***
音声認識ダミー		0.160 (0.036)	***
ハイレゾダミー		0.428 (0.051)	***
メーカーダミー	A社 B社 C社 D社 E社 F社 G社 H社 I社 J社	0.589 (0.059) 0.344 (0.122) 0.202 (0.071) 0.797 (0.123) 0.585 (0.127) 0.825 (0.123) 0.730 (0.139) 0.273 (0.067) 0.384 (0.073) 0.744 (0.120)	*** ** ** *** *** *** *** *** *** ***
経過週数ダミー	2週目 3週目 4週目 5週目 6週目 7週目 8週目 9週目 10週目 11週目 12週目 13週目	-0.045 (0.011) -0.074 (0.015) -0.096 (0.016) -0.112 (0.016) -0.128 (0.016) -0.147 (0.016) -0.160 (0.017) -0.162 (0.017) -0.171 (0.017) -0.174 (0.017) -0.181 (0.017) -0.176 (0.017)	*** *** *** *** *** *** *** *** *** *** *** ***
自由度調整済み決定係数		0.896	
回帰の標準誤差		0.184	
被説明変数の平均値		11.418	
被説明変数の標準偏差		0.571	
製品数		152	
サンプル数		4,891	
スペックデータ数		30	
データ総件数		161,403	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(2) 外付けハードディスク

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		8.961 (0.078)	***
容量[TB]		0.174 (0.000)	***
冷却ファンダミー		0.263 (0.056)	***
IEEE1394bダミー		0.674 (0.069)	***
LANダミー		0.553 (0.155)	***
Thunderboltダミー		0.821 (0.123)	***
メーカーダミー	A社 B社 C社 D社 E社	0.187 (0.045) 0.164 (0.041) 0.252 (0.102) 0.135 (0.061) 0.191 (0.070)	*** *** * * **
経過週数ダミー	2週目 3週目 4週目 5週目 6週目 7週目 8週目 9週目 10週目 11週目 12週目 13週目	-0.006 (0.014) -0.004 (0.015) -0.010 (0.015) -0.009 (0.015) -0.013 (0.015) -0.018 (0.016) -0.019 (0.017) -0.022 (0.017) -0.029 (0.017) -0.039 (0.018) -0.047 (0.018) -0.054 (0.018)	 * ** **
自由度調整済み決定係数		0.850	
回帰の標準誤差		0.260	
被説明変数の平均値		9.727	
被説明変数の標準偏差		0.671	
製品数		303	
サンプル数		10,908	
スペックデータ数		13	
データ総件数		174,528	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (情報通信機器②)

(3) 液晶テレビ

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		9.327 (0.048)	***
画面サイズ[inch]		0.034 (0.001)	***
画素数[百万画素]		0.059 (0.000)	***
IPS方式ダミー		0.123 (0.035)	***
3Dテレビダミー		0.124 (0.028)	***
画面分割ダミー		0.105 (0.035)	**
	4倍	0.141 (0.033)	***
倍速液晶ダミー	16倍	0.271 (0.079)	***
	20倍	0.562 (0.068)	***
デジタルチューナー9チャンネルダミー		0.195 (0.041)	***
内蔵Blu-rayダミー		0.550 (0.054)	***
HDMI4端子ダミー		0.148 (0.031)	***
ARC対応ダミー		0.084 (0.032)	**
メーカーダミー	A社	0.268 (0.030)	***
	B社	0.155 (0.023)	***
	C社	0.181 (0.045)	***
	D社	0.161 (0.035)	***
	E社	0.688 (0.068)	***
	F社	0.217 (0.055)	***
	G社	0.486 (0.065)	***
	H社	0.297 (0.056)	***
	I社	0.406 (0.047)	***
	J社	0.300 (0.042)	***
	K社	0.282 (0.055)	***
	L社	0.323 (0.041)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.049 (0.009)	***
	3週目	-0.080 (0.010)	***
	4週目	-0.109 (0.011)	***
	5週目	-0.135 (0.011)	***
	6週目	-0.162 (0.011)	***
	7週目	-0.178 (0.011)	***
	8週目	-0.199 (0.012)	***
	9週目	-0.216 (0.012)	***
	10週目	-0.231 (0.012)	***
	11週目	-0.242 (0.012)	***
	12週目	-0.249 (0.013)	***
	13週目	-0.259 (0.013)	***
自由度調整済み決定係数		0.981	
回帰の標準誤差		0.120	
被説明変数の平均値		11.605	
被説明変数の標準偏差		0.872	
製品数		188	
サンプル数		6,666	
スペックデータ数		39	
データ総件数		279,972	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(4) 液晶モニタ・液晶ディスプレイ

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		6.690 (0.209)	***
モニタサイズ[inch]		0.061 (0.007)	***
解像度[dpi]		0.000 (0.000)	***
応答速度[ms]		0.038 (0.007)	***
輝度[cd/m2]		0.004 (0.001)	***
モニタタイプダミー	スクエア	0.379 (0.098)	***
(ベースはワイド)			
3D対応ダミー		0.433 (0.111)	***
microUSBダミー		0.196 (0.072)	**
パネル種類ダミー	AH-IPS	0.415 (0.065)	***
	IPS	0.287 (0.073)	***
タッチパネル対応ダミー		0.805 (0.095)	***
USB HUBダミー		0.260 (0.040)	***
メーカーダミー	A社	0.233 (0.041)	***
	B社	0.234 (0.055)	***
	C社	0.245 (0.079)	**
	D社	0.576 (0.072)	***
	E社	0.182 (0.054)	***
	F社	0.444 (0.078)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.009 (0.010)	
	3週目	-0.015 (0.011)	
	4週目	-0.023 (0.011)	*
	5週目	-0.029 (0.015)	
	6週目	-0.035 (0.015)	*
	7週目	-0.039 (0.015)	**
	8週目	-0.043 (0.015)	**
	9週目	-0.042 (0.015)	**
	10週目	-0.044 (0.016)	**
	11週目	-0.049 (0.016)	**
	12週目	-0.056 (0.017)	***
	13週目	-0.053 (0.017)	**
自由度調整済み決定係数		0.907	
回帰の標準誤差		0.234	
被説明変数の平均値		10.604	
被説明変数の標準偏差		0.769	
製品数		193	
サンプル数		6,566	
スペックデータ数		46	
データ総件数		321,734	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (情報通信機器③)

(5) プリンタ

被説明変数 log(平均価格)	推計結果	
説明変数		
定数項	6.794 (0.204)	***
最大給紙枚数(普通紙)[枚]	0.001 (0.000)	***
幅[mm]	0.004 (0.001)	***
奥行き[mm]	0.002 (0.000)	***
タイプダミー(ベース カラーレーザー はインクジェット) モノクロレーザー	0.835 (0.105)	***
	0.862 (0.107)	***
モバイルプリンタダミー	1.376 (0.086)	***
FAXダミー	0.283 (0.054)	***
ダイレクト印刷ダミー	0.307 (0.075)	***
レーベル印刷ダミー	0.257 (0.082)	**
メーカーダミー		
A社	0.626 (0.184)	***
B社	0.386 (0.072)	***
C社	0.745 (0.088)	***
D社	0.545 (0.131)	***
E社	0.572 (0.134)	***
F社	0.428 (0.131)	***
G社	0.571 (0.178)	**
経過週数ダミー		
2週目	-0.001 (0.013)	
3週目	-0.010 (0.014)	
4週目	-0.008 (0.016)	
5週目	-0.012 (0.018)	
6週目	-0.017 (0.021)	
7週目	-0.023 (0.021)	
8週目	-0.037 (0.022)	
9週目	-0.047 (0.026)	
10週目	-0.044 (0.028)	
11週目	-0.048 (0.028)	
12週目	-0.050 (0.028)	
13週目	-0.060 (0.030)	*
自由度調整済み決定係数	0.826	
回帰の標準誤差	0.403	
被説明変数の平均値	10.605	
被説明変数の標準偏差	0.965	
製品数	264	
サンプル数	9,983	
スペックデータ数	32	
データ総件数	349,405	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(6) ブルーレイ・DVD レコーダー

被説明変数 log(平均価格)	推計結果	
説明変数		
定数項	10.662 (0.047)	***
HDD容量[TB]	0.222 (0.000)	***
同時録画可能番組数[番組]	0.117 (0.014)	***
長時間録画[倍録画]	0.007 (0.002)	**
同軸デジタル音声出力端子ダミー	1.127 (0.028)	***
Ultra HD Blu-rayダミー	0.194 (0.036)	***
メーカーダミー		
A社	0.088 (0.032)	**
B社	0.086 (0.033)	**
経過週数ダミー		
2週目	-0.013 (0.014)	
3週目	-0.086 (0.015)	***
4週目	-0.118 (0.016)	***
5週目	-0.148 (0.017)	***
6週目	-0.185 (0.016)	***
7週目	-0.219 (0.016)	***
8週目	-0.235 (0.021)	***
9週目	-0.243 (0.021)	***
10週目	-0.248 (0.021)	***
11週目	-0.252 (0.021)	***
12週目	-0.262 (0.020)	***
13週目	-0.262 (0.019)	***
自由度調整済み決定係数	0.874	
回帰の標準誤差	0.153	
被説明変数の平均値	10.999	
被説明変数の標準偏差	0.430	
製品数	90	
サンプル数	3,143	
スペックデータ数	47	
データ総件数	157,150	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (情報通信機器④)

(7) ヘッドホン・イヤホン

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		5.150 (0.962)	***
再生周波数(最低)[Hz]		-0.040 (0.007)	***
インピーダンス[Ω]		0.002 (0.000)	***
音圧感度[db]		0.026 (0.009)	**
重量[g]		0.004 (0.001)	***
装着方式ダミー	カナル型	0.504 (0.123)	***
	耳かけ	0.832 (0.263)	**
標準プラグダミー		0.320 (0.117)	**
ノイズキャンセルダミー		0.497 (0.192)	**
ハイレゾダミー		1.121 (0.100)	***
リケーブルダミー		0.645 (0.097)	***
ワイヤレスダミー		0.736 (0.125)	***
メーカーダミー	A社	1.302 (0.308)	***
	B社	0.921 (0.149)	***
	C社	0.399 (0.108)	***
	D社	2.648 (0.110)	***
	E社	0.624 (0.152)	***
	F社	2.535 (0.153)	***
	G社	0.943 (0.127)	***
	H社	2.073 (0.150)	***
	I社	1.384 (0.156)	***
(他16社が0.1%水準で有意)	J社	3.723 (0.236)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.015 (0.013)	
	3週目	-0.023 (0.014)	
	4週目	-0.026 (0.015)	
	5週目	-0.045 (0.017)	**
	6週目	-0.054 (0.018)	**
	7週目	-0.052 (0.019)	**
	8週目	-0.044 (0.020)	*
	9週目	-0.038 (0.023)	
	10週目	-0.046 (0.023)	*
	11週目	-0.061 (0.024)	**
	12週目	-0.072 (0.025)	**
	13週目	-0.073 (0.025)	**
自由度調整済み決定係数		0.818	
回帰の標準誤差		0.516	
被説明変数の平均値		8.880	
被説明変数の標準偏差		1.210	
製品数		429	
サンプル数		15,186	
スペックデータ数		23	
データ総件数		394,836	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(8) ビデオカメラ

被説明変数 log(平均価格)		推計結果	
説明変数			
定数項		8.801 (0.211)	***
総画素数[百万画素]		0.034 (0.004)	***
撮影時間[分]		0.004 (0.001)	***
本体重量[g]		0.000 (0.000)	**
ファインダーダミー		0.507 (0.199)	*
AV出力ダミー		0.860 (0.098)	***
DC入力ダミー		0.781 (0.131)	***
microUSB2.0ダミー		0.198 (0.082)	*
メーカーダミー	A社	0.634 (0.120)	***
	B社	0.322 (0.115)	**
	C社	0.654 (0.096)	***
経過週数ダミー	2週目	-0.025 (0.023)	
	3週目	-0.043 (0.022)	
	4週目	-0.057 (0.025)	*
	5週目	-0.078 (0.027)	**
	6週目	-0.096 (0.022)	***
	7週目	-0.116 (0.021)	***
	8週目	-0.140 (0.021)	***
	9週目	-0.157 (0.019)	***
	10週目	-0.172 (0.019)	***
	11週目	-0.180 (0.020)	***
	12週目	-0.211 (0.022)	***
	13週目	-0.216 (0.023)	***
自由度調整済み決定係数		0.935	
回帰の標準誤差		0.162	
被説明変数の平均値		10.938	
被説明変数の標準偏差		0.639	
製品数		51	
サンプル数		1,523	
スペックデータ数		45	
データ総件数		73,104	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (情報通信機器⑤)

(9) ノートパソコン

被説明変数 log(平均価格)	推計結果	
説明変数		
定数項	9.215 (0.358)	***
液晶サイズ[inch]	0.052 (0.021)	*
解像度[dpi]	0.000 (0.000)	***
SSD容量[TB]	0.869 (0.000)	*
HDD容量[TB]	0.280 (0.000)	***
回転数[rpm]	0.000 (0.000)	***
メモリ容量[GB]	0.014 (0.005)	**
メモリスロット数	0.150 (0.028)	***
ビデオメモリ[MB]	0.000 (0.000)	***
駆動時間[h]	0.018 (0.003)	***
奥行き[mm]	-0.004 (0.001)	**
Windows 8 対応タッチパネルダミー	0.088 (0.018)	***
Core i3 / 2コア	0.177 (0.018)	***
Core i5 / 2コア	0.268 (0.024)	***
Core i7 / 2コア	0.413 (0.038)	***
Core i7 / 4コア	0.343 (0.028)	***
CDダミー	0.366 (0.054)	***
LANダミー	0.191 (0.089)	*
Wi-Fi Direct対応ダミー	0.212 (0.023)	***
WiDi対応ダミー	0.064 (0.031)	*
Bluetoothダミー	0.071 (0.025)	**
3D加速度センサーダミー	0.138 (0.057)	*
加速度センサーダミー	0.194 (0.029)	***
OSダミー(ベースは Windows 10)	0.312 (0.032)	***
Windows 8) Windows 7	0.085 (0.026)	**
Microsoft Office統合ソフトダミー	0.259 (0.018)	***
メーカーダミー		
A社	0.180 (0.026)	***
B社	0.082 (0.036)	*
C社	0.716 (0.062)	***
D社	0.161 (0.031)	***
経過週数ダミー		
2週目	-0.021 (0.004)	***
3週目	-0.031 (0.004)	***
4週目	-0.040 (0.005)	***
5週目	-0.036 (0.005)	***
6週目	-0.035 (0.006)	***
7週目	-0.033 (0.007)	***
8週目	-0.036 (0.007)	***
9週目	-0.045 (0.008)	***
10週目	-0.052 (0.008)	***
11週目	-0.053 (0.008)	***
12週目	-0.065 (0.008)	***
13週目	-0.071 (0.008)	***
自由度調整済み決定係数	0.882	
回帰の標準誤差	0.152	
被説明変数の平均値	11.422	
被説明変数の標準偏差	0.443	
製品数	527	
サンプル数	14,716	
スペックデータ数	66	
データ総件数	1,015,404	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(10) デSKTOPパソコン

被説明変数 log(平均価格)	推計結果	
説明変数		
定数項	9.694 (0.210)	***
CPU周波数[GHz]	0.144 (0.032)	***
メモリ容量[GB]	0.018 (0.006)	**
HDD容量[TB]	0.045 (0.000)	**
画面サイズ[inch]	0.021 (0.008)	**
解像度[dpi]	0.000 (0.000)	***
筐体ダミー(ベース 液晶一体)	0.149 (0.050)	**
は省スペース) タワー	0.102 (0.038)	**
Core i3	0.121 (0.044)	**
CPU種類ダミー	Core i5	0.175 (0.030)
Core i7	0.182 (0.035)	***
DDR4メモリダミー	0.160 (0.073)	*
ハイブリッドHDDダミー	0.466 (0.068)	***
Office Home and Business 2013	0.232 (0.039)	***
Office Home and Business Premium	0.312 (0.043)	***
Office Personal 2013	0.248 (0.043)	***
Office Personal Premium	0.304 (0.053)	***
Windows 8 対応タッチパネルダミー	0.130 (0.024)	***
3D対応ダミー	0.184 (0.026)	***
4K出力ダミー	0.070 (0.027)	*
メーカーダミー		
A社	0.169 (0.046)	***
B社	0.334 (0.035)	***
C社	0.177 (0.055)	**
D社	0.346 (0.031)	***
E社	0.440 (0.042)	***
F社	0.324 (0.030)	***
経過週数ダミー		
2週目	-0.008 (0.006)	
3週目	-0.027 (0.007)	***
4週目	-0.028 (0.008)	***
5週目	-0.033 (0.009)	***
6週目	-0.043 (0.009)	***
7週目	-0.054 (0.009)	***
8週目	-0.064 (0.010)	***
9週目	-0.070 (0.011)	***
10週目	-0.083 (0.011)	***
11週目	-0.083 (0.012)	***
12週目	-0.103 (0.012)	***
13週目	-0.112 (0.013)	***
自由度調整済み決定係数	0.892	
回帰の標準誤差	0.125	
被説明変数の平均値	11.778	
被説明変数の標準偏差	0.381	
製品数	213	
サンプル数	6,323	
スペックデータ数	45	
データ総件数	303,504	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

ヘドニック関数の推計結果 (情報通信機器⑥)

(11) デジタルカメラ

被説明変数 log(平均価格)	推計結果	
説明変数		
定数項	4.958 (0.303)	***
防水性能[m]	0.011 (0.002)	***
内蔵メモリ[MB]	0.000 (0.000)	***
液晶モニター[inch]	0.912 (0.116)	***
ファインダー[百万画素]	0.002 (0.000)	***
重量[g]	0.001 (0.000)	***
マニュアルフォーカスダミー	0.110 (0.042)	**
連写撮影ダミー	1.415 (0.092)	***
AF自動追尾機能ダミー	0.340 (0.046)	***
チルト液晶ダミー	0.223 (0.035)	***
タッチパネルダミー	0.106 (0.045)	*
撮像素子CMOSダミー	0.344 (0.052)	***
RAWダミー	0.289 (0.044)	***
RAW(DNG)ダミー	1.106 (0.154)	***
光学式ダミー	0.590 (0.074)	***
microSDHCカードダミー	0.182 (0.082)	*
メモリースティック Duoダミー	0.413 (0.047)	***
メーカーダミー		
A社	0.167 (0.048)	***
B社	0.217 (0.063)	***
C社	1.386 (0.119)	***
D社	0.195 (0.047)	***
E社	0.524 (0.069)	***
経過週数ダミー		
2週目	-0.015 (0.003)	***
3週目	-0.028 (0.004)	***
4週目	-0.044 (0.004)	***
5週目	-0.055 (0.005)	***
6週目	-0.067 (0.005)	***
7週目	-0.076 (0.005)	***
8週目	-0.092 (0.007)	***
9週目	-0.104 (0.008)	***
10週目	-0.110 (0.009)	***
11週目	-0.120 (0.009)	***
12週目	-0.130 (0.010)	***
13週目	-0.135 (0.010)	***
自由度調整済み決定係数	0.952	
回帰の標準誤差	0.156	
被説明変数の平均値	10.193	
被説明変数の標準偏差	0.715	
製品数	149	
サンプル数	5,206	
スペックデータ数	80	
データ総件数	432,098	

※ ()内は、標準誤差。

※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

(12) デジタル一眼レフ

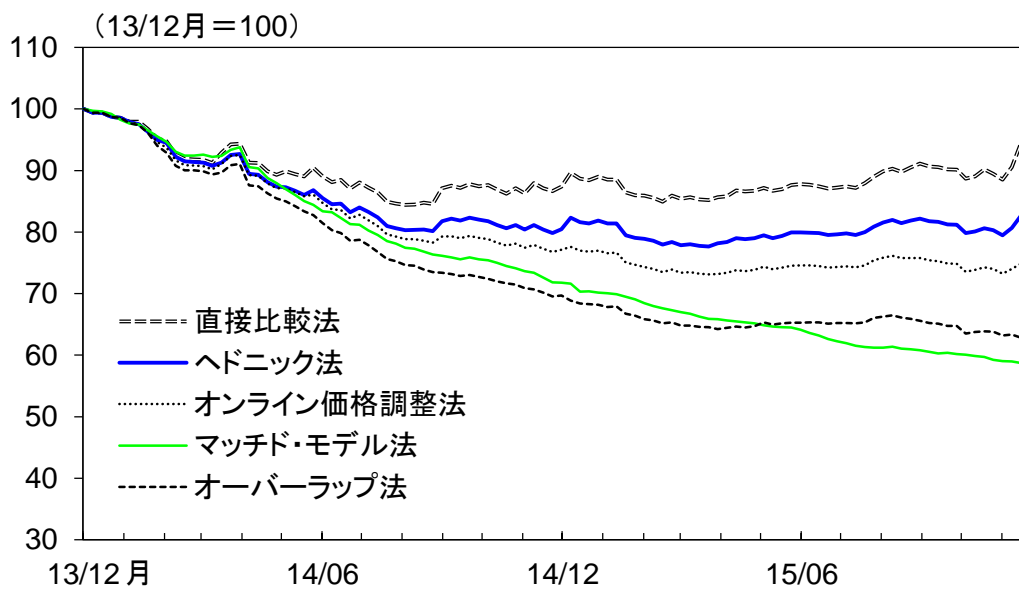
被説明変数 log(平均価格)	推計結果	
説明変数		
定数項	4.551 (0.997)	***
有効画素数[百万画素]	0.019 (0.004)	***
撮像素子[mm ²]	0.001 (0.000)	***
撮影感度[ISO]	0.000 (0.000)	***
液晶モニター[inch]	1.401 (0.316)	***
ファインダー視野率(上下)	0.002 (0.001)	***
高さ[mm]	0.013 (0.002)	***
動画記録画素数[百万画素]	0.054 (0.020)	**
microSDHCカードダミー	0.290 (0.141)	*
タイムラプスダミー	0.343 (0.068)	***
付属レンズダミー	0.224 (0.038)	***
メーカーダミー		
A社	0.387 (0.069)	***
B社	0.827 (0.092)	***
C社	0.458 (0.110)	***
D社	0.408 (0.123)	***
E社	0.141 (0.066)	*
F社	0.487 (0.093)	***
経過週数ダミー		
2週目	-0.004 (0.005)	
3週目	-0.008 (0.006)	
4週目	-0.019 (0.006)	**
5週目	-0.025 (0.007)	***
6週目	-0.031 (0.007)	***
7週目	-0.034 (0.008)	***
8週目	-0.040 (0.009)	***
9週目	-0.046 (0.011)	***
10週目	-0.052 (0.011)	***
11週目	-0.057 (0.011)	***
12週目	-0.057 (0.010)	***
13週目	-0.053 (0.012)	***
自由度調整済み決定係数	0.874	
回帰の標準誤差	0.224	
被説明変数の平均値	11.494	
被説明変数の標準偏差	0.630	
製品数	138	
サンプル数	5,489	
スペックデータ数	52	
データ総件数	301,895	

※ ()内は、標準誤差。

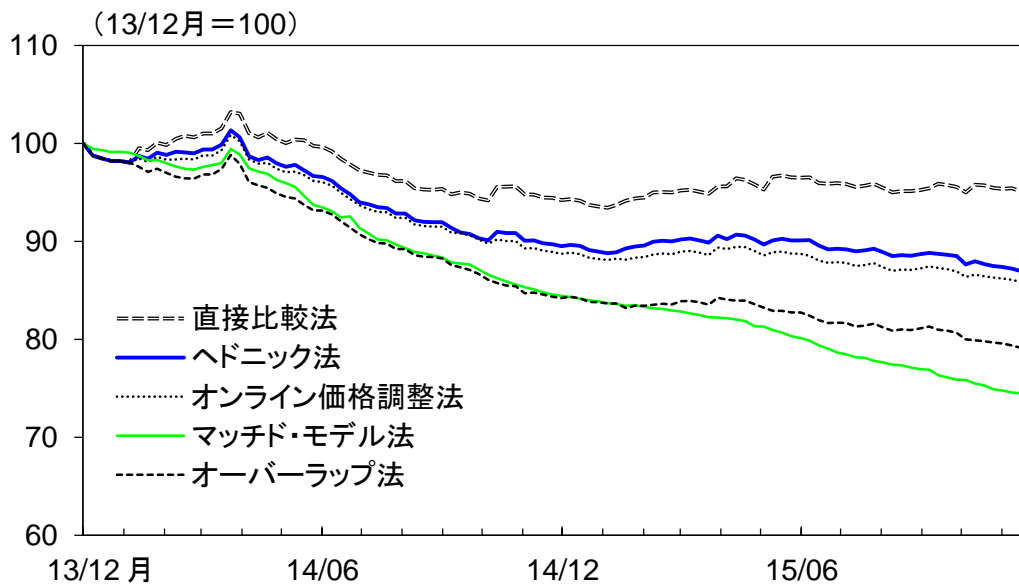
※ ***は0.1%水準、**は1%水準、*は5%水準でそれぞれ有意。

各品質調整方法を適用したときの物価指数の推移 (上位分類)

(1) 電気機器全体

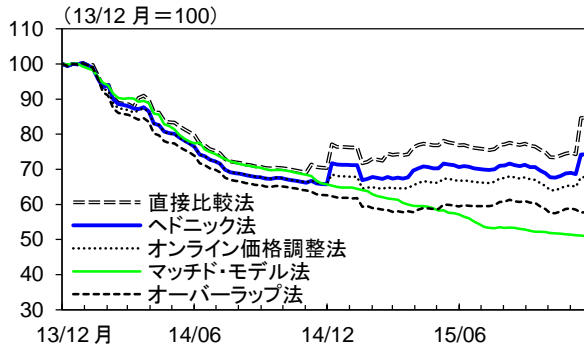


(2) 情報通信機器全体

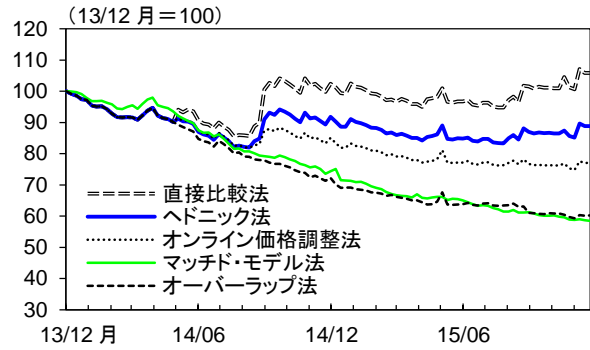


各品質調整方法を適用したときの物価指数の推移 (電気機器)

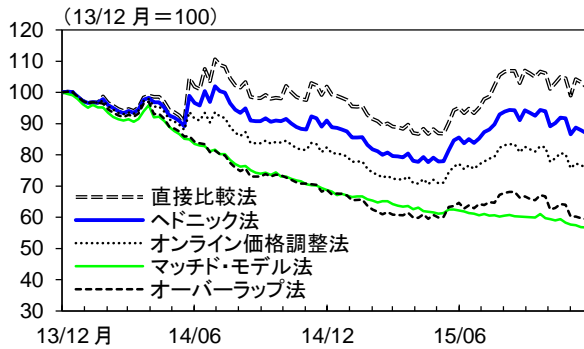
(1) エアコン



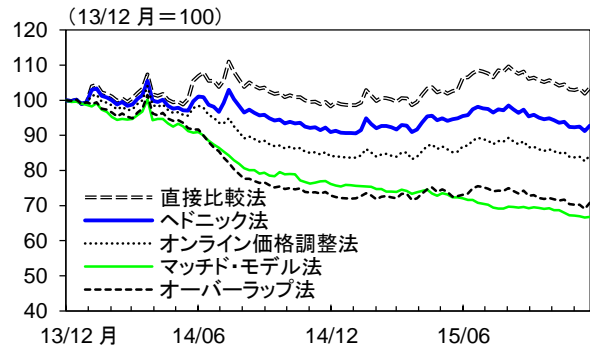
(2) 冷蔵庫・冷凍庫



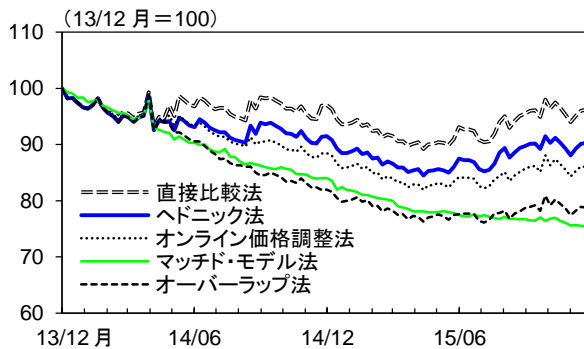
(3) 洗濯機



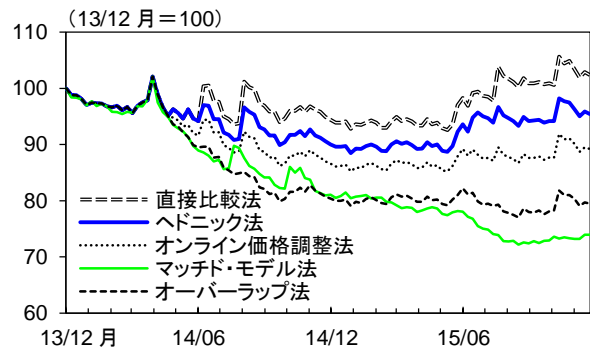
(4) 炊飯器



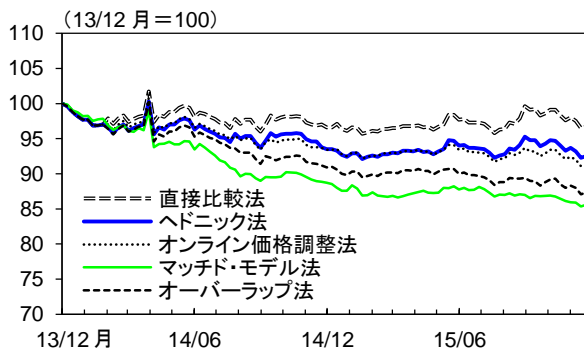
(5) 掃除機



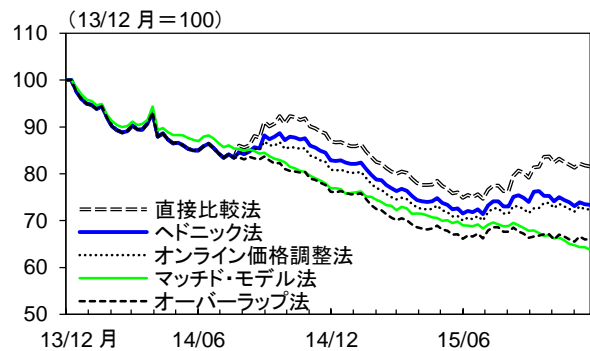
(6) 電子レンジ・オーブンレンジ



(7) ドライヤー・ヘアアイロン

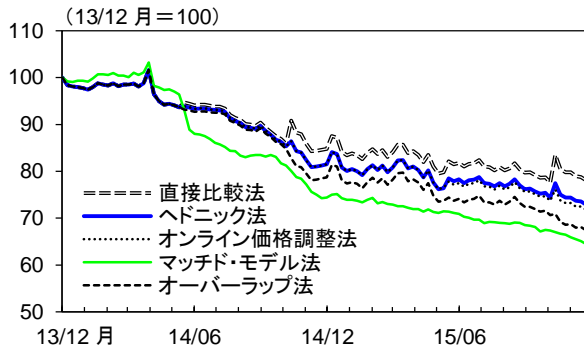


(8) 空気清浄器

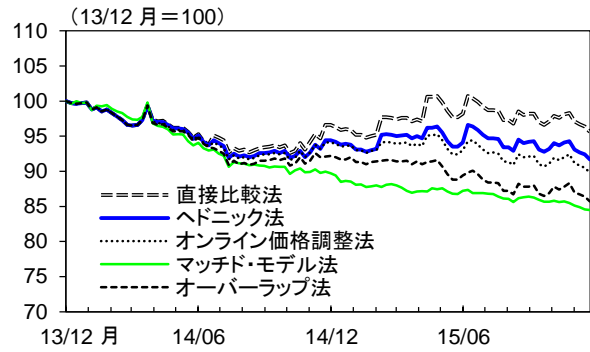


各品質調整方法を適用したときの物価指数の推移 (情報通信機器①)

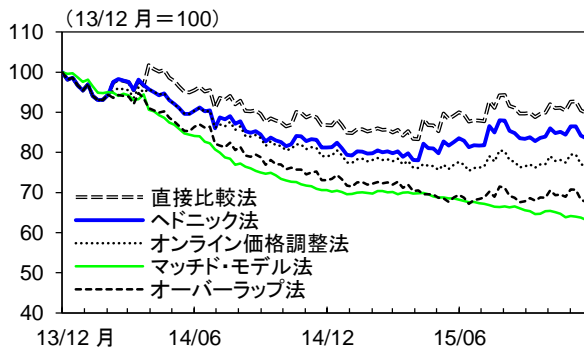
(1) カーナビ



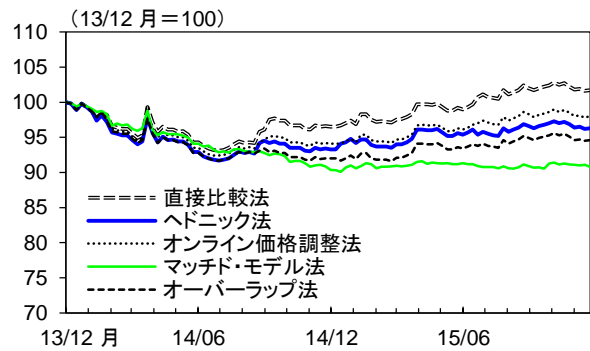
(2) 外付けハードディスク



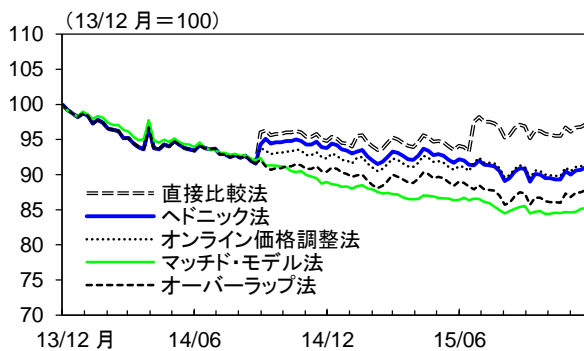
(3) 液晶テレビ



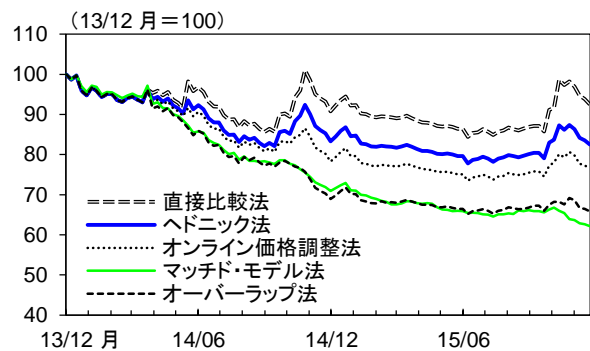
(4) 液晶モニタ・液晶ディスプレイ



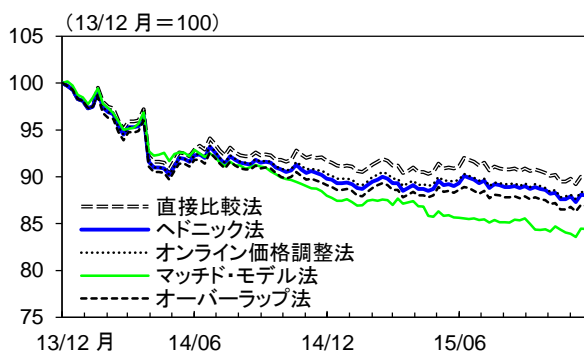
(5) プリンタ



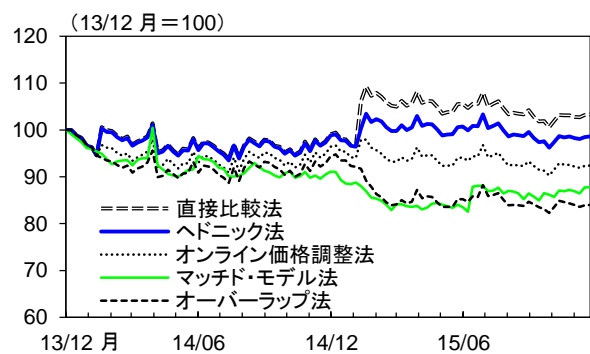
(6) ブルーレイ・DVDレコーダー



(7) ヘッドホン・イヤホン

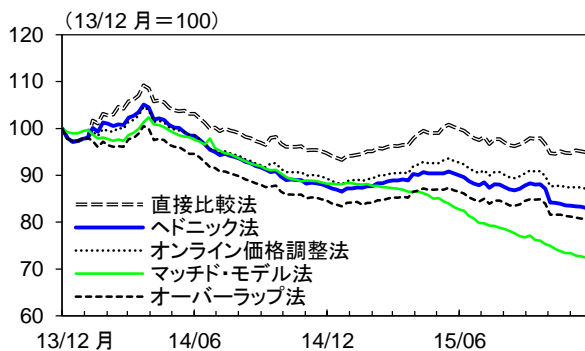


(8) ビデオカメラ

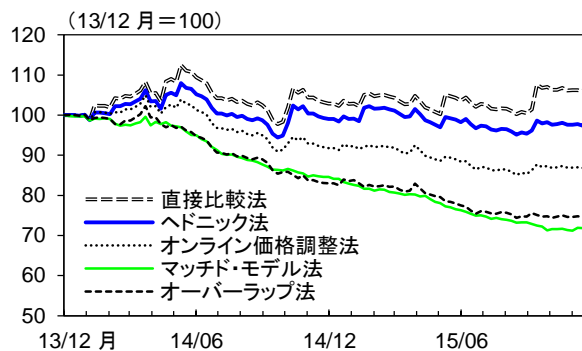


各品質調整方法を適用したときの物価指数の推移 (情報通信機器②)

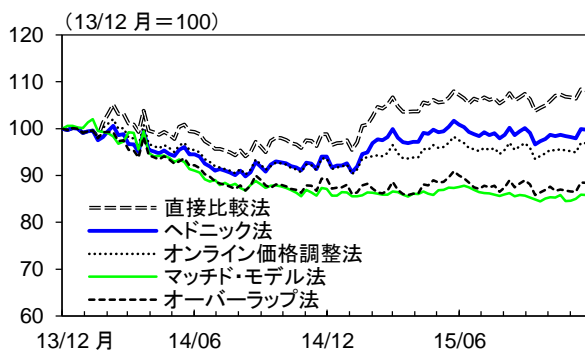
(9) ノートパソコン



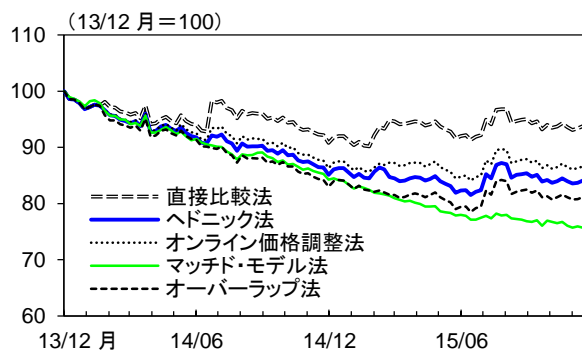
(10) デSKTOPパソコン



(11) デジタルカメラ



(12) デジタル一眼レフ



各品質調整方法適用指数とヘドニック法適用指数の乖離

	直接比較法		オンライン価格調整法		マッチド・モデル法		オーバーラップ法	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
電気機器全体	6.31	5.52	4.02 *	3.29 *	11.96	9.30	11.17	9.52
エアコン	4.75	4.21	2.63 *	1.91 *	9.77	7.14	7.58	6.21
冷蔵庫・冷凍庫	9.70	8.08	6.28 *	4.90 *	16.56	13.46	17.02	13.72
洗濯機	8.85	7.72	7.44 *	6.46 *	19.80	17.12	18.54	16.23
炊飯器	7.65	6.84	6.84 *	6.08 *	17.88	15.87	17.54	15.73
掃除機	4.42	3.97	2.54 *	2.11 *	7.64	6.43	7.61	6.48
電子レンジ・オープンレンジ	4.25	3.53	4.09 *	3.41 *	12.47	9.96	10.35	8.73
ドライヤー・ヘアアイロン	2.97	2.70	0.63 *	0.46 *	5.13	4.57	3.07	2.55
空気清浄機	3.81	2.89	1.45 *	1.12 *	4.69	3.90	5.24	4.16
情報通信機器全体	4.88	4.37	0.96 *	0.85 *	7.15	5.93	5.48	4.97
カーナビ	2.83	2.23	0.44 *	0.23 *	6.39	5.86	2.79	2.12
外付けハードディスク	2.52	1.92	1.11 *	0.76 *	5.36	4.27	3.60	2.66
液晶テレビ	5.21	4.76	3.83 *	2.82 *	11.94	10.45	9.65	8.26
液晶モニター・液晶ディスプレイ	3.38	2.93	0.94 *	0.81 *	3.40	2.84	1.40	1.13
プリンタ	3.08	2.00	0.80 *	0.58 *	4.09	3.36	2.67	2.11
ブルーレイ・DVDレコーダー	6.07	5.20	3.87 *	3.20 *	11.56	9.68	11.14	9.42
ヘッドホン・イヤホン	1.45	1.30	0.29 *	0.22 *	2.33	1.87	0.76	0.71
ビデオカメラ	3.25 *	2.29 *	4.62	4.11	10.39	8.91	10.49	8.96
ノートパソコン	7.27	6.62	1.93 *	1.59 *	5.25	3.65	3.46	3.32
デスクトップパソコン	4.51 *	4.02 *	7.32	6.30	16.73	14.75	15.73	13.94
デジタルカメラ	5.67	5.29	2.17 *	1.73 *	8.74	7.20	7.58	6.20
デジタル一眼レフ	6.99	6.06	1.75 *	1.45 *	4.22	3.12	2.29	2.04

(注) 精度が高いとされるヘドニック法を適用した指数系列をベンチマークとして、各品質調整方法（直接比較法、オンライン価格調整法、オーバーラップ法）およびマッチド・モデル法を適用した指数系列との乖離幅を RMSE（平方平均二乗誤差）および MAE（平均絶対誤差）を用いて計測し、期間平均を取った。このうち、乖離が最も小さい（精度が高いとみなしうる）指数系列にはアスタリスクを付した。

サポートベクターマシンの概要

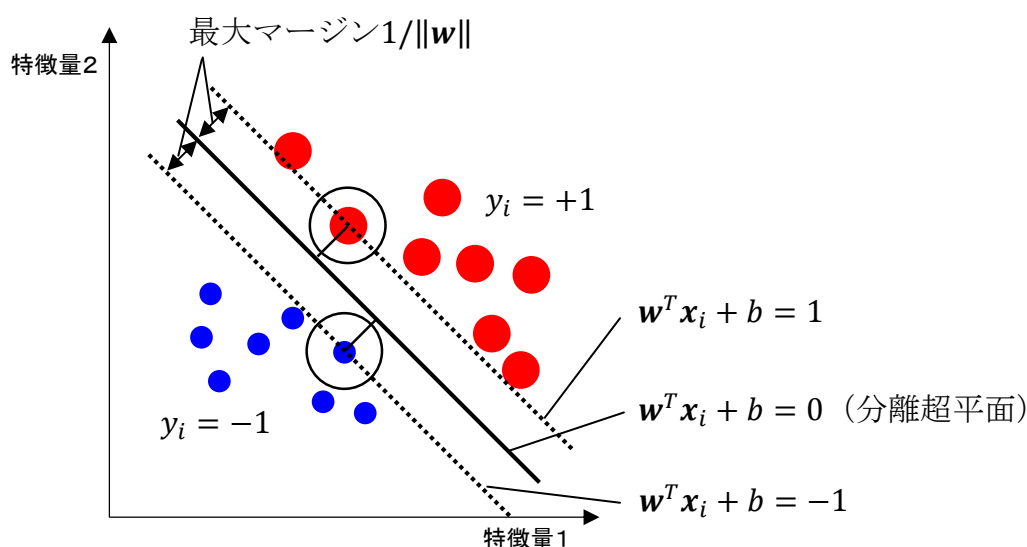
(1) ハードマージン SVM の導出

サポートベクターマシン (Support Vector Machine : SVM) とは、一般的に 2 クラスの識別問題に対して優れたパフォーマンスを発揮する「教師あり機械学習」のアルゴリズムである (Cortes and Vapnik (1995))。本補論では、その要点を簡潔に説明する。はじめに、教師データを以下のとおり定義する。

$$\begin{aligned} \{(y_i, \mathbf{x}_i)\}, i = 1, \dots, N &: \text{クラスラベル付き教師データの集合} \\ y_i \in \{+1, -1\} &: \text{クラスラベル}^a \\ \mathbf{x}_i &: \text{特徴ベクトル}^b \end{aligned}$$

未知のデータが属するクラスを識別するためには、特徴空間を 2 つのクラスに分離する境界が分かればよい。SVM は、この境界から最近傍にある教師データのユークリッド距離 (マージン) が最大になるような境界 (分離超平面) を確定し、2 クラスの識別問題を解決する分類器を生成する手法である。

説明を容易にするため、特徴ベクトルを 2 次元とし、教師データのクラスが全て線形分離可能 (ハードマージン) であると仮定する。このとき、特徴空間上のデータの分布と分離超平面の関係を例示すると、以下のとおり。



a 本補論の図解においては、「+1」を付したラベルが「新旧製品対」、"-1"を付したラベルが「非新旧製品対」に各々対応する。

b 本稿の分析では、概念上、「製品名のジャロ・ウィンクラー距離」、「製品価格比」、「製品発売間隔」からなる 3 次元の特徴ベクトルを用いて教師データを特徴付けている。

このときクラスラベル y_i は、特徴ベクトル \mathbf{x}_i の線形識別関数として表現可能。

$$y_i = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b)$$

\mathbf{w} は分離超平面の係数ベクトル、関数 $\text{sign}(u)$ は、 $u > 0$ のとき1、 $u \leq 0$ のとき-1をとる符号関数を意味する。もし教師データが線形分離可能であるなら、以下を満たすパラメータ \mathbf{w} および b が存在する。

$$y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, N$$

分離超平面と最近傍教師データの距離は $1/\|\mathbf{w}\|$ と表現されるため、導出すべき分離超平面は、以下の不等式制約条件付き最小化問題の解となる。

$$\min L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} \left(= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \right) \quad \text{s.t.} \quad y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1$$

Lagrange未定乗数 λ ($\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, N$)を用いて双対問題に置き換えると、

$$L(\mathbf{w}, b, \lambda) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N \lambda_i \{y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1\}$$

L が極値を取る下では、次の一階条件が成立する。

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i \mathbf{x}_i = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0$$

分離超平面は、Kuhn-Tuckerの相補性条件を含む以下の双対問題の最適解を用いて表現される。

$$\max L(\lambda) = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0, \quad \lambda_i \geq 0$$

S を分離超平面の最近傍にある教師データ（サポートベクター）の集合とすると、最適な \mathbf{w}^* および b^* から得られる最適分離超平面は以下のとおりとなる。

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^* &= \text{sign}(\mathbf{w}^{*T} \mathbf{x} + b^*) \\ &= \text{sign} \left(\sum_{i \in S} \lambda_i^* y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + b^* \right) \quad \text{where} \quad \mathbf{w}^* = \sum_{i \in S} \lambda_i^* y_i \mathbf{x}_i \quad \blacksquare \end{aligned}$$

(2) ソフトマージン SVM への拡張

前述のハードマージン SVM は、全ての教師データのクラスが一意に線形分離可能であることを前提としている。しかし実際にデータ処理を行ってみると、全てのデータが線形分離可能なケースは極めて稀であることが分かる。このため実問題に対処するためには、例えば幾つかの教師データが分離超平面を超えて反対側に入ることを許容するなど、分離可能性に関する制約を幾分緩和する必要がある。そのような拡張を行った SVM は、ソフトマージン SVM と呼ばれる。

反対側の領域に入り込んだデータについて、その分離超平面からのユークリッド距離を ξ_i 、誤識別を許容する程度をハイパーパラメータ C (コストパラメータ) によって制御するものとする。このとき、ソフトマージン SVM のマージン最適化問題は、以下のとおり定式化できる。

$$\min L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad \text{s.t.} \quad \xi_i \geq 0, \quad t_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i$$

Lagrange 未定乗数 $\boldsymbol{\lambda}$ ($\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, N$) および $\boldsymbol{\mu}$ ($\mu_i \geq 0, i = 1, \dots, N$) を用いて双対表現すると、

$$L(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\mu}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \lambda_i \{y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - (1 - \xi_i)\} - \sum_{i=1}^N \mu_i \xi_i$$

一階条件を代入すると、以下のとおり。

$$\max L(\boldsymbol{\lambda}) = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0, \quad C \geq \lambda_i \geq 0$$

すなわち、ソフトマージン SVM は、コストパラメータ C によって最適解 λ_i^* の取りうる範囲が制約される点に特徴がある。 ■

(3) カーネルトリックの概要と非線形 SVM への拡張

ソフトマージン SVM は、ハードマージン SVM と比べて実用性が向上したとはいえ、教師データのクラスが複雑に入り組んだ場合などに分離超平面を導出するのは原理的に難しい。このような識別境界の非線形性に対処するためには、

カーネル関数を用いてデータを高次元空間に写像したうえで線形分離を行い、再び元の空間に逆写像する「カーネルトリック」の手法を用いる必要がある。

特徴ベクトル \mathbf{x}_i を写像 $\varphi(\mathbf{x}_i)$ により非線形変換した場合、特徴ベクトルの写像それぞれについて計算を行うよりも、2 つの特徴ベクトルの写像 $\varphi(\mathbf{x}_i)$ および $\varphi(\mathbf{x}_j)$ の内積を、カーネル関数 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ を用いて計算した方が容易である。カーネル関数として標準的なガウスカーネル (RBF カーネル) を用いた場合、特徴ベクトルの写像の内積は、以下のとおり表現できる。

$$\varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j) \equiv k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

ただし、 σ は識別境界の複雑さをどの程度まで分離超平面に反映させるかを規定するハイパーパラメータ (カーネルパラメータ) である。こうしたカーネルトリックの手法を用いて前述の最適化問題を記述すると、前述の SVM の内積をカーネル関数 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ で置き換えたかたちとなる。

$$\max L(\lambda_i) = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0, \quad C \geq \lambda_i \geq 0$$

$$y^* = \text{sign}\left(\sum_{i \in S} \lambda_i^* y_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^*\right) \quad \blacksquare$$

以上