傾向スコアによる IPW 推定量を用いた LGBT 施策が収益に与える効果検証

田原万悠子 *　長谷川泰大 †　古庄涼花 ‡　村井 千恵 §　森峻人 ¶

2018 年 12 月 2 日

概要

本稿は、LGBT 施策が収益に与える効果の検証を目的とする。従来の研究では、ダイバーシティ一般や企業内 LGBT 施策がもたらす効果の研究に終始し、企業が提供するサービスにおける LGBT 施策の効果については言及されてこなかった。一方で、LGBT 当事者の LGBT フレンドリーな財・サービスへの需要が存在することが様々な調査から明らかになっている。そこで本稿では、LGBT 施策には収益を上げる効果があると仮定し、実証分析を行った。実証にあたっては、不動産情報サイト SUUMO の賃貸物件データを利用した。一部に LGBT フレンドリータグが付与されている賃貸物件データを利用し、タグが付与されている住戸と付与されていない住戸で閲覧数、お問い合わせ数に対する効果を比較した。しかし、タグの割り当ては無作為に行われないためタグが付与されているか否かには住戸の築年数、賃料などの物件情報に関する内生性が存在し、単純に比較すると純粋なタグの効果が得られない。そこで、傾向スコアから導出される IPW 推定量、二重にロバストな推定量を用いて内生性を考慮した分析を行った。具体的には、多数の共変量を傾向スコアという一変数に集約させて共変量の影響を排除することで、純粋なタグの効果を推定した。実証分析の結果、仮説が立証され、LGBT フレンドリータグが閲覧数、お問い合わせ数に正の影響をもたらすことがわかった[*1]。

キーワード：LGBT 施策、因果効果推定、共変量調整、セミパラメトリック解析
傾向スコア、IPW 推定量、二重にロバストな推定量

* 慶應義塾大学経済学部経済学科
† 同上
‡ 同上
§ 同上
¶ 慶應義塾大学文学部人文社会学科

*1 本稿の作成にあたっては、星野崇宏先生 (慶應義塾大学経済学部) をはじめ、多くの方々から有益且つ熱心なコメントを頂戴した。ここに記して感謝の意を表したい。しかしながら、本稿にあり得る誤り、主張の一切の責任は言うまでもなく筆者たち個人に帰するものである。

目次

1 概要 1
1.1 研究背景 1
1.1.1 社会背景 1
1.1.2 行政、企業による LGBT 施策と現状の課題 2
1.1.3 研究目的 3
1.2 先行研究とその課題 3
1.3 仮説 I の提示と研究の方向性 3
1.4 SUUMO の LGBT 施策とデータの概要、仮説 II の提示 4
1.4.1 SUUMO の LGBT 施策とデータの概要、仮説 II の提示 4
1.4.2 本研究の仮説検証のための SUUMO のデータの優位性 5
1.5 本稿の構成 6

2 因果効果の推定 7
2.1 因果効果の定義 7
2.2 因果効果推定の条件 9
2.3 回帰モデルとその問題点 10
2.4 因果効果推定における操作変数法の問題点 11
2.5 傾向スコアを用いた因果効果の推定 12
2.5.1 傾向スコアの定義 12
2.5.2 傾向スコアの推定 14
2.5.3 傾向スコアマッチング 14
2.5.4 IPW 推定量 15
2.5.5 二重にロバストな推定法 16
2.5.6 IPW 推定量を用いた異質性の推定 17

3 実証分析 18
3.1 使用データについて 18
3.2 データの加工手順 19
3.2.1 物件データの作成 20
3.2.2 名寄せ処理 20
3.2.3 不等確率による抽出 20
3.3 共変量の選択 21
3.3.1 共変量の条件 21
3.3.2 具体的な共変量の選定 25

3.4 因果効果の検証 26
3.4.1 LGBT タグの有無が無作為割り当てである場合の因果効果 26
3.4.2 傾向スコアの算出 27
3.4.3 IPW 推定量 27
3.4.4 分位点での因果効果の比較 28
3.4.5 賃料による異質性 28
3.4.6 二重にロバストな推定量 30

4 結論 32
4.1 まとめ 32
4.2 実証分析の課題と今後の展望 33
4.3 LGBT 施策がもたらす個人、企業、社会に対する意義 34

5 Appendix 35
5.1 A. LGBT について 35
5.1.1 性的マイノリティーの定義 35
5.1.2 LGBT をめぐる国内行政の動き 35
5.1.3 LGBT 当事者の LGBT フレンドリーサービスへの需要 35
5.2 B. 無作為割り当てと交絡因子 38
5.3 C. データの詳細 42
5.3.1 提供データの詳細 42
5.3.2 データの加工 42
5.4 D. 傾向スコアを用いた差分の差推定量 43

1　概要

本章では、研究背景・目的と研究の方向性、本稿の構成を説明する。まず、1.1 節では、性をめぐっての社会的・歴史的背景、及び LGBT[*2]施策の現状とその問題点を確認し、LGBT 施策の収益率に関するエビデンスを構築することの重要性を述べる。次に 1.2 節では、ダイバーシティ[*3]関連施策と収益率に関する先行研究を紹介し、その問題点について述べる。1.3 節では、1.1 節、1.2 節を踏まえて、仮説Ⅰと研究の方向性を述べる。1.4 節では、今回の研究で利用した SUUMO のデータに関して説明すべく、SUUMO による LGBT 施策の概要、データの概要を踏まえた上で、仮説Ⅱを提示する。続いて、調査対象として住宅を選んだ理由と、SUUMO のデータを利用した理由を述べる。最後に、1.5 節では、実証分析の説明も含めて、本稿の構成を述べる。

1.1　研究背景

1.1.1　社会背景

「私は内在するヘテロ指向性を重視する。この見地から私はホモセクシャルを差別する。」日本のジェンダー社会学を牽引してきた上野千鶴子による 1986 年の著作「女という快楽」には、このような文章が記されている。今では当然に非難されるような文章ではある[*4]が、当時の社会においては、このような考え方が一般的であった (風間, 2017)。そのような時代から約 30 年が経ち、様々な場面で「ダイバーシティ」の重要性が叫ばれ、ダイバーシティに関する研究や調査が行われ始めた。博報堂が 2016 年に実施した調査では、LGBT 当事者の割合が 7.8 %を占めることが発表された。さらに、電通が 2015 年に実施した LGBT 当事者の消費市場に関する調査によると、日本の LGBT 当事者による消費市場規模は約 6 兆円と推計され、LGBT 施策に取り組まない企業にとっては 6 兆円の機会損失と分かっている。

しかし、セクシュアリティに関する差別・スティグマ (Goffman, 1963) の存在は依然としてうかがえる。例えば、日高 (2017) によれば、いじめの被害経験は非当事者の 38 %に対して、当事者は 61 %となっており、また、日高 (2001) によれば、ゲイ、バイセクシュアル、クエスチョニングの男性は、非当事者男性と比較して、自殺未遂のリスクが 5.98 倍高いということが分かっている。更に、新潮社出版の月刊誌「新潮 45」2018 年 8 月号にて、杉田水脈衆議院議員は「LGBT は生

---

*2 本稿では、性的マイノリティーについて「LGBT」という言葉で表現する。その分節の在り方などから近年は、「LGBT」という言葉自体が批判の的になることもあり、「SOGIESC」や「LGBTQ+」のような表現が好まれることが多い (Mekler, 2018)。ただし、本稿では、後述するデータのカラム上の表現と一致させるため、「LGBT」という表現を使用する。決して、そのような分節の在り方にとどまって、性的マイノリティーの問題を考えることを推奨したりしているわけではないことをここに明記する。性的マイノリティーの定義についての詳細は、Appendix を参考にしていただきたい。

*3 「ダイバーシティ」については、近年、「包摂なきダイバーシティ」、つまり容認するが、近くにいることは嫌うという「ダイバーシティ」のあり方が問題とされ、「ダイバーシティ・インクルージョン」という言葉も多く使われるようになった (中村, 2017)。本稿における「ダイバーシティ」は「ダイバーシティ・インクルージョン」の概念を指していることをここに明記する。

*4 上野は、「女という欲望」の新装版まえがきにて、自分の誤りを認め、自己批判をしている。

産性がない」との趣旨の論稿を掲載し、それには批判が集中したが、その一方で、確かにその論稿を称賛する声も存在した (小川, 2018)。差別・スティグマに関する学術的な議論は多々あるが (加藤,1996、河口, 2003a)、本稿ではそれらを“改善すべきもの”とみなして、論を進めていく。

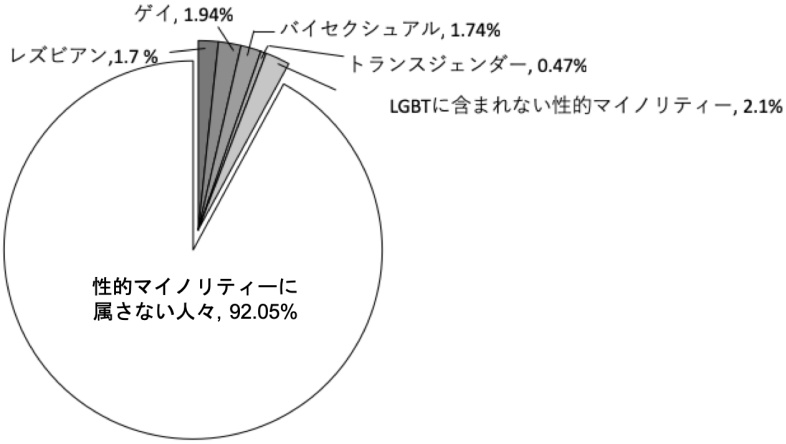


図 1　日本における性的マイノリティーの割合
(博報堂, 2016, LGBT に関する意識調査より筆者作成)

1.1.2　行政、企業による LGBT 施策と現状の課題

自治体の取り組みとしては、2015 年に渋谷区、世田谷区で、同性カップルが公に認められる同性パートナーシップ制度が施行され、現在では 9 自治体が同性パートナーシップを認めている。行政の LGBT 施策の取り組みを受け、一般社団法人日本経済団体連合は 2017 年に出したダイバーシティ・インクルージョンに関する報告書において、企業に対して LGBT への適切な理解を促し取り組みへの推奨をしている。

企業の LGBT 当事者への対策が求められる中、企業の LGBT 施策は推進されにくいという問題がある。服部 (2017) によれば、「LGBT について積極的な推進のための取り組みを実施している」企業は 3.6%、「コンプライアンス上の問題がないように対応している」企業は 27.4% であって、企業が LGBT 施策を行うインセンティブが現状ではコンプライアンスの問題に終始していると考えられるためである。この原因として、森永 (2018) は、LGBT 施策は経済的利益が見込めず数値化しにくいため、積極的に行われないのではないかと指摘している[*5]。

[*5] 森永 (2018) は、LGBT 当事者を対象にした商品を作ること自体、LGBT 当事者に対する理解の低い状況の国内市場では、「LGBT を食い物にするな」という反感を呼び込むことがあったので、そこにフォーカスを当てることが難しかったという理由も上げている。ただ、女性向けの、女性のニーズに合わせた商品を作って、女性が喜ぶのと同様に、LGBT 対応の商品を作り、LGBT 当事者が喜ぶ状況があれば、最終的には国内市場でも、その手の批判がなくなっていくのではないかと指摘している。

1.1.3　研究目的

上記で確認してきたように、当事者に対する差別・スティグマは確かに存在し、企業は LGBT 施策に経済的利益を見いだせておらず、積極的には施策に取り組めていない。もし、LGBT 施策を企業が積極的に行えていないために、差別・スティグマが改善・最終的な根絶までなされていないのだとすれば、企業が積極的に LGBT 施策をするようになれば、この問題は解決されると考えられる。また、前述の通り、企業は、経済的利益と LGBT 施策が結びついていないと考えている故に、積極的に施策に取り組めていないと考えられている。なので、経済的利益と LGBT 施策を結び付けるエビデンスを強めていくことで、当事者に対する差別・スティグマが改善されていくと考えられる。そこで、本稿では、LGBT 施策に関する経済的利益のエビデンスを構築することの重要性に鑑み、LGBT 施策にはどの程度の経済的利益があるのかについて統計的な効果測定を試みることにした。

1.2　先行研究とその課題

ダイバーシティが企業に与える、経済的な正の影響は多数示されてきた。例えば、Ellison et al.(2014) は、性別が単一のチームと性別が単一ではないチームの成果等を研究し、多様性のある職場の方が、41 %収益が増加したと報告している。また、山本 (2014) は、女性を活用している企業は、利益率が相対的に高い傾向にあることを示している。このように、労働経済学的な観点からのダイバーシティ全般と経済的利益に関する研究 (特に、女性の社会進出という意味でのダイバーシティ研究) は多く存在するが、LGBT 当事者に特化した経営学的な施策の純粋な効果に関する研究は希少である。その理由として、①アウティング の懸念から、対面でのヒアリングに正しく回答しない、②企業の取り組みが始まったのがここ数年であるため詳細な統計が取られていないなどが挙げられる。

また、同様の理由から、企業内部のダイバーシティの度合いと経済的利益の関係性を調べた研究が多く、企業によるダイバーシティを促すような財と経済的利益の関係性を調べた研究は希少である。

1.3　仮説 I の提示と研究の方向性

LGBT 施策には、どの程度の経済的利益があるのかについて統計的な効果測定を試みるにあたって、これまでの話を踏まえて、まず、仮説 I を提示する。

仮説 I ：「LGBT 施策の収益率は正である」

もし、この仮説を立証することができれば、LGBT 施策に関する経済的利益のエビデンスを構築できるだろう。研究の方向性としては、先行研究での課題から、研究によるアウティング[*6]の

[*6] 他者のセクシュアリティを、本人の同意なしに第三者に伝えてしまうこと（増原, 2018）。

可能性を排除しつつ、LGBT フレンドリー[*7]を促す財と経済的利益のエビデンスの構築を試みた。LGBT フレンドリーを促す財・サービスに関する既存のデータを使用し、LGBT フレンドリーな財・サービスかどうかには内生性があることを踏まえて、その財・サービスが「LGBT フレンドリーを促している」という理由によって、どの程度収益に影響が及んでいるのかということを統計的に効果測定した。

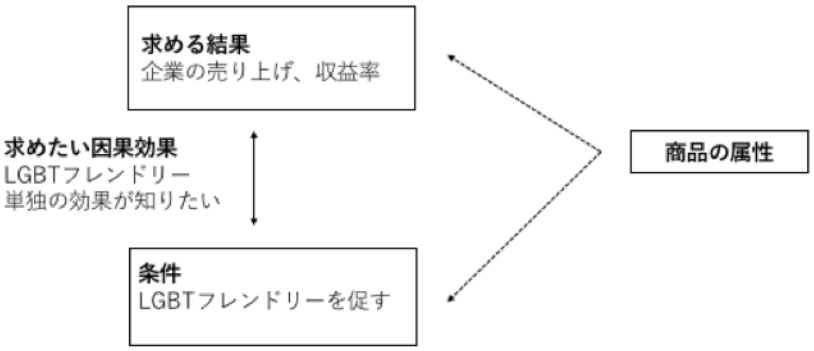


図 2　LGBT フレンドリー財・サービスの純粋な因果効果

1.4　SUUMO の LGBT 施策とデータの概要、仮説 II の提示

本節では、本稿での統計的な効果測定に使用した SUUMO の住宅データの概要について説明すべく、SUUMO の LGBT 施策、SUUMO のデータの概要・仮説 II の概要、SUUMO のデータを利用することになった理由を述べる。

1.4.1　SUUMO の LGBT 施策とデータの概要、仮説 II の提示

不動産情報ポータルサイト SUUMO とは、株式会社リクルート住まいカンパニーが運営する、住宅・不動産情報の総合サイトである。SUUMO では、2017 年 5 月から、賃貸物件検索における部屋の設備条件欄に「LGBT フレンドリー」という項目を作り、LGBT フレンドリーな物件を検索できるようにした。また同時期に、「SUUMO for LGBT」の特設サイト[*8]を開設。無料の住宅購入相談を行うスーモカウンターにおいては、LGBT フレンドリーな新築マンションの購入に関する個別相談会を開始し、更に、2017 年 10 月 5 日からは、SUUMO カウンターにて、楽天銀行による LGBT 当事者向けカードローンの案内を開始した。また、2017 年と 2018 年の東京レインボープライド・プライドフェスティバルにブース出展を行うなど、積極的に LGBT の家探しのサポートを行ってきている。

SUUMO は WEB サイトなので、任意のページについて、いつ、誰が見たのか、そして、いつ、

[*7] LGBT 当事者に対して暖かく開かれている状態のこと (増原, 2018)。
[*8] https://suumo.jp/edit/lgbt/　(2018/11/12 閲覧)

誰が、物件の問い合わせをしたかということがログとして把握できる。 (図 3 の①、②参照)。物件情報は、成約すると掲載が終了し削除される (図 3 の③参照)。ただし、削除される条件は、成約した場合に限らず、お問い合わせや内見があった場合、不動産会社が物件の掲載をやめた場合などもある。しかし、SUUMO は賃貸物件情報を掲載するサイトなのでオンラインの情報は取得できるが、オフラインで行われる成約の有無については把握していない (図 3 参照)。

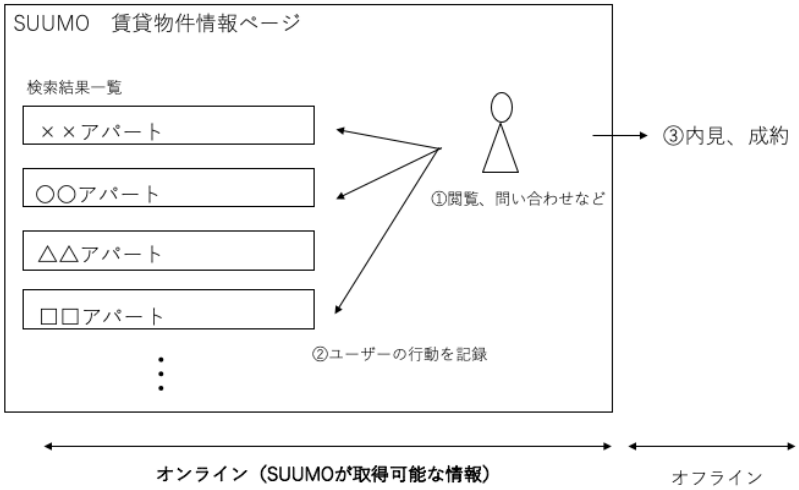


図 3　SUUMO のデータ情報概要

ただし、広告業である SUUMO の立場からすると、閲覧・お問い合わせ自体に経済的な効果があると考えられるので、本稿では閲覧・お問い合わせ数の上昇が経済的利益だとみなした。そして、このみなし事実に合わせて、仮説 I を読み替えた“仮説 II”について検討することにした。

仮説 II :「LGBT フレンドリーな物件には、
閲覧数・お問い合わせ数を上昇させる効果がある」

もし、これらの仮説を立証することができれば、LGBT 施策に関する経済的利益のエビデンスを構築できるだろう[*9]。

1.4.2　本研究の仮説検証のための SUUMO のデータの優位性

本項では、仮説検証する際に不動産のデータを使用した背景と、SUUMO の賃貸物件データの優位性について述べる。不動産に絞った理由は、LGBT フレンドリーである必要性が高いとともに、解析にも適していると考えたからだ。NPO 法人 Letibeelife が 2015 年に行なったインターネット上の匿名調査によれば、LGBT 当事者が「値段が多少高くても利用したい」と回答したサービスを人数の多い順に並べると、老後支援、結婚式、フィナンシャルプラニングに続き、住宅のサービス

[*9] 本稿では、東京レインボープライドへのブース出展をふまえ、仮説 III「物件情報サイト運営会社の LGBT フレンドリーなイベントへの参加は、LGBT フレンドリーな物件の閲覧数・お問い合わせ数を上昇させる効果がある」も立て、解析を試みた。しかし、データ上の制約から、正確な解析をすることはできなかった。詳細は Appendix 参考。

が上位に位置していた。さらに、LGBT 当事者団体の連合体である「性的指向及び性自認等により困難を抱えている当事者に対する法整備のための全国連合会」によると、LGBT 当事者が抱える困難として「同性パートナーと住宅への入居を申し込もうとしたが、同居親族に当たらないことを理由に拒否された」との記述があった。つまり、住宅の選択に関して LGBT 当事者が困難を抱えており、積極的に LGBT フレンドリーなサービスを求めているので、効果測定によりエビデンスを構築する必要性が比較的高いことがうかがえた。また、住宅は、他の一般的な財よりも高価で長期にわたって利用するものなので、購入する際には、比較的安価な財。サービスよりも熟考してから購入を決める可能性が高い。一方、比較的安価な財・サービスの場合は、熟考せずに購入する可能性が高く、たとえ LGBT フレンドリーな財・サービスであっても、LGBT フレンドリーであることが意識されないこともあると考えられる。住宅に関しては、上記の理由より、LGBT 当事者が、LGBT 対応であるかを気にしないということは考えにくいので、純粋な LGBT 施策の効果測定に適しているのではないかと考えた。つまり、解析する必要性が高いことと、解析するのに適していることという 2 つの面から、本稿では住宅を選択した[*10]。

次に、SUUMO のデータの優位性について述べる。賃貸物件情報サイトは多々あり、LGBT フレンドリーな物件を掲載しているサイトも見受けられた[*11]。ただ、上記で述べたようにＳＵＵＭＯは物件数が最大級であり、サイト上の仕組みだけでなく LGBT フレンドリーなイベント参加・カウンター設置など積極的に LGBT 施策に取り組んでいて、LGBT 当事者からの認知度も高いと考えられる。電通が 2015 年に LGBT 当事者に行った調査によると、LGBT 当事者の 22.0% が、LGBT フレンドリーな企業の商品・サービスを「価格や内容に関わらず積極的に利用する」、44.6% が「価格や内容が他社と変わらなければ積極的に利用する」と回答していて (図 4 参照)、LGBT 当事者は認知した LGBT フレンドリーな商品・サービスを積極的に利用していることが分かる。このことから、SUUMO は LGBT 当事者の利用者数が多く、解析をするにあたり他のサービスよりも優位性があると考えられたため、本稿では SUUMO のデータを使用する。

1.5　本稿の構成

本稿の構成を以下に示す。まず、2 章では因果効果の定義や回帰的手法の問題点を述べたのち、傾向スコアを用いた因果効果の推定方法を紹介する。3 章では、LGBT 施策が行われている実データを用いて、傾向スコア、IPW 推定量、二重にロバストな推定量を用いた実証分析を行う。最後に 5 章で本稿の結論を述べる。

[*10] データを見た後の判断にはなるが、今回の住宅のデータは、PV など、LGBT 判定、建造物特徴の大きく 3 つに分かれていて、割付用の変数である LGBT 判定と傾向スコアを示す建造物特徴の間に共線性がほとんどなく選定も直感的に行える、かつ不動産によくあるように、元データがもつ特徴量が限られる (金融系商品などの場合、景気変動なども考慮しなくてはならない) ので、データは性質上、因果効果の測定に適していた。

[*11] 例えば、不動産住宅情報サイト「スマイティ」(https://sumaity.com/) などがあげられる。LGBT 専門の不動産住宅情報サイト「IRIS」(http://iris-lgbt.com) なども開設されている（2018/11/12 閲覧）。

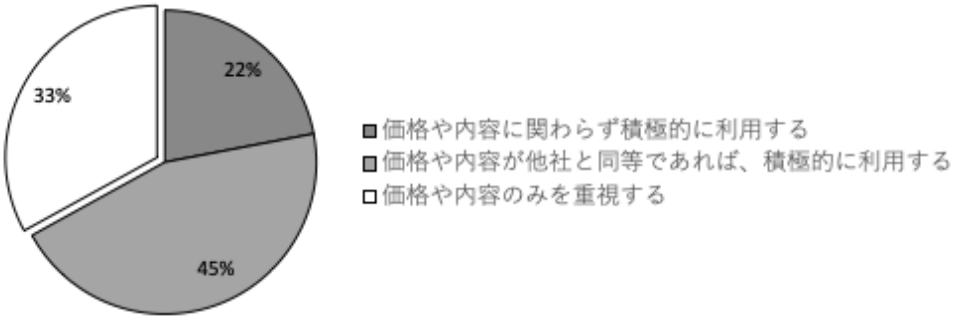


図 4　LGBT 当事者の購買意欲
（電通, 2015, 「LGBT 調査 2015」より筆者作成）

2　因果効果の推定

本章では、LGBT 施策の因果効果の推定について述べる。2.1 節では、ルービンの因果モデルに基づいた施策の因果効果を定義する。2.2 節では、因果効果の推定に必要な共変量調整と、共変量を用いた推定条件について述べる。2.3 節では、因果効果推定でよく使用される回帰的手法のうち、共分散分析的手法を紹介し、その問題点を述べる。2.4 節では、前節の懸念点を回避する手法として傾向スコア法を紹介し、本稿で利用する傾向スコアを用いた因果効果の推定方法について説明する。

2.1　因果効果の定義

この節では、本稿のような調査観察研究における因果効果を定義する。調査観察研究とは、処置群と対照群の割り当てを無作為に行えないような研究を指す (星野, 2009)。本研究における処置群は LGBT フレンドリーフラグがついた住戸、対照群はフラグが付いていない住戸である。フラグの割り当ては、住戸主が性的少数者に対して理解があるか、不動産会社がその理解を正しく確認するかの二点を基に行われる。このような、フラグの割り当て有無を決定する心理的要因は外部からの操作が不可能であるため、無作為割り当てを実施することができない。

このとき、2 群の結果変数の平均は内生性の影響を受けている。例として、お問い合わせ数を結果変数と置く。仮に非 LGBT 住戸より LGBT 住戸の方がお問い合わせ数の標本平均が高かった場合、その原因は LGBT フラグの有無のみであると言えるだろうか。両住戸にはフラグの有無のほか、築年数や賃料といった他の要因でも相違がある可能性がある。これらの要因が結果変数とフラグの有無の両者に影響を与える場合、仮に両者に関係がなくても疑似的な相関が生まれるため、両群を単純に比較するだけではフラグが結果変数に与える効果を取り出すことはできない。従って LGBT フラグの「純粋な」効果、即ち因果効果を求めるためには、内生性を取り除かなければならない。この問題への解決策として、ルービンの因果モデル (Rubin, 1986) が有効である。同モデル

を基に因果効果を定義するため、以下の図を用いて説明する。引き続き、結果変数をお問い合わせ数とおく。

		LGBT住戸群	非LGBT住戸群
LGBT住戸の時のお問い合わせ数	y_1	LGBT住戸のデータ	欠測
非LGBT住戸の時のお問い合わせ数	y_0	欠測	非LGBT住戸のデータ

図 5　因果推論における欠測データ

図 5 の各群において 2 つの結果変数 y_1 と y_0 が存在する。反実仮想に基づいて定義されている変数は潜在的な結果変数 (星野, 2009）と呼ばれており、実際には観測されていない。y_1 は、LGBT 住戸群 ($z = 1$) における LGBT 住戸に割り当てられた時のお問い合わせ数と、非 LGBT 住戸群 ($z = 0$) における「仮に同住戸群が非 LGBT 住戸に割り当てられた時の」お問い合わせ数である。また y_0 は、非 LGBT 住戸群 ($z = 0$) における LGBT 住戸に割り当てられた時のお問い合わせ数と「仮に同住戸群が LGBT 住戸に割り当てられた時の」お問い合わせ数である。

ルービンの因果効果 (Rubin, 1974) は、母集団における結果変数の期待値の差である。従ってこれは標本平均ではなく、欠測も含んだ母平均のことである。即ち、お問い合わせ数における LGBT 施策の効果は

$$E(y_1 - y_0) = E(y_1) - E(y_0) \tag{1}$$

となる。これは住戸全体における平均処置効果 ATE (average treatment effect) である。また、住戸全体ではなく、LGBT 住戸群 (z=1) のみにおける平均処置効果 ATT (average treatment effect on the treated) も推定することができる。このとき平均処置効果 ATT は

$$ATT = E(y_1 - y_0 | z = 1) \tag{2}$$

と表現できる。なお、LGBT 住戸は LGBT タグ施策対象の住戸であるから、ATE よりも大きな平均処置効果が出ると考えられる。

前章でも述べたように、本稿ではお問い合わせ数のほか、お気に入り数も結果変数としている。結果変数がお気に入り数の場合、y_1 を LGBT 住戸群に割り当てられた時のお気に入り数、y_0 を非 LGBT 住戸群に割り当てられた時のお気に入り数とおく。

しかし、ランダム比較実験でない限り、何も仮定を置かずに観測データから式 (1)(2) を推定することはできない。例えば、LGBT 住戸群（$z = 1$）の時の各データの結果変数値を y_{i1} と置くと、

LGBT 住戸群の結果変数の値 y_1 の平均は、大数の法則により次のように確率収束する。

$$\frac{1}{N}\sum_{i:z_i=1} y_{i1} \to E(y_1|z=1) \tag{3}$$

ランダム化比較実験ならば、式 (3) の右辺が母集団の結果変数 y_1 の期待値に確率収束する。詳細は Appendix B を参照されたい。

したがって本研究のような調査観察研究では、標本平均は母集団の平均に確率収束しない。加えて、式 (1) は実際に観測されていないデータを含んでいるため、因果効果を観測されているデータから推定することは出来ない。しかし、特定の条件が成立した場合、欠測を無視し観測されているデータを用いて、母集団の平均を推定し因果効果を推定することができる。その条件について、次節に詳しく説明する。

2.2 因果効果推定の条件

Rosenbaum and Rubin (1983) によると、「強く無視できる割り当て」条件が成立していれば、共変量を調整することで、観測されているデータから因果効果をバイアスなく推定できる。強く無視できる割り当て条件とは、群の割り当ては共変量に依存し、結果変数には依存しないという仮定である。すなわち、

$$(y_1, y_0) \perp\!\!\!\perp z|\boldsymbol{x} \tag{4}$$

である。ここで同時分布の分解を考えると、一般的には

$$p(y_1, y_0, z|\boldsymbol{x}) = p(y_1, y_0|\boldsymbol{x})p(z|y_1, y_0, \boldsymbol{x}) \tag{5}$$

であるが、式 (4) を仮定するということは、ランダム比較実験のように、共変量の影響を排除して平均処置効果を推定できる。また、式 (5) の左辺をベイズの定理を用いて言い換えると

$$p(y_1, y_0, z|\boldsymbol{x}) = p(y_1, y_0|\boldsymbol{x})p(z|\boldsymbol{x}) \tag{6}$$

となる。式 (5) と式 (6) より、

$$p(z|y_1, y_0, \boldsymbol{x}) = p(z|\boldsymbol{x}) \tag{7}$$

となる。また、式 (7) をベイズの定理を用いて言い換えると、

$$\begin{aligned} p(z|y_1, y_0, \boldsymbol{x}) &= \frac{p(z, y_1, y_0, \boldsymbol{x})}{y_1, y_0, \boldsymbol{x}} \\ &= \frac{p(\boldsymbol{x})p(y_1, y_0|\boldsymbol{x})p(z|y_1, y_0, \boldsymbol{x})}{p(\boldsymbol{x})p(y_1, y_0|\boldsymbol{x})} \\ &= p(y_1, y_0|\boldsymbol{x}, z) \\ &= \frac{p(y_1, y_0|z, \boldsymbol{x})p(z|\boldsymbol{x})}{p(y_1, y_0|\boldsymbol{x})} \\ &= p(z|\boldsymbol{x}) \end{aligned} \tag{8}$$

より

$$
\begin{aligned}
p(y_1, y_0|z, \boldsymbol{x}) &= \frac{p(y_1, y_0, \boldsymbol{x})}{p(\boldsymbol{x})} \\
&= p(y_1, y_0|\boldsymbol{x}) \qquad (z = 1, 0)
\end{aligned} \tag{9}
$$

と表すことができる。また、y_1, y_0 をそれぞれ積分消去すると

$$
p(y_1|\boldsymbol{x}) = p(y_1|z, \boldsymbol{x}), \qquad p(y_0|\boldsymbol{x}) = p(y_0|z, \boldsymbol{x}) \tag{10}
$$

が成立するため、

$$
\begin{aligned}
\int y_1 p(y_1|z = 1, \boldsymbol{x}) p(\boldsymbol{x}) dy_1 d\boldsymbol{x} - \int y_0 p(y_0|z = 0, \boldsymbol{x}) p(\boldsymbol{x}) dy_0 d\boldsymbol{x} \\
= E[E[y_1|z = 1, \boldsymbol{x}]] - E[E[y_0|z = 0, \boldsymbol{x}]]
\end{aligned} \tag{11}
$$

となる。$E[y_1|z = 1, \boldsymbol{x}]$ は LGBT 住戸が LGBT 群に割り当てられた時の結果変数の値、$E[y_0|z = 0, \boldsymbol{x}]$ は非 LGBT 住戸が非 LGBT 住戸群に割り当てられた時の結果変数の値であるから、それぞれの群において、観測された結果変数と共変量を用いて式 (9) を推定できることがわかる。また共変量はすべて観測されているので、式 (9) を $E(y_1|z = 1, \boldsymbol{x}), E(y_0|z = 0, \boldsymbol{x})$ で周辺化することで、観測された結果変数についての回帰係数を用いて因果効果を表現できることがわかる。

よって、潜在的な結果変数の欠測を無視し、観測データのみを用いて因果効果を推定するためには、強く無視できる割り当て条件が成立する必要がある。

2.3 回帰モデルとその問題点

この節では、最もシンプルな共分散分析的手法を用いた因果効果の推定について紹介し、その問題点について述べる。本研究における 2 つの結果変数、お問い合わせ数・お気に入り数は説明変数としてカテゴリカル変数・連続変数を使用するため、共分散分析が適切な手法となる。これは、割り当て変数 z と共変量 $\boldsymbol{x}$ を説明変数とみなしている。

ここで、前節で述べた「強く無視できる割り当て」条件が成立していると仮定し、潜在的な結果変数 y_1 と y_0 の共変量 $\boldsymbol{x}$ への回帰関数を推定する。式 (1) において、$E(y_1|z = 1, \boldsymbol{x})$ を $g(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\beta}_1)$、$E(y_0|z = 0, \boldsymbol{x})$ を $g(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\beta}_0)$ とおいて、β_1 と β_0 を回帰係数のパラメータと置くと、因果効果の推定量は

$$
\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (g(\boldsymbol{x}_i|\beta_1) - g(\boldsymbol{x}_i|\beta_0)) \tag{12}
$$

と表現できる（星野, 2009)。しかし、式 (10) の推定量を共分散分析モデルに使用する際、3 つの強い仮定を置く必要がある。その仮定を示すために、回帰関数のパラメータ $\boldsymbol{\beta}_1$ と $\boldsymbol{\beta}_0$、LGBT 住戸の結果変数の値 y_{i1} と非 LGBT 住戸の結果変数の値 y_{i0} を用いた以下の回帰モデルを考える。

$$
y_{i1} = \tau_1 + \boldsymbol{x_i^t \beta_1} + \epsilon_{i1}, \qquad y_{i0} = \tau_0 + \boldsymbol{x_i^t \beta_0} + \epsilon_{i0} \tag{13}
$$

ここで、仮定 [1] 共変量の偏回帰係数は y_{i0}, y_{i1} 間で等しい、即ち回帰関数が 2 つの潜在的な結果変数で共通とおく。よって $\boldsymbol{\beta_1} = \boldsymbol{\beta_0} = \boldsymbol{\beta}$ とする。割り当て変数 z_i が 1 の時、y_{i1} が観測され、$z = 0$ の時は y_{i0} が観測されるため、全ての住戸に対する結果変数 y_i は

$$y_i = z_i y_{i1} + (1 - z_i) y_{i0} = z_i (y_{i1} - y_{i0}) + y_{i0} \tag{14}$$

となる。式 (11) と式 (12) より、y_i は

$$y_i = \tau_0 + (\tau_1 - \tau_0) z_i + \boldsymbol{x_i^t \beta} + \epsilon_{i0} + (\epsilon_{i1} - \epsilon_{i0}) z_i \tag{15}$$

ここで、仮定 [2] ϵ_1とϵ_0 が同一の分布に従う、即ち誤差関数の分布が 2 つの潜在的な結果変数で共通とおく。$\tau_z = \tau_1 - \tau_0, \epsilon_i = (\epsilon_{i1} - \epsilon_{i0}) z_i$ と置くと、(14) 式を

$$y_{i1} = \tau_0 + \tau_z z_i + \boldsymbol{x_i^t \beta} + \epsilon_{i0} \tag{16}$$

と表現でき、これが共分散分析モデルである。ここでは、仮定 [3] 共変量への潜在的な結果変数の回帰関数が線形と置かれている。

従って、共分散分析モデルを使用するためには、以上で示した 3 つの強い仮定が成立していなければならない。これらの仮定が崩れると、回帰関数を誤設定することになり、推定値に大きなバイアスが生じることが知られてい (Imbens and Rubin, 2015)。したがって、このような仮定を設けずに因果効果を推定できる方法が望ましい。

2.4 因果効果推定における操作変数法の問題点

計量経済学では、Angrist and Pischke(2009)、Greene(2008) など、因果効果推定の代表的な方法として操作変数法が有名である。操作変数法では、傾向スコアの共変量調整では不可能な、交絡要因を影響を排除した推定が可能である。しかし、因果効果の推定における回帰式の誤差の意味解釈性が低いことから、本稿において操作変数法は推定方法として適さないと考える。

上記の主張を、お問い合わせ数を結果変数とした回帰モデルを用いて説明する。共変量 x とを説明変数と置いた潜在的な結果変数 y_1, y_0 を説明する回帰式は

$$y_1 = \tau_1 + g_1(x_i) + \epsilon_1 \qquad y_0 = \tau_0 + g_0(x_i) + \epsilon_0 \tag{17}$$

となる。しかし、通常の回帰式では潜在的な結果変数を考慮しないため、各住戸のお問い合わせ数 y_i を説明する回帰モデルになる。$g_1 = g_0 = g$ と仮定を置くと、y_i は

$$y_i = \tau_0 + (\tau_1 - \tau_0) z_i + g(x_i) + (\epsilon_1 - \epsilon_0) z_i + \epsilon_0 \tag{18}$$

となる（星野, 2016）。

操作変数が有効になる場面は、式 (17) において、お問い合わせ数と説明変数双方に影響を与える交絡因子が存在するが測定できず、回帰関数 $g_1(x_i), g_0(x_i)$ を正しく推定できないときである。式 (18) において、残差 $(\epsilon_1 - \epsilon_0) z_i + \epsilon_0$ と独立で、かつ共変量 x と同じ次元を持つ変数が操作変数となる。しかし、この意味解釈性が低い残差と独立な変数を探すことは困難を極める。また、仮に

そのような変数を探すことが出来ても、その操作変数が先述した条件を満たしていると判断することは難しい。因果効果推定のためのモデルは、通常の結果変数の変動メカニズムを説明するモデルとそのような相違点がある。

2.5 傾向スコアを用いた因果効果の推定

2.5.1 傾向スコアの定義

前節で述べたような結果変数と共変量の回帰モデルでは、回帰関数の誤設定の可能性が高く、正しく因果効果を推定することができない。また、「強く無視できる割り当て条件」が成立しても、本研究で共変量 $\boldsymbol{x}$ は 9 つあるため 9 次元であり、$\boldsymbol{x}$ の値の各組み合わせに対して期待値を計算する必要があり、膨大な計算量となってしまう。従って、$\boldsymbol{x}$ が一次元となるような $\boldsymbol{x}$ の関数を探すことが必須である。Rosenbaum and Rubin (1983) は共変量 $\boldsymbol{x}$ の関数で、その値で条件つければ $\boldsymbol{x}$ と割り当てが独立になるものを「バランシングスコア」と呼び、その中で最も粗いバランシングスコアを「傾向スコア」とした。この傾向スコアという概念を用いると、回帰モデル誤設定の可能性を低く出来、かつ共変量の影響を排除して因果効果を推定できる。何故ならば、傾向スコア推定では 1 次元の割り当て変数 z と共変量の回帰モデルを使用する為である。また、結果変数についてはモデルを仮定しないセミパラメトリック[*12]な手法であるため、モデルを誤設定する可能性を低くできる。

さらに、パラメトリックなモデルでは、本稿では結果変数が複数存在する為、多次元の結果変数と共変量の回帰モデルを結果変数個分推定することになる。このうち、どれか一つでも回帰関数を誤設定した場合、正しい因果効果を推定できなくなってしまう。一方で割り当て変数は 1 次元である為、設定する回帰関数は 1 つのみである。従って傾向スコア法と行ったセミパラメトリックな方法を用いた解析では、単純な解析よりもモデルの誤設定を防ぐ事ができる。

傾向スコアとは、第 i 物件の共変量の値を $\boldsymbol{x_i}$、LGBT タグ割り当て変数の値を z_i とした時、物件 i が LGBT 物件群に割り当てられる確率 e_i であり、

$$e_i = p(z_i = 1|\boldsymbol{x_i}) \tag{19}$$

と表す (ただし $0 \leq e_i \leq 1$)。では、傾向スコアを使った共変量調整を行うと、因果効果の式はどのように表せられるのだろうか。

ここで、冒頭で述べたバランシングスコアを $b(\boldsymbol{x})$ と置くと、その定義は

$$\boldsymbol{x} \perp\!\!\!\perp z|b(\boldsymbol{x}) \tag{20}$$

である。従って、

$$p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x}), \boldsymbol{x}) = p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x})) \tag{21}$$

[*12] 共変量と結果変数の回帰モデルが仮定できない、もしくは仮定したくない場合に利用するべき手法 (星野, 2009)

となる。式 (21) の左辺を展開すると、

$$
\begin{aligned}
p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x}), \boldsymbol{x}) &= \int p(z_i = 1|\boldsymbol{x}, b(\boldsymbol{x}))p(\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x})d\boldsymbol{x} \\
&= E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x})] \qquad (22)
\end{aligned}
$$

ここで、$E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x}}[p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x})] = E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x}),p(z_i=1|\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|\boldsymbol{x})]$ が成立していると仮定すると、式 (21)(22) は

$$
p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x}), \boldsymbol{x}) = E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x}),p(z_i=1|\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|\boldsymbol{x})] \qquad (23)
$$

と変形できる。次に、式 (21) の右辺を展開すると、

$$
\begin{aligned}
p(z_i = |b(\boldsymbol{x})) &= \int p(z_i = 1|\boldsymbol{x}, b(\boldsymbol{x}))p(\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x}))d\boldsymbol{x} \\
&= E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x})] \\
&= E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x}), \boldsymbol{x})] \qquad (24)
\end{aligned}
$$

となる。従って、式 (21) で等式が成り立っているから、式 (23) と式 (24) は等しく

$$
E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x}), \boldsymbol{x})] = E_{\boldsymbol{x}|b(\boldsymbol{x}),p(z_i=1|\boldsymbol{x})}[p(z_i = 1|\boldsymbol{x})] \qquad (25)
$$

と変形できる。従って、$p(z = 1|b(\boldsymbol{x})) = g(b(\boldsymbol{x}))$ が成立し、

$$
p(z_i = 1|b(\boldsymbol{x})) = p(z_i = 1|\boldsymbol{x}) \qquad (26)
$$

となる。式 (26) から、共変量の関数 $b(\boldsymbol{x})$ を条件づけることにより、割り当て z と共変量 $\boldsymbol{x}$ が独立になる事がわかる。ここで、2.2 節で述べた「強く無視できる割り当て条件」が成立していると仮定すると、

$$
\begin{aligned}
p(z_i = 1|y_1, y_0, b(\boldsymbol{x})) &= \int p(z = 1|y_1, y_0, \boldsymbol{x}, b(\boldsymbol{x}))p(\boldsymbol{x}|y_1, y_0, b(\boldsymbol{x}))d\boldsymbol{x} \\
&= E_{\boldsymbol{x}|y_1,y_0,b(\boldsymbol{x})}[p(z = 1|y_1, y_0, \boldsymbol{x})] \\
&= E_{\boldsymbol{x}|y_1,y_0,b(\boldsymbol{x})}[p(z = 1|\boldsymbol{x})] \\
&= p(z = 1|\boldsymbol{x}) \qquad (27)
\end{aligned}
$$

となる。式 (26) と式 (27) を合わせると、

$$
p(z|y_1, y_0, b(\boldsymbol{x})) = p(z|b(\boldsymbol{x})) \qquad (28)
$$

ベイズの定理を用いて言い換えると

$$
(y_1, y_0) \perp\!\!\!\perp z|b(\boldsymbol{x}) \qquad (29)
$$

すなわち $b(\boldsymbol{x})$ を条件づけると、割り当て z と潜在的な結果変数 y_1, y_0 は独立になる（星野, 2009）。また、傾向スコアを e と置くと、同じ傾向スコアの値のもとでの y_1, y_0 の期待値は

$$
E(y_1|e) = E(y_1|e, z = 1), E(y_0|e) = E(y_0|e, z = 1) \qquad (30)
$$

であり、

$$E(y_1 - y_0) = E_e(E(y_1 - y_0|e)) \tag{31}$$

となる。傾向スコアの分布で期待値をとると、

$$E_e[E(y_1|e, z = 1) - E(y_0|e, z = 0)] \tag{32}$$

と表現でき、式 (1) における因果効果の定義と一致する。ここで式 (32) に注目すると、y_1 は $z = 1$、y_0 は $z = 0$ の時の傾向スコアのみで因果効果が表されている事がわかる。従って、「強く無視できる割り当て条件」が成立し、傾向スコアで条件づけることによって、観測されたデータを用いてバイアスなく推定することができる。

2.5.2 傾向スコアの推定

傾向スコアを用いた因果効果の推定は、(1) 傾向スコアの推定と (2) 傾向スコアを用いた調整 という 2 段階を踏む。本項では、(1) 傾向スコアの推定について説明する。傾向スコアの真値は不明のため、モデルを設定しデータから傾向スコアを推定する必要がある（星野, 2009）。本稿ではロジスティック回帰モデルを利用して傾向スコアを推定する。式 (15) と同じ変数を利用し、z_i が 1（=LGBT 物件）になる確率をロジスティック回帰モデルで表すと

$$p(z_i = 1|\boldsymbol{x}) = e_i = \frac{1}{1 + \exp(-\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})} \tag{33}$$

この時、割り当てに対する尤度は

$$\prod_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})}\right)^{z_i} \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})}\right)^{1-z_i}. \tag{34}$$

となり、これを最大化する最尤推定値 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ を用いることで、第 i 物件の傾向スコアの推定値は

$$\hat{e_i} = \frac{1}{1 + \exp(-\hat{\boldsymbol{\alpha}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})} \tag{35}$$

となる。

次項以降は、(2) 傾向スコアを用いた調整について説明する。複数ある調整法のうち、本稿では傾向スコアを用いたマッチング、層化解析、IPW 推定量、二重にロバストな推定法の 4 つを紹介し、実証分析に使用する。

2.5.3 傾向スコアマッチング

傾向スコアマッチングとは、傾向スコアがほぼ同じ値の LGBT 住戸群と非 LGBT 住戸群をマッチングさせ、その差の平均を因果効果の推定値とするものである。しかし、傾向スコアが全く同じペアは理論上存在しないため、マッチングをする上では何らかの基準を設ける必要がある。本稿では、LGBT 住戸群でのある観測値に対して最小の距離となるような非 LGBT 住戸群の観測値をマッチングさせる「最近傍マッチング」を採用する。本研究では、本章第 1 節で述べたように、

住戸全体における平均処置効果 ATE に加え、LGBT 住戸群における平均処置効果 ATT も推定する。

しかし、この手法には 3 つの欠点がある。1 つ目は、y_1, y_0 それぞれの周辺期待値 $E(y_1), E(y_0)$ の推定ができない点である。マッチングで知る事ができるのは両者の差であり、LGBT タグが振られた、あるいは振られなかった住戸の結果変数の周辺期待値は推定する事ができない。2 つ目は、ペアにする方法に主観が入る点である。先述した最近傍マッチングを選ぶ上で統計的な基準はない。したがって、基準を選ぶ過程に解析者の主観が入ることになる。3 つ目は、観測データの大部分を利用しない点である。マッチングにおける推定値は、対象者数が少ない群の共変量の分布上で期待値である。本稿では LGBT 住戸群が非 LGBT 住戸群よりも少ないため、LGBT 住戸群のデータのみを使用して因果効果を推定していることになる。このような欠点を補う手法が、次節に紹介する IPW 推定量である。

2.5.4 IPW 推定量

IPW (inverse probability weighting) 推定量とは、傾向スコアの逆数を重みとした重み付け法を用いた推定量である。この重み付け法を用いることによって、各群の周辺期待値を求めることができる上、無作為でない割り当てを補正することができる。

本稿では、お問い合わせ数・お気に入り数の平均処置効果と異質性を推定に IPW 推定量を利用する。はじめに、IPW 推定量を用いた平均処置効果について説明する。第 i 住戸の割付を表す z_i とすると、傾向スコアの逆数の重みの和は、

$$W_1 = \sum_{i=1}^{N} \frac{z_i}{e_i}, \qquad W_0 = \sum_{i=1}^{N} \frac{(1-z_i)}{1-e_i} \tag{36}$$

となる。この重みの和 W を使い、y_1, y_0 の周辺期待値の推定値 $\hat{E}(y_1), \hat{E}(y_0)$ を表現すると

$$\hat{E}(y_1) = \frac{1}{W_1} \sum_{i-1}^{N} \frac{z_i y_i}{e_i} \qquad \hat{E}(y_0) = \frac{1}{W_0} \sum_{i-1}^{N} \frac{(1-z_i) y_i}{1-e_i} \tag{37}$$

となる。また、両者の差が平均処置効果の推定値 $\hat{\tau}*$ であるから、

$$\hat{\tau}* = \frac{1}{W_1} \sum_{i-1}^{N} \frac{z_i y_i}{e_i} - \frac{1}{W_0} \sum_{i-1}^{N} \frac{(1-z_i) y_i}{1-e_i} \tag{38}$$

となる。

このとき、因果効果の IPW 推定量が一致推定量であることを示す。上記の説明に従って、LGBT 住戸群 ($z = 1$) の IPW 平均推定量は、傾向スコアを $e(x_i)$ と置くと、

$$\begin{aligned} E(\frac{1}{N_1} \sum_i \frac{z_i y_{i1}}{e_i}) &= \frac{1}{N_1} \sum_i E(\frac{z_i y_{i1}}{e_i}) \\ &= E(\frac{z_i y_{i1}}{e_i}) \end{aligned} \tag{39}$$

強く無視できる割り当て条件が成立していると仮定し、$\boldsymbol{x}$ を条件付けると

$$E(\frac{z_i y_{i1}}{e_i}) = E(E(\frac{z_i y_{i1}}{e_i}|\boldsymbol{x})) \tag{40}$$
$$\therefore E(\frac{1}{e_i}E(z_1|\boldsymbol{x})E(y_{i1}|\boldsymbol{x})) = E(E(y_{i1}|\boldsymbol{x})) = E(y_1)$$

y_0 も同様に、

$$E(\frac{1}{N_0}\sum_i \frac{(1-z_i)y_{i0}}{1-e_i}) = \frac{1}{N_0}\sum_i E(\frac{(1-z_i)y_{i0}}{1-e_i}) \tag{41}$$
$$= E(\frac{(1-z_i)y_{i0}}{1-e_i})$$
$$E(\frac{(1-z_i)y_{i0}}{1-e_i}) = E(E(\frac{(1-z_i)y_{i0}}{1-e_i}|\boldsymbol{x}))$$
$$\therefore E(\frac{1}{1-e_i}E(z_0|\boldsymbol{x})E(y_{i0}|\boldsymbol{x})) = E(E(y_{i0}|\boldsymbol{x})) = E(y_0) \tag{42}$$

よって IPW 平均推定量の不偏性が成立し、正しく母集団の平均を推定できる。

しかし、IPW 推定量にも改善点がある。1 つ目は、IPW 推定量において、非 LGBT 住戸群の共変量データを利用していない点である。2 つ目は、傾向スコアを計算する際のモデルの精度によって、傾向スコアを用いた解析法の正誤が左右される点である。次項で紹介する二重にロバストな方法は、このような改善点を補う手法である。

2.5.5 二重にロバストな推定法

二重にロバストな推定法 (doubly robust estimation) では、結果変数の周辺期待値や平均処置効果を推定する上で 2 つのモデルを作成する。この時、どちらか一つが正しければ一致推定量を得ることが出来る。

作成するモデルの 1 つは、共変量 $\boldsymbol{x}$ で割り当て変数 z を説明する回帰モデルであり、傾向スコアを用いた推定法の第一段階において傾向スコアを計算する際に利用するものである。このモデルでは、傾向スコアの推定方程式に非 LGBT 住戸群（$z = 0$）の共変量データを項として組み込んでいる。Robins et al. (1994) はこれを拡大された逆確率重み付き推定量と呼び、IPW 推定量で使用しない共変量データを活かすことが出来るとしている。従って傾向スコア算出のモデルは、

$$p(z|\boldsymbol{x_i}, \alpha) = e_i = \frac{1}{1+\exp(-\alpha \boldsymbol{x_i})} \tag{43}$$

となる。2 つ目のモデルは、共変量 $\boldsymbol{x}$ で結果変数 y_1, y_0 を説明する回帰モデルである。以上 2 つのモデルのうち、どちらか一方のモデルの回帰関数が正しく設定された場合、お問い合わせ数結果変数や平均処置効果を正しく推定することが出来る。式 (32) の母数 α の一致推定量 $\hat{\alpha}$、y_1、y_0 の回帰係数の母数 $\boldsymbol{\beta_1}$、$\boldsymbol{\beta_0}$ と置くと、モデルの回帰関数は

$$E(y_1|\boldsymbol{x}) = g(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\beta_1}) \qquad E(y_0|\boldsymbol{x}) = g(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\beta_0}) \tag{44}$$

となる。$\boldsymbol{\beta_1}, \boldsymbol{\beta_0}$ の一致推定量をそれぞれ $\hat{\boldsymbol{\beta_1}}, \hat{\boldsymbol{\beta_0}}$ と置くと、y_1 の二重にロバストな推定量は

$$\begin{aligned}\hat{E}^{DR}(y_1) &= \frac{1}{N}\sum^{N}[\frac{z_i y_{i1}}{e(\boldsymbol{x_i}, \hat{\alpha})} + (1 - \frac{z_i}{e(\boldsymbol{x_i}, \hat{\alpha})})g(x_i, \hat{\boldsymbol{\beta_1}})] \\ &= \frac{1}{N}\sum^{N}[y_{i1} + \frac{z_i - e(\boldsymbol{x_i}, \hat{\alpha})}{e(\boldsymbol{x_i}, \hat{\alpha})}(y_{i1} - g(x_i, \hat{\boldsymbol{\beta_1}}))]\end{aligned} \tag{45}$$

同様に y_0 の二重にロバストな推定量は、

$$\hat{E}^{DR}(y_0) = \frac{1}{N}\sum^{N}[y_{i1} + \frac{z_i - e(\boldsymbol{x_i}, \hat{\alpha})}{e(\boldsymbol{x_i}, \hat{\alpha})}(y_{i0} - g(x_i, \hat{\boldsymbol{\beta_1}}))] \tag{46}$$

と表現できる（星野, 2009）。

また、α, $\hat{\boldsymbol{\beta_1}}$ がそれぞれ $\alpha^*, \boldsymbol{\beta_1}^*$ に収束するとき、$\hat{E}^{DR}(y_1)$ の期待値は

$$E[\hat{E}^{DR}(y_1)] = E(y_1) + E[\frac{z - e(\boldsymbol{x}, \alpha^*)}{e(\boldsymbol{x}, \alpha^*)}(y_1 - g(x, \boldsymbol{\beta_1}^*))] \tag{47}$$

となる。ここで、共変量 $\boldsymbol{x}$ で割り当て変数 z を説明する回帰モデルが正しく、α^* が真値 α^0 に等しくなると置くと、

$$\begin{aligned}E_{y,\boldsymbol{x}}[E_{z|y,\boldsymbol{x}}\frac{z - e(\boldsymbol{x}, \alpha^0)}{e(\boldsymbol{x}, \alpha^0)}(y_1 - g(x, \boldsymbol{\beta_1}^*))] &= E_{y,\boldsymbol{x}}[\frac{e(\boldsymbol{x}, \alpha^0) - e(\boldsymbol{x}, \alpha^0)}{e(\boldsymbol{x}, \alpha^0)}(y_1 - g(x, \boldsymbol{\beta_1}^*))] \\ &= 0\end{aligned} \tag{48}$$

また、共変量 $\boldsymbol{x}$ で結果変数 y_1, y_0 を説明する回帰モデルが正しく、$\boldsymbol{\beta_1}^*$ が真値 $\boldsymbol{\beta_1}^{\boldsymbol{0}}$ に等しくなると置くと、

$$\begin{aligned}E_{z,\boldsymbol{x}}[E_{y|z,\boldsymbol{x}}\frac{z - e(\boldsymbol{x}, \alpha^*)}{e(\boldsymbol{x}, \alpha^*)}(y_1 - g(x, \boldsymbol{\beta_1}^{\boldsymbol{0}}))] &= E_{y,\boldsymbol{x}}[\frac{z - e(\boldsymbol{x}, \alpha^*)}{e(\boldsymbol{x}, \alpha^0)}(E_{y|z,\boldsymbol{x}}(y_1) - g(x, \boldsymbol{\beta_1}^{\boldsymbol{0}}))] \\ &= 0\end{aligned} \tag{49}$$

となる。従って 2 つのモデルのうちどちらかが成立すると、$\hat{E}^{DR}(y_1)$ は $E(y_1)$ の一致推定量になることがわかる（星野, 2009）。

2.5.6 IPW 推定量を用いた異質性の推定

次に、IPW 推定量を用いた異質性について述べる。異質性の推定とは、特定のグループと他グループ間における因果効果の差の有無を分析することである。本研究で異質性と考えられる要因は賃料である。LGBT 住戸のお問い合わせ数の平均を y、2 群への割り当て変数を z_i、共変量を X、賃料を w_i とする。$j = 1$ が LGBT、$j = 0$ が非 LGBT で N が全住戸数と置くと、お問い合わせ数の平均を賃料で説明する回帰モデルは

$$y_{ji} = \beta_{j0} + \beta_{j1}w_i + \epsilon_{ji}(j = 1, 0, \cdots, i = 1\ N) \tag{50}$$

となる。このモデルの誤差 ϵ_{ij} を、y_1, y_0 に対して IPW で重み付けた最小二乗基準 Q_1, Q_0 は、

$$Q_1 = \sum_{i=1}^{N} \frac{z_i}{e_i}(y_{1i} - \beta_{10} - \beta_{11} w_i)^2 \tag{51}$$

$$Q_0 = \sum_{i=1}^{N} \frac{1 - z_i}{1 - e_i}(y_{0i} - \beta_{00} - \beta_{01} w_i)^2 \tag{52}$$

であり、Q_1 を微分して 0 になる $\beta_1 = (\beta_{10}, \beta_{11})^t$ の推定量 $\hat{\beta_1}$ は

$$\frac{\partial}{\partial \beta_1} Q_1 = 0 \tag{53}$$

の解である。同様にして、Q_0 を微分して 0 になる $\beta_0 = (\beta_{00}, \beta_{01})^t$ の推定量 $\hat{\beta_0}$ は

$$\frac{\partial}{\partial \beta_0} Q_0 = 0 \tag{54}$$

の解でる。従って、IPW で重み付けた際の、賃料が及ぼす因果効果への影響は

$$E(y_1 - y_0 | w = c) = \hat{\beta_{10}} + \hat{\beta_{11}} c - (\hat{\beta_{00}} + \hat{\beta_{01}} c) \tag{55}$$

となる。

3 実証分析

本章では実際のデータを用いて提案モデルを利用し、LGBT タグが及ぼす因果効果を測定し、考察する。3.1 節では本稿で使用したデータについて説明する。3.2 節では因果効果を測定するために使用するデータの加工手順について言及する。3.3 節では、因果効果の際に用いる共変量の選択について言及する。最後に 3.4 節では、第 2 章で提案した因果効果を測定する複数のモデルを用いて LGBT タグの因果効果を算出する。

3.1 使用データについて

前述したように、本稿の実証分析では、株式会社リクルート住まいカンパニーの不動産情報ポータルサイト SUUMO における賃貸物件情報データを使用した。ここで、実証分析の説明を進めるにあたり、SUUMO での呼称に合わせ、言葉の定義をする。住戸とは、〇〇アパートのことを指し、各不動産会社が SUUMO に載せる〇〇アパートのことを物件と呼ぶことにする。つまり、〇〇アパートという住戸を取り扱う不動産の数だけ〇〇アパートという物件情報が存在する、ということである。実際の SUUMO のサイトでは、同じ〇〇アパートの情報のうち、一番情報が豊富な物件情報をサイト上に表示する。この工程を、名寄せと呼ぶ (図 6 参照)。

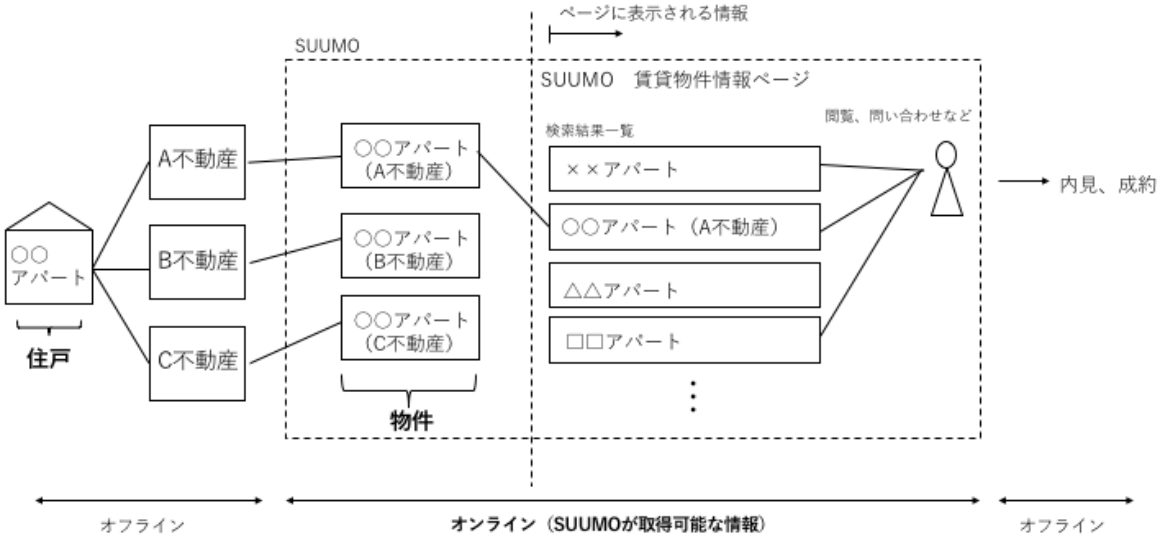


図 6　SUUMO の構造

今回は、東京都内 (52 市区町村) で 2018 年 5 月 1 日から同年 7 月 31 日までに採取された賃貸物件データを使用する。また、サイト上の掲載期間 (生存期間) は物件ごとに異なるが、いずれも上記期間内に収まっている。

本研究で示したいのは、前述したように LGBT タグが収益にもたらす効果測定である。2 章で述べたように、LGBT タグは住戸主が LGBT に対して理解があるか、不動産会社がその理解を正しく確認した場合に物件に付与される。そして、収益に効果をもたらすかは、住戸の閲覧数・お問い合わせ数双方の結果を測定することで検証する。

3.2　データの加工手順

検証を行う前に、元データを加工する必要がある。加工手順は以下のとおりである。

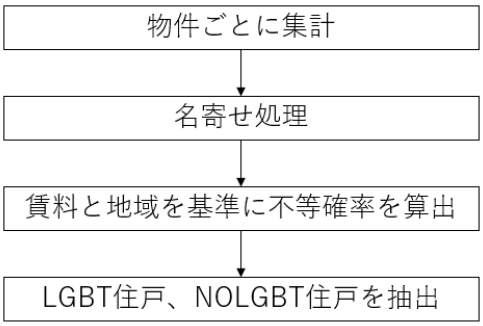


図 7　データの加工手順

この節でも説明は行うが、データの詳細等は Appendix C を参照されたい。

3.2.1　物件データの作成

今回提供されたデータは期間中物件ごとに毎日集計され、閲覧数・お問い合わせ数等が記録される。よって、元のデータをそのまま使用するのではなく、まず物件ごとに情報を集約する必要がある。閲覧数・お問い合わせ数等、毎日数値が変動するものを集計し、物件ごとにまとめた。

3.2.2　名寄せ処理

前節で述べたように物件別のデータを扱うのではなく、名寄せした住戸ごとのデータに加工する必要がある。なぜならば、同じ住戸に関する物件データが 2 つ以上存在するとき、SUUMO のサイトでは情報が豊富に記載されている物件データを表示させる仕組みになっているが、どの物件データが実際に表示されているかを表す変数が存在しない。つまり、実際には表示されていない物件データをカウントしてしまう危険性がある。

同じ住戸の物件データで LGBT タグの有無にばらつきがあった場合、その住戸は LGBT 住戸とみなす。何故ならば、情報をどこまで正確に記載するかは不動産会社に一任されており、たとえ家主が LGBT タグの付与を本当は希望していたとしても、不動産会社のヒアリングの差などによって、LGBT タグの有無が決まるからである。 ただ、住戸に LGBT タグが 1 つでもついていた場合、その住戸の家主は LGBT タグをつけることを了承していると考えられるため、LGBT タグが当該住戸の物件に 1 つでも付いている場合は LGBT 住戸とみなし、名寄せ処理を行う。この時、非 LGBT 住戸の割合は 99.9% に対し、LGBT 住戸の割合は 0.1% にとどまった。

3.2.3　不等確率による抽出

次に、LGBT 住戸 396 件の分布に合わせ非 LGBT 住戸から 5000 件のランダム抽出を行う。前項でも示した通り、LGBT 住戸に対し非 LGBT 住戸の件数が多く、すべての非 LGBT 住戸を盛り込みそのまま解析に用いてしまうと、LGBT 住戸に対し割合が多く、対象住戸すべての結果変数を説明するモデルではなく、非 LGBT 住戸の結果変数を説明するモデルとなり、LGBT 住戸に対する効果が検証できない。つまり、2 群の効果を純粋に比較することが難しくなる。また、無作為にランダム抽出を行うと、LGBT 住戸と分布の違う標本が抽出される可能性があり、正しい検証を行えない。そこで、LGBT 住戸の賃料を基に、非 LGBT 住戸を 5000 件ランダム抽出する。

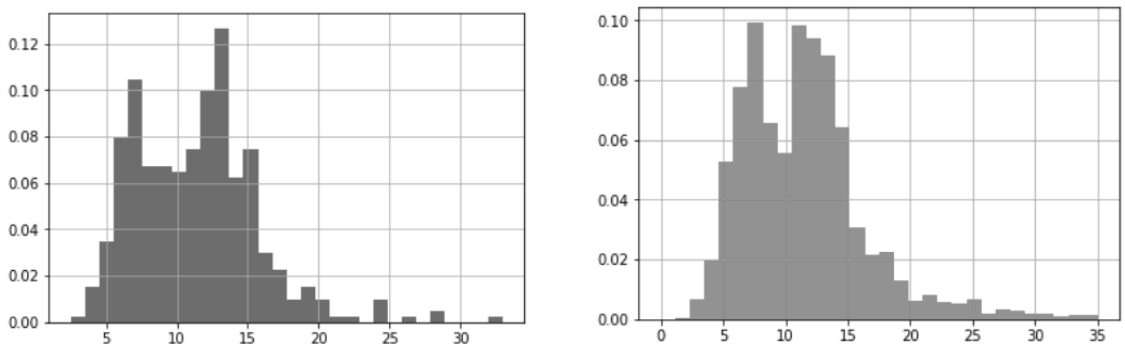
実際に抽出する前に外れ値について考慮する。これは一部の住戸の閲覧数・お問い合わせ数が全体の分布から大きく離れているためである。外れ値を含めたまま解析を行うと推定値の分散が大きくなり、効果が有意になりにくい。そこで、今回は結果変数の分布の両側から 0.5% に位置する住戸を外れ値とみなし抽出に含まれないように削る。

次に、LGBT 住戸を賃料 5 分位 [*13]で分け、エリアごと [*14]に分布を想定し、その分布に合わせ非 LGBT 住戸を抽出する。図 8 が LGBT 住戸、抽出後の非 LGBT 住戸の不等確率の分布であ

[*13] LGBT 住戸の賃料を基に行った結果、7.2 万円未満、7.2 万円以上 10 万円未満、10 万円以上 12.4 万円未満、12.4 万円以上 14.5 万円未満、14.5 万円以上の 5 つに分割された。

[*14] 当該住戸が 23 区内に位置しているか否かで区別した (1 = 区内、0 = 区外)。

る。不等確率に基づき非 LGBT 住戸をランダム抽出した結果、LGBT 住戸の賃料分布とおおよそ同じ分布を得られたことが分かる。



[1] LGBT 住戸　　[2] 非 LGBT 住戸

図 8　住戸の賃料分布

3.3　共変量の選択

3.3.1　共変量の条件

本稿で扱ったデータは、住戸の LGBT タグについて無作為な割り当てが行われていなかったので、“強く無視できる割り当て”が前提となるように適切な共変量を選定して、解析を行う必要があった。そこで、本項では、共変量の選定にあたって注意すべき一般論を述べる。

利用すべきすべての共変量を用いることなく、一部の共変量のみを用いて共変量調整を行った場合には、因果効果の推定にバイアスが生じることが分かっている。例えば、共変量 x だけではなく、変数 w が結果変数 y と割り当て z に影響を与えている、

$$p(y|z,x,w) = p(y|x,w) \tag{56}$$

のような場合には、共変量調整の際に w を用いないことで、因果効果の推定値にバイアスが生じてしまう。なぜならば、

$$p(y|z,x) \neq p(y|x) \tag{57}$$

であるため、独立変数が 2 値しかとらないと仮定すれば、

$$E(y_1 - y_0) = E_x(E(y_1 - y_0|x)) \neq E_x(E(y_1|z=1,x) - E(y_0|z=0,x)) \tag{58}$$

となるためである。

直感的には、独立変数と従属変数に関連する変数のうち、観測されているものすべてを共変量として調整に利用すればいいように思われるが、すべての変数を共変量として調整に利用すべきではないことが分かっている。

因果効果の推定に利用するための共変量をいかにして選択すべきかを述べていく前に、前提として、共変量の定義を、「因果効果の推定の際に調整に利用する、従属変数と独立変数のどちらにも関連のある変数」と再定義しておく。

共変量に選定すべき変数とすべきではない変数を分類していく前に、従属変数と独立変数のどちらに対しても関連のある変数の中で、独立変数に時間的に先行する変数、または想定されている因果効果から明らかに独立変数に影響を与えている変数を処置前変数 (pre-treatment variable) と定義し、独立変数に時間的に後になる変数、または想定されている因果効から明らかに独立変数に影響を与えている変数を処置後変数 (post-treatment variable) と定義して、区別することとする。

上記の定義より、「処置前か、処置後か」という観点と、「従属変数に対し、時間・因果的に前なのか、後なのか」という観点から、変数を以下の 3 つに分ける (単純な理論上では 4 つが考えられるが、処置前変数かつ時間・因果的に従属変数の後の変数は存在しない)。

1. 処置前変数で、かつ従属変数に時間・因果的に先行する変数 (図 9(a) 参照)
   この変数は、共変量の定義である「従属変数と独立変数のどちらにも関連のある変数」なので、共変量として利用してよい。
2. 処置後変数で、かつ従属変数に時間・因果的に先行する変数 (図 9(b) 参照)
   この変数は、独立変数の影響を受け、従属変数に影響を与えている変数で、「中間変数」と呼ばれる。中間変数を共変量の調整に用いるべきかは、解析の目的に依存するが、従属変数への介入効果を見る場合には、通常は中間変数を調整には利用せず、中間変数の間接的な効果も含めた、総合的な効果を推定する。なぜならば、中間変数を用いた共変量調整を行った場合、因果効果が過小評価されてしまうからである。ということで、中間変数は共変量として利用されないことが多い。
3. 処置後変数で、かつ従属変数に時間・因果的に後になる変数
   この変数は、共変量に利用すべきではない。

これらの変数以外にも、独立変数と独立で、かつ従属変数に先行する変数 (図 9(c) 参照) の場合は、共変量として用いる必要はない。むしろ、重回帰分析モデルにおいて不要な説明変数を入れるべきでない議論と同じく、調整に利用することで、推定値の分散が大きくなってしまうことがある。

また、独立変数を通してのみ、従属変数に影響を与えるような変数 (図 9(d) 参照) の場合は、明らかに共変量として利用する意味がない。

一般的に、調整に利用する共変量を選定する際には、①先行研究で関連が指摘され、利用することが求められる変数、または②上記の変数区分の理論に従って、調整することが必要と認められる変数を用いる (一般的に、②の場合は、先行研究には載っていない変数について、探索的に共変量として妥当なのかを確認する必要が出てくる)。

これに関して 2 つ問題がある。第 1 には、先行研究で関連が指摘されていたとしても、それを集めて共変量にするだけでは、“強く無視できる割り当て”の条件が成立しているかどうかわからないということである。第 2 には、探索的に共変量を選ぶ際に、処置前の変数で、かつ従属変数に時間・因果的に先行する変数に関して、割り当てに関連する変数を用いるべきなのか、結果変数に関

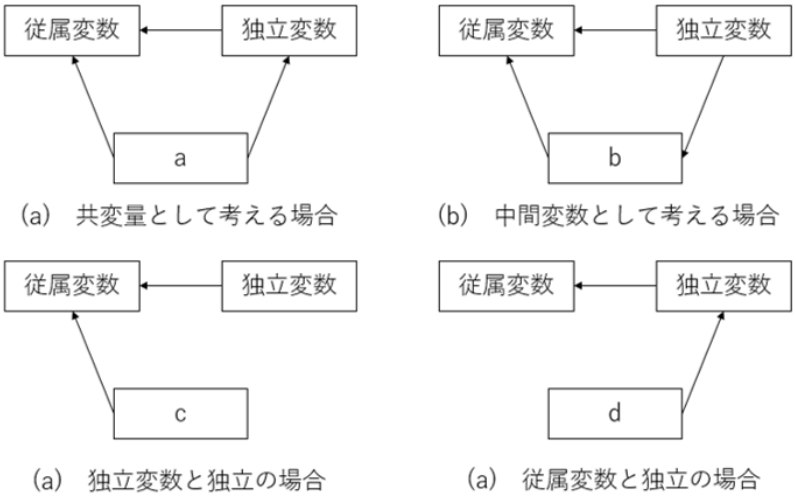


図 9　変数間の関係の分類

連する変数を用いるべきなのかということである。

まず、1 つ目の問題から詳しく述べる。“強く無視できる割り当て”の条件が成立していないということは、即ち隠れた共変量が存在するということで、本節の最初で述べたように、そのような場合には、隠れたバイアスが生じることになる。そこで、“強く無視できる割り当て”の条件が成立しているかを確認する必要がある。しかし、この条件は直接確認することはできない。というのも、例えば式 (7) について、この条件の成立を示すためには、潜在的な変数の値をすべて観測する必要があるが、y_1と y_0を同時に観測することは不可能だからである。

そこで、“強く無視できる割り当て”条件が間接的に確認する方法がいくつも提案されてきた。ここでは頻繁に利用される 2 つについて述べる。

1. 共変量によって割り当てが説明されていることを示す。
   傾向スコアを計算するときのモデル (例えば、ロジスティック回帰モデルを用いて最尤法で推定する場合には式 (35) がこのモデルにあたる) のフィットが良いかを確かめる。具体的に言うと、c 統計量 [*15]などの指標を用いて、モデルによる割り当ての正判別率が高いかどうかを確認する。
   「共変量で割り当てを説明できる度合いが大きい」ならば、「潜在的な結果変数を用いることなく、共変量だけで割り当てを説明することができている」ということになる。つまり、式 (6) が近似的に成立していると考えられるので、間接的にではあるが、“強く無視できる割り当て”条件を確認できる。

[*15] ランダムに選んだ異なる 2 つのペアのうち、一方のカテゴリーを正しく同定できる確率のこと。t をペアの総数、n_c と n_dを一致したペア数、一致しないペア数とすれば、$(n_c + 0.5(t - n_t - n_d))/t$ の値が、c 統計量となる。また、c 統計量は ROC 曲線の曲線下面積 (Area Under the Curve) となっている。

久繁 (2005) は、条件が確認できることを示すためには、c 統計量が 0.7 以上であるべきだと述べている。

ただし、星野・岡田 (2006) は、c 統計量が 0.67 程度でも、従属変数に関連の強い共変量を選択すれば、十分偏りのない調整が可能である場合もあることを示している。また、c 統計量が低いからと一概に言って解析結果に偏りがあるとは言い切れないので、実際の社会科学や疫学における解析結果には、c 統計量が 0.60 程度の場合もあり（中澤, 2013)、c 統計量 0.60 程度であれば許容されているという事実がある [*16]。

2. 共変量そのものを調整する。

傾向スコアを用いた共変量調整の場合は、調整後の共変量の群間差は消失するはずである。傾向スコアを計算した際に利用した共変量の群間差を傾向スコアによって調整できるということは、“強く無視できる割り当て”の条件が成立していることを間接的に確認できると考えられる。

次に、2 つ目の問題について述べていく。傾向スコアを利用する解析では、最初に、割り当てと共変量のモデルから傾向スコアを導き出すので、割り当てと関連の強い変数変数 (図 10 変数 B 参照) が共変量に利用される傾向が高い。しかし、結果変数と関係が強い変数 (図 10 変数 A 参照) を利用して、調整を行うことが重要だと分かっている。

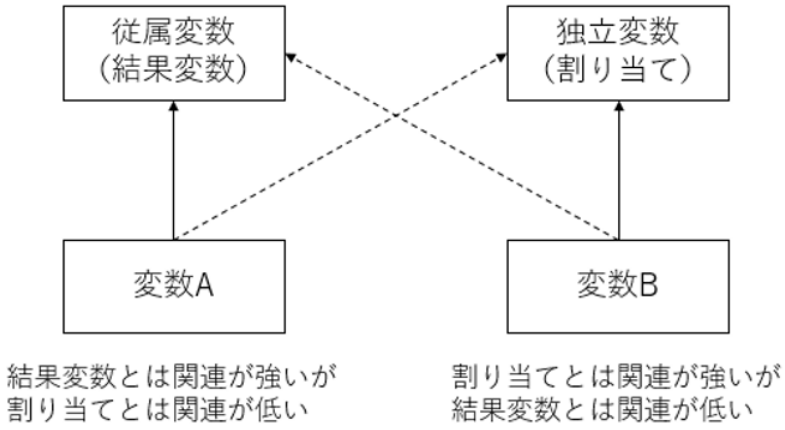


図 10　“割り当てに関連が強い”変数と“結果変数に関連が強い”変数

この理由としては、解析の目的が因果効果または結果的な潜在変数の周辺分布の母数推定にあって、例えば式 (12) を見ると、共変量を用いて従属変数を説明できることが重要であると分かるからだ。傾向スコアの場合でも、例えば式 (33) を見ると、傾向スコアで従属変数を説明できる度合いが高いことが重要だと分かる。

[*16] Fu AZ・Li L(2008) は、逆に、判別精度が高いからといって傾向スコアの妥当性が高いことにはならないので、c 統計量に盲目的にこだわるべきではないと指摘している。

具体的に、星野・前田（2006）は、割り当てと関連の強い変数を共変量として選定した時に、うまく調整が行えない場合があることを指摘している。更に、Brookhart et al.(2006) は、シミュレーション研究を通じて、①割り当てと関連の強い変数よりも、結果変数と関連が強い変数を共変量として選定したほうが、因果効果の推定において、偏りが少なく、かつ推定量の分散が小さくなる [*17]こと、及び②割り当てと関連が強くても、結果変数とあまり関係のない変数を共変量に加えた場合、推定量の分散が大きくなり、結果として平均二乗誤差が大きくなってしまうことの 2 点を指摘している。

つまり、探索的に共変量を選定する際には、従属変数と関連が強い変数について、中間変数ではないことを確認しつつ、なるべく多く投入していく必要性がある。ただし、前述した方法を用いて、別途“強く無視できる割り当て”条件を確認する必要がある。

3.3.2 具体的な共変量の選定

本項では、前項の議論を踏まえ、実証分析で用いた共変量の選定方法について述べる。SUUMO には数十個の変数が存在するが、前項でも述べたように、全ての変数を共変量として用いるのは不適当であり、”強く無視できる割り当て”条件を満たす変数を投入する必要がある。実証分析では、①先行研究で関連が指摘され、利用することが求められる変数、②変数区分の理論に従って、調整することが必要と認められる変数 (図 9 参照)、を満たす 9 つの変数を共変量として用いた。

最初に、多数の先行研究の知見から調整を行うべき変数を選択し、共変量の候補を絞った。先行研究は、山鹿・大竹 (2003) の定期借家制度と民間賃貸住宅市場の論文、さらに住宅価格決定メカニズムに関する河合 (2010) などの著名な論文を参考にした。ここで、本稿の解析の目的は因果効果 $E(y1 - y0)$ にあるため、従属変数である閲覧数・お問い合わせ数に関連の強い変数を選択した。次に、変数区分の理論に従い、処置前変数で、かつ従属変数に時間・因果的に先行する変数 (図 10 参照) を選択した。本稿の場合だと、LGBT タグの付与以前から存在する変数で、閲覧数・お問い合わせ数に先行する変数を選択すればよい。以上の 2 点から、本稿では共変量として築年数、賃料、部屋数、建物種別、構造種別、敷金、礼金、相場を共変量として選択した。しかし、これら 9 つの共変量によって”強く無視できる割り当て”条件が満たされているかを直接確認することが難しい。そこで、前提条件が成立していることを間接的に確認することができる c 統計量を確認すると、

$$\frac{n_c + 0.5(t - n_t - n_d)}{t} = 0.59 \tag{59}$$

と算出された。以上より、モデルの妥当性が示され、築年数、賃料、部屋数、建物種別、構造種別、敷金、礼金、相場の 9 つの変数を共変量に選択し論を進める。

[*17] 推定量の分散が小さくなるということは、検出力が高くなることと言い換えられる。

3.4　因果効果の検証

本節では、LGBT 住戸群と非 LGBT 住戸群における閲覧数（PV）、お問い合わせ数（CV）の比較を行う[*18]。第 2 章で述べたように、家主や不動産会社の意思決定が LGBT タグ付与の有無に影響を与えているために内生性の問題が発生する。この問題を取り除く方法として傾向スコア法を用いる必要がある。

3.4.1　LGBT タグの有無が無作為割り当てである場合の因果効果

最初に、LGBT タグの有無が完全無作為で割り当てられたと仮定した時の LGBT 住戸群と非 LGBT 住戸群の結果を比較する。完全無作為で割り当てられた時、閲覧数等の結果変数は共変量に依存せず、タグの有無のみに影響される。この時、2.2 節でも述べたように、次の関係式が成り立つ。

$$E(y_1 - y_0) = E(y_1) - E(y_0) = E(y_1|z = 1) - E(y_0|z = 0) \tag{60}$$

つまり、閲覧数・お問い合わせ数 y は割り当て z の影響を受けないため、「LGBT 住戸であったときの、タグを付与したことによる閲覧数・お問い合わせ数」から「非 LGBT 住戸であったときの、タグを付与しなかったことによるの閲覧数・お問い合わせ数」の差が、LGBT タグの因果効果といえる。

LGBT 住戸群の 2 つの結果変数の平均と標準偏差は表 1 の通りとなる。この時、平均閲覧数とは各住戸の総閲覧数をその住戸の掲載日数について除したものであり、平均お問い合わせ数も同様である。また、非 LGBT 住戸の数値を基に標準化を行っているため、非 LGBT 住戸群の結果変数の平均と標準偏差はそれぞれ 0 と 1 の値を取る。よって、表 1 では数値を省略する。一方、LGBT 住戸の平均閲覧数は 0.04891、平均お問い合わせ数は 0.01875 と、どちらも正の値を取ることから、LGBT タグを付けることによって平均閲覧数・お問い合わせ数ともに上昇し、効果があるという結論が得られる。しかし、前述したようにタグ以外の他の要素に結果変数は影響を受けているため、無作為割り当てされたという仮定の下で結論を出すのは尚早である。

表 1　平均閲覧数・お問い合わせ数
（値は全て標準化されたものであり、実数値とは異なる）

	平均値	標準偏差
閲覧数	0.04891	0.79368
お問い合わせ数	0.01875	0.70642

[*18] 閲覧数・お問い合わせ数についても、非 LGBT 住戸の値を基に標準化したものを使用し検証を行う。

3.4.2　傾向スコアの算出

LGBT タグの付与が無作為割り当てでないため、単純比較を行うのは適切ではなく、結果変数に影響を及ぼすだろう賃料などの影響を除去した「LGBT タグの付与による閲覧数・お問い合わせ数の因果効果」を推定したい。そこで、前章で紹介した傾向スコア法を用いて解析を行う。

住戸 i に対して LGBT タグ $(z = 1)$ に割り当てられる予測確率を、前節で述べた共変量 X に回帰するロジスティックモデルで傾向スコアの推定値

$$\hat{e}_i = \frac{1}{1 + exp(-\hat{\boldsymbol{\alpha}}_t \boldsymbol{x}_i)} \tag{61}$$

を算出する。この値は各住戸について算出され、その住戸が LGBT 住戸群に割り当てられる確率を示している。表 2 は変数名と、偏回帰係数とその有意性を確認するための Wald 検定の検定統計量、p 値をまとめたものである。次項からは算出した推定値をもとに、IPW 推定量と異質性による LGBT タグの因果効果を検証する。

表 2　共変量と検定統計量

共変量	偏回帰係数	Wald 検定統計量	p 値
面積	1.957e-02	3.257	0.001126
建物種別	2.148e-01	1.709	0.087444
築年数	1.355e-02	3.131	0.001745
賃料	-5.874e-03	-0.240	0.810625
部屋数	-4.558e-01	-3.617	0.000298
構造種別	-3.350e-02	-1.247	0.212345
礼金	-4.140e-08	-0.051	0.959401
敷金	-1.219e-06	-1.532	0.125582
相場	-2.980e-02	-1.713	0.086789

3.4.3　IPW 推定量

無作為割り当てを仮定した際は共変量の影響を考慮せずに 2 群の結果を単純比較したが、算出した傾向スコアを逆確率による重み付け（inverse propensity weighting: IPW）を用いた IPW 推定量で効果を検証する。この時、LGBT 住戸に限定してタグの影響を検証する。つまり、施策対象である処置群（LGBT 住戸群）に対して「もし LGBT タグを付与した場合の結果変数と LGBT タグを付与しなかった場合の結果変数の差の期待値」である処置群での平均介入効果または因果効果（average treatment effect on the treated: ATT）の検証を下記の式を用いて行う。

$$ATT = E(y_1 - y_0 | z = 1) = E(y_1 | z = 1) - E(y_0 | z = 1) \tag{62}$$

まず、IPW 推定量の閲覧数の推定値を計算すると、

$$\hat{E}(y_1) = 0.04891, \hat{E}(y_0) = -0.02813 \tag{63}$$

となり、これを用いて閲覧数の平均処置効果を算出すると次のようになる。

$$\widehat{ATT} = \hat{E}(y_1) - \hat{E}(y_0) = 0.07704 \tag{64}$$

同様にお問い合わせ数の平均処置効果を算出すると、

$$\widehat{ATT} = \hat{E}(y_1) - \hat{E}(y_0) = 0.06302 - (-0.01809) = 0.08110 \tag{65}$$

となる。表 3 は ATT の結果をまとめたものである。また、閲覧数・お問い合わせ数ともに群間差は単純比較した際の群間差より値も大きいため、共変量を調整してもタグを付与したことによって結果に効果があったことが窺える。

表 3　ATT の IPW 推定量と標準誤差
（値は全て標準化されたものであり、実数値とは異なる）

	LGBT 住戸群	非 LGBT 住戸群	差
PV 平均	0.04891	-0.02813	0.07704
PV 標準誤差	0.01701	0.01701	0.02406
CV 平均	0.06302	-0.01809	0.08110
CV 標準誤差	0.01887	0.01887	0.02669

3.4.4　分位点での因果効果の比較

次に、賃料を三分位に分け [*19]、各分位での因果効果について比較する。この時、各分位での住戸の割合は、全体の割合に対して 3 分の 1 となるようにする。分位での比較を行うことで、特定の集団に対する LGBT タグの効果を検証する。つまり、LGBT 住戸がどの賃料価格帯に所属していることで閲覧数・お問い合わせ数により影響があるかを把握できる。前項同様、IPW 推定量を賃料分位点ごとに ATT を算出すると、結果は表 4 のとおりである。閲覧数の比較を行うと、賃料三分位目で最も値が大きく、賃料が高い住戸にタグが付与されている方が閲覧数が上昇している。一方お問い合わせ数では、賃料二分位目で最も値が大きく、賃料が低い住戸の方がお問い合わせされやすい傾向にある。

3.4.5　賃料による異質性

前項では、賃料を三分位に分けたときに各分位での因果効果の比較を行っている。よって、全体の因果効果の検証同様、タグの有無を独立変数としたときの閲覧数・お問い合わせ数を比較してい

[*19] 非 LGBT 住戸をランダム抽出した際は、賃料を 5 分位に分けたが、今回は便宜上三分位に分ける。この時、賃料一分位目は 8.7 万円未満、二分位目は 8.7 万円以上 13 万円未満、三分位目は 13 万円以上となる。

表 4　賃料分位ごとの ATT の IPW 推定量
（値は全て標準化されたものであり、実数値とは異なる）

	閲覧数	お問い合わせ数
賃料一分位目	-0.04176	0.04961
賃料二分位目	0.11394	-0.03144
賃料三分位目	0.01753	0.02112

る。しかし本項では、賃料を独立変数と置いて閲覧数・お問い合わせ数を説明するモデルを構築し、そこから LGBT タグの有無による因果効果を推定する。

まず計算の便宜上、賃料の正規化を行い、$W \sim N(0,1)$ とする。そこから、LGBT 住戸・非 LGBT 住戸それぞれを賃料で結果変数（閲覧数・お問い合わせ数）について単回帰分析を行う。つまり、LGBT 住戸 $z=1$ と非 LGBT 住戸 $z=0$ はそれぞれ

$$\begin{cases} Y_1 = \beta_{10} + \beta_{11}W + \epsilon_1 \\ Y_0 = \beta_{00} + \beta_{01}W + \epsilon_0 \end{cases} \tag{66}$$

の式が成り立つ。前章で述べたとおり、IPW 推定量で重み付けすることで $\hat{\beta}_0$ と $\hat{\beta}_1$ それぞれの推定量が求まる。そして、閲覧数・お問い合わせ数の処置群での平均介入効果 (ATT) を検証する。

最初に閲覧数の推定値を求めると、

$$\begin{cases} \hat{\beta}_1 = (0.04891, 0.15100)^t \\ \hat{\beta}_0 = (-0.01630, 0.12633)^t \end{cases}$$

となり、因果効果は以下の式から表せる。

$$E(y_1 - y_0 | w = c) = \hat{\beta}_{10} + \hat{\beta}_{11}w - (\hat{\beta}_{00} + \hat{\beta}_{01}w) = 0.06521 + 0.27733w$$

この式から、w がそれぞれ-1、0、1 のときの因果効果を測定する。$w=0$ は賃料が平均値のときの因果効果、$w=-1$、$w=1$ はそれぞれ賃料が一標準偏差平均から離れた時の効果が測れるため、どの賃料帯で特に LGBT タグに効果があるのか測定する。

この時各値での因果効果は

$$\begin{aligned} E(y_1 - y_0 | w = -1) &= -0.21212 \\ E(y_1 - y_0 | w = 0) &= 0.06521 \\ E(y_1 - y_0 | w = 1) &= 0.34254 \end{aligned}$$

と推定され、賃料グループによって LGBT タグの付与には大きな差があることが分かる。賃料が高い LGBT 住戸の方が閲覧数により影響を与えている一方、賃料が低い住戸群では負の値を推定している。

またお問い合わせ数も同様に、推定値は

$$\begin{cases} \hat{\beta}_1 = (0.01875, -0.00084)^t \\ \hat{\beta}_0 = (-0.01107, 0.04120)^t \end{cases}$$

と求まるので、回帰式は

$$E(y_1 - y_0 | w = c) = 0.02982 - 0.04204$$

が成立する。よって、各賃料帯での因果効果は

$$\begin{aligned} E(y_1 - y_0 | w = -1) &= 0.07186 \\ E(y_1 - y_0 | w = 0) &= 0.02982 \\ E(y_1 - y_0 | w = 1) &= -0.01222 \end{aligned}$$

となる。

標準誤差等を含めた解析結果をまとめたものが表 5、表 6 となる。$w = 0$ の時の標準誤差は比較的小さい値を取るが、$w = \pm 1$ のとき値は大きく、ばらつきが大きいことを示している。また、これらの結果をグラフで表すと図 11[1]、[2] の通りとなり、閲覧数は賃料が上昇すると LGBT タグの付与がより効果的であることが分かる。一方、お問い合わせ数の賃料別の効果は右肩下がりで、賃料が高くなるにつれ、効果が小さくなっていることが分かる。

表 5　閲覧数の結果

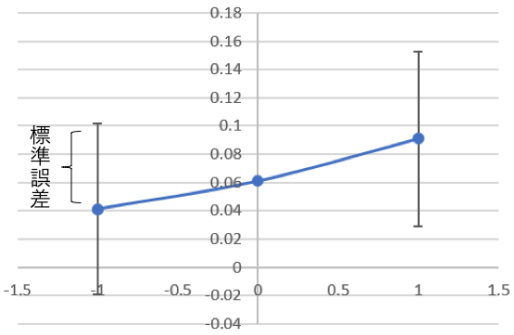
	因果効果	標準誤差
w=-1	0.04108	0.06044
w=0	0.06099	0.00129
w=1	0.09110	0.06178

表 6　お問い合わせ数の結果

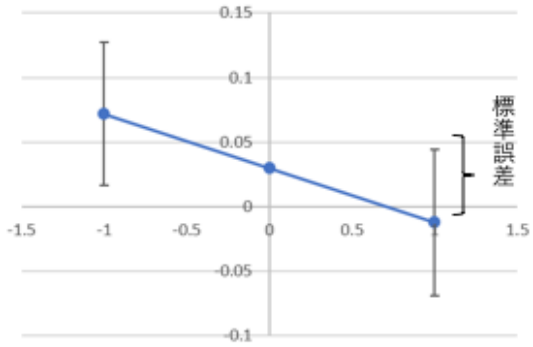
	因果効果	標準誤差
w=-1	0.07186	0.05538
w=0	0.02982	0.00129
w=1	-0.01222	0.05675

3.4.6　二重にロバストな推定量

前章でも述べたように、結果変数の周辺期待値や因果効果を正しく推定できているかを検証するために、二重にロバストな推定法を用いる。 繰り返しになるが、以下の二つのモデルされていれば一致推定量を得られる。



[1] 閲覧数の群間差



[2] お問い合わせ数の群間差

図 11　住戸の因果効果の異質性
（∗エラーバーは標準誤差を表す）

- 割り当て変数 z を共変量 $\boldsymbol{x}$ に回帰するモデル
- 共変量 $\boldsymbol{x}$ で結果変数 y_0, y_1 を説明するモデル

この時、どちらか一方のモデルの回帰関数が正しく設定された場合、効果を正しく推定できるので、二重にロバストな推定量では後者のモデルである「共変量 $\boldsymbol{x}$ で結果変数 y_0, y_1 を説明するモデル」を推定する。

まず閲覧数について検証する。式 (52) より、LGBT 住戸群 $z = 1$ での周辺期待値 $\hat{E}^{DR}(y_1)$ は 0.08683 となり、非 LGBT 住戸群での周辺期待値 $\hat{E}^{DR}(y_0)$ は-0.00202 となる。よって、IPW 推定量で重み付けしたことによる因果効果は、

$$\hat{\Delta}_{DR} = \hat{E}^{DR}(y_1) - \hat{E}^{DR}(y_0) = 0.08683 - (-0.00202) = 0.08885$$

であり、二重にロバストな推定量でも LGBT タグの付与による正の効果が得られることから、IPW 推定で得た結果が信頼できるものだとわかる。また、2 章で説明した式で求めた二重にロバストな推定量の標準誤差は 0.04207 となる。

同様に、お問い合わせ数についても二重にロバストな推定量を求めると、

$$\hat{\Delta}_{DR} = \hat{E}^{DR}(y_1) - \hat{E}^{DR}(y_0) = 0.02698 - (-0.00106) = 0.02804$$

となる。よって、お問い合わせ数も LGBT タグの付与による正の効果が得られるため、IPW 推定で得た結果は信頼できるといえる。また、この時標準誤差は 0.04020 である。

4　結論

本章では、本稿で主張してきた論点を整理する。まず、4.1 節では、前章の実証分析の結果を基に本稿のまとめを述べる。4.2 節では、傾向スコアの妥当性、実証分析で浮上した課題点についてまとめ、今後の展望を述べる。4.3 節では、LGBT 施策がもたらす個人、企業、社会に対する意義について述べる。

4.1　まとめ

本稿の目的は、LGBT 施策の経済的な有用性を示し LGBT 施策を促進することで、最終的に LGBT に対する差別・スティグマを取り除くことである。実証分析では、計量経済学に基づき、賃貸物件情報データを用いて LGBT タグと企業の収益性の間に正の関係を証明した。本稿の結論は以下の通りである。

1. LGBT タグを付けることによって、住戸に対する閲覧数、お問い合わせ数を増大させる効果をもたらすことから、LGBT タグと企業の収益性の間に正の関係があることがわかった。

2. IPW 推定法により算出した因果効果と群間差との大小比較をすると、閲覧数とお問い合わせ数のどちらにおいても IPW 推定法を用いた因果効果のほうが大きいと観測された。つまり住戸に付与される LGBT タグが閲覧数、お問い合わせ数に及ぼす真の影響は群間差などの単純な測定では証明しきれていない。このことから、実施されている共変量の影響を排除していない単純な比較によって測定される LGBT の施策がもたらす効果と、因果効果によって測定される真の LGBT 施策がもたらす効果には乖離があると言及できる。

3. 賃料を 3 分位に分け各分位で因果効果を改めて測定すると、閲覧数で LGBT タグの効果が最も出たのは 3 分位目の住戸群であり、お問い合わせ数で LGBT タグの効果が最も出たのは 1 分位目の住戸群であった。このことから上記の価格帯で LGBT タグをつけることで閲覧数、お問い合わせ数それぞれに対して相対的に大きな正の影響をもたらすと言及できる。

4. 二重にロバストな推定量のモデルで因果効果を再度測定したところ、結果変数の周辺期待値や因果効果を正しく推定でき、より頑健な LGBT タグによる因果効果の結果を得ることができた。

5. 賃料の異質性を考慮し、賃料を独立変数とおいたモデルで因果効果を測定すると、閲覧数は賃料が高い住戸に対しての LGBT タグの付与がより効果的であることが分かる。一方、お問い合わせ数の効果は賃料が上がると逓減するため、賃料が低い住戸に比べ高い住戸はお問い合わせまで相対的に繋がりにくいことがわかった。

4.2 実証分析の課題と今後の展望

本稿は制約されたデータの中で実証分析を行ったことで、いくつかの課題が生じている。本章では、中でも重要だと思われた 4 点についてまとめる。

1. 新たな説明変数の必要性
   実証分析では、賃料、相場、敷金、礼金、面積、建物種別、築年数、部屋数、構造種別を説明変数として用いた。本稿で扱ったデータの変数には存在しなかったが、実際の消費者行動を重視した分析を行う際には、検索結果で上位に表示されるか否かは閲覧数に影響を与えるため、物件の表示順を表す変数は重要である。また、複数ある物件情報のうちどの情報が実際に表示されたかを示す変数があれば、名寄せの際の LGBT タグをより厳密に処理することができる。また、本稿で扱かった相場のデータは市町村区に大字の情報を加味してエリアで分類して作成した住戸の平均賃料を示している。これを市町村区に間取りの情報を加味して分類した住戸の平均賃料を新たに相場として試用すべきであると言及する。仮にこの新たに作成したデータが今回利用した相場データよりロジスティック回帰のモデルに適合すればより精度の高い傾向スコアを算出することができるためである。

2. 閲覧数、問い合わせ数以外での LGBT タグ効果の検証
   本稿では被説明変数として閲覧数、問い合わせ数を用いた。LGBT タグはオンラインでの施策のため、物件の成約の有無を把握できないのは前提であるが、成約データを被説明変数として用いることが出来れば、さらに正確な収益率との因果効果を測ることができる。ただ、オフラインでの消費行動からはアウティングの懸念などから正確な数値を得ることが難しいため、効果的な対面調査の考察を行う必要がある。

3. 別の製品カテゴリーによる検証
   本稿では賃貸物件カテゴリーで検証を行ったが、普遍的に LGBT タグが収益に正の影響を与えることを示すには他の製品カテゴリーでも同様に収益に正の効果をもたらすか検証する必要がある。LGBT にニーズの高い金融商品、医療、福祉の分野でも傾向スコアでの因果効果推定を行い、同様の結果が見られれば、普遍的に LGBT 施策が収益をもたらすと言えるだろう。

4. 名寄せの際の LGBT フラグ
   本稿では住戸が LGBT 住戸であるかどうかを判定する際に、real_lgbt_flg というデータを作成した。今回は解析をする上で、物件の中に一つでも LGBT の物件があればその住戸は LGBT の住戸とした。このとき問題として挙げられるのは、同じ住戸であっても物件として複数掲載させる場合には LGBT タグが振られている物件とそうではない物件が介在して

いることである。今回の解析では、LGBT 住戸 396 件中、121 件が上記に挙げた状態の住戸のまま解析を進めた。これは LGBT 住戸が少なくなってしまうことで、LGBT でない住戸の不等確率を用いたランダム抽出の際の LGBT 住戸の分布が粗くなってしまうことを防ぐためである。今後の課題としては住戸数が増え分布が荒くならず全容が把握できる際には、同じ住戸を示す物件の半数以上が LGBT タグが付いている場合にその住戸を LGBT 住戸とみなしていくことが解決策として挙げられるだろう。

4.3 LGBT 施策がもたらす個人、企業、社会に対する意義

本稿の冒頭で記述したように、LGBT 当事者に対しての差別・スティグマを企業の施策を通して取り除くことは LGBT 当事者、企業だけでなく社会的に意義のあることである。

LGBT 施策は、当事者のそのサービスにおける困難を 2 つの面から克服できる。一つは、法律では解決できない問題を、業界がルールを規定することで解決できることである。二つ目に、購買活動時の精神的エネルギーを減らすことができる点である。高橋 (1998) は、購買行動と消費者満足に関する研究において、消費者の満足は買い物が終了した後の結果として生じるだけでなく、買い物時間内の任意の時点において生まれると言及している。すなわち、消費行動する際の精神的エネルギーというコスト要因を LGBT 施策により減らすことが可能で、より消費行動に満足を得られるようになる、ということである。

企業においては、本稿でも述べたように LGBT 施策は収益に繋がる要因であるが、決して収益の側面だけに効果が留まらないことを説明したい。まずは、企業内の影響においては、LGBT 施策は企業が LGBT 当事者に寛容であることを示すため企業内 LGBT 社員が心理的安全性を持ち、生き生きと働けることが利点として挙げられる。ダイバーシティが推進されている企業は生産性が高く収益性が高くなるということは数々の先行研究が示してきた通りである。それに加え、LGBT 当事者でない人々も数多く使用する財・サービスで LGBT 施策を行うことは、LGBT についての知識を社会に与えることに繋がる。LGBT に対する差別・スティグマは、多くの場合は悪意のない差別 (森永, 2017) であり、その原因にあるのは LGBT に対する知識不足である。LGBT 施策は、LGBT に対しての理解を深める役割をし、セクシュアリティによって不当な扱いを受ける LGBT 当事者を少しでも減らすことができるのではないだろうか。

「性の関係性を超える。」IGA/ILGA[*20]日本を設立し、日本の性的マイノリティー運動を牽引してきた南定四郎はこのように述べる。多様な「性の在り方」を尊重して、「性の束縛」を解くことが LGBT 施策の果たしている役割である。それは LGBT 当事者をはじめとする個々の社会での活躍を後押しするだけでなく、これからの日本において社会全体の持続可能な発展に不可欠な要素となっているのである[*21]。

[*20] 国際レズビアン・ゲイ協会。IGA 日本は 1984 年 2 月 14 日に中山晋作・南定四郎、そしてビル・シュアーの三人によって創設された。

[*21] LGBT 施策は、それ自体通じて理解を促し、LGBT に対するスティグマの根絶した社会を形成することが本義である。ただし、超短期的に見れば、LGBT 当事者と LGBT に対してスティグマを持つ人を無理に近づけないこと

5 Appendix

5.1 A. LGBT について

5.1.1 性的マイノリティーの定義

セクシュアリティの構成用途として、針間 (2016) は、「身体的性別」「性自認」「社会的役割」「生指向」「性嗜好」「生殖」を挙げている。その中で、性自認に対して性的志向が同性に向く場合を同性愛（Homosexuality）と呼び、男性同性愛者をゲイ (Gay)、女性同性愛者をレズビアン (Lesbian) と呼び、両性に向く場合をバイセクシュアル (Bisexual) と呼ぶ。さらに、身体の性と性自認が異なるトランスジェンダー (Transgender) を含め、LGBT と呼称する (柳沢, 2015)。トランスジェンダーにおいては、身体的性別と性自認が一致していないケースで性別再判定手術までは考えていない状態にある狭義のトランスジェンダー (Transgender)、外的な処置の段階まで求めるトランスセクシュアル (Transsexual)、異性装者を指すトランスベスタイト (Transvestite) に分けることもできる (松尾, 1997)。そのほか、性自認や性指向が定まっていない、もしくは決めたくないなどの特定のセクシュアリティにこだわらない場合を Q（クエスチョニング）と呼ぶ。こさらに、性的マイノリティに限らず全ての人のセクシャリティの属性を表す言葉として、近年では SOGI(Sexual Orientation, Gender Identity) という言葉も使用され始めている。さらに性別表現 (Gender Expression)、身体の性的特徴 Sex Characteristics) を含めて SOGIESC と呼ぶこともある (谷口, 2017)。

5.1.2 LGBT をめぐる国内行政の動き

5.1.3 LGBT 当事者の LGBT フレンドリーサービスへの需要

図 13 は、リクルート住まいカンパニー『LGBT の住まい・暮らし実態調査 2018』から抜粋した調査である。「日常生活においてセクシュアリティが原因でトラブルになったこと、困ったこと、差別・偏見や居心地の悪さを感じたことがありますか」という質問に対し、以下のような回答が得られた。「同性パートナーシップ登録や証明書発行を行う自治体があること」が最も高く、自治体の取り組みは広く認知されている。

さらに、リクルート住まいカンパニーが行った「不動産オーナーの LGBT に対する意識調査 2018」（図 14 参照）によると、入居希望を受けたことがあるオーナーを対象にしたアンケート では、以下のようになっている。同性カップルの入居を断った経験があるかどうかについては、「男性同士の同性カップル」の場合で 8.3%、「女性同士の同性カップル」の場合で 5.7 %だった。なお、

にもつながり、LGBT 当事者が関わる問題を削減する効果も期待できると考えられる。例えば、本稿で扱った住宅に絞って考えれば、2 3 割の住宅オーナーは同性愛者が自分の所有する住宅には住んでほしくないと考えている。LGBT 施策が進めば、LGBT 当事者は LGBT に対して理解のある住宅に住むようになり、当事者が LGBT 当事者に理解のない住宅に住む機会は減少すると考えられる。それにより不慮な衝突がなくなるのではないだろうか。ただ、長期的な本義とは違うことを強調する。

平成 14 年	「人権教育・啓発に関する基本計画」に同性愛者への差別といった性的指向に係る問題の解決に資する施策の検討を行うことが盛り込まれる
平成 16 年	性同一性障害者の性別の取扱に関する法律
平成 22 年	文部科学省が性同一性障害への対応徹底を求める事務連絡を発出
平成 24 年	内閣府が人権擁護に関する世論調査を実施
平成 26 年	文部科学省が学校における性同一性障害に係る対応に関する状況調査を報告
平成 27 年	文部科学省が「性的マイノリティ」の児童生徒全般に配慮を求める通知を発出 東京都渋谷区と世田谷区が同性パートナーシップ証明書の発行を伴う制度を開始 「第 4 次男女共同参画基本計画」において性的指向や性同一性障害を利用として困難な状況に置かれている場合への対応が盛り込まれる
平成 29 年	・性的指向と性自認に関する施策を推進するための地方自治体議員連盟が発足 ・2020 年東京オリンピックにおいて「性的少数者」の規定を追加 ・男女雇用機会均等法に基づきセクハラ規定に LGBT、SOGI ハラが含まれる

図 12　LGBT をめぐる内行政の動き
(参議院法務委員会調査室作成資料 (中西, 2017) より著者作成)

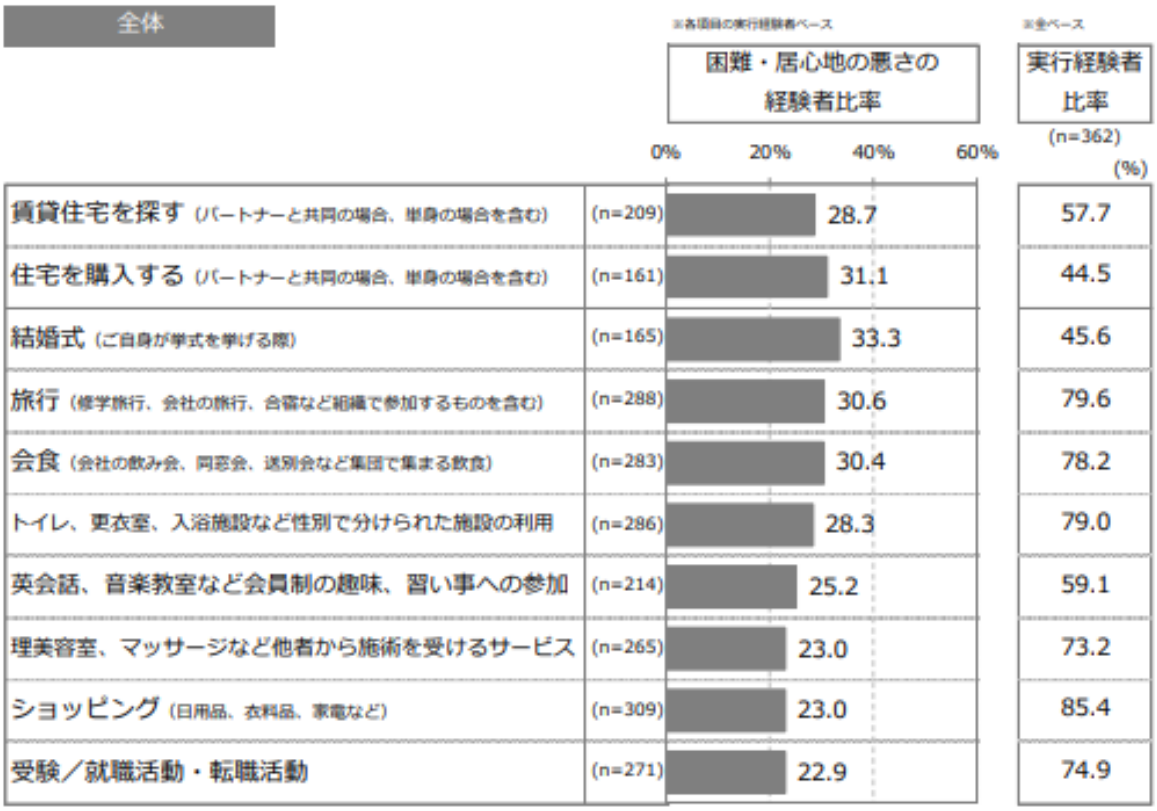


図 13　LGBT 当事者がセクシュアリティが原因で困難を感じた経験

入居を断った割合が高かったのは、「ルームシェア（男性同士）」の 8.2 %、「同性愛者（女性）」の 7.8 %である。また、不動産オーナー全員に今後の入居希望者の対応意向を聞いたところ、「男性同士」の同性カップルの入居希望に対して「特に気にせず入居を許可する」という回答は 36.7%、「女性同士」の同性カップルの入居希望に対して「特に気にせず入居を許可する」という回答は 39.3%という結果になった。

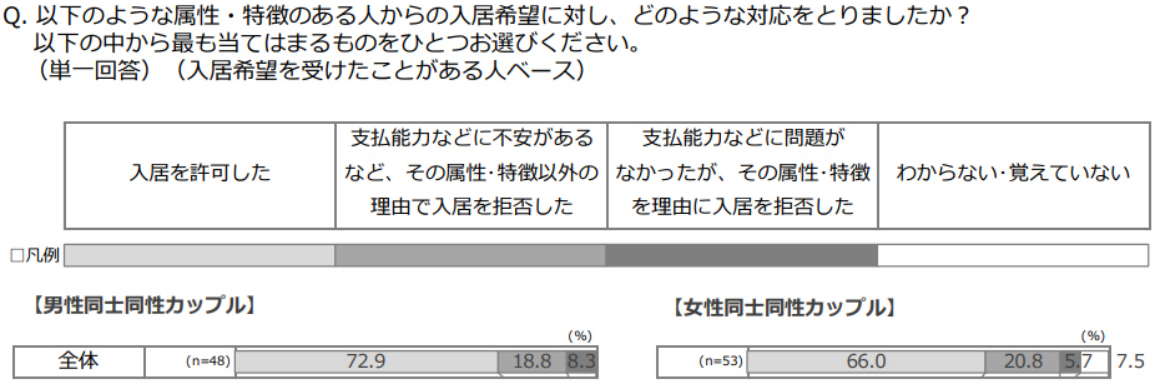


図 14　不動産オーナーの同性カップルへの対応

5.2 B. 無作為割り当てと交絡因子

本節では、無作為割り当てをすることで、なぜ交絡因子の影響が排除できるのかについて述べる。まず、簡単にその理論を説明し、その後に、構造方程式モデルを利用して、数学的になぜその論理が正しいのかを述べる。

ある介入[*22]を図るための尺度として、X という値があるとする。介入を行ったサンプルが複数あるとし、その i 番目のサンプルについて、$Xi(0)$ を介入前の値、$Xi(T)$ を処置群の値、つまり介入をした場合の値、$Xi(C)$ を対照群の値、つまり介入をしなかった場合の値とする。この時、介入の因果効果は、処置群の変化量から対照群の変化量を引いたものなので、

$$(X_i(T) - X_i(0)) - (X_i(C) - X_i(0)) = X_i(T) - X_i(C) \tag{67}$$

となる。さらに、処置群のサンプル数を Nt とし、対照群のサンプル数を Nc とすれば、介入による処置群と、対照群の平均的な因果効果は、

$$\frac{1}{N_T}\sum_{i=1}^{N_T}(X_i(T) - X_i(0)) - \frac{1}{N_C}\sum_{i=1}^{N_C}(X_i(C) - X_i(0)) = \frac{1}{N_T}\sum_{i=1}^{N_T}X_i(T) - \frac{1}{N_C}\sum_{i=1}^{N_C}X_i(C) \tag{68}$$

となる。つまり、全体的な因果効果は、

$$E(X_i(T)) - E(X_i(C)) \tag{69}$$

となる。しかし、現実には同じサンプルを同時に処置群と対照群に割り付けることができないので、$Xi(T)$ と $Xi(C)$ は同時に観察することはできない (Fisher, 1935)。なので、サンプル全体の平均的な因果効果は単純には定義することができない。

そこで、サンプルを最初から処置群と統制群に分割する。ただし、交絡因子の影響を排除すべく、処置群と統制群について無作為に割り当てる。無作為に割り当てることで、処置群と統制群の X の値に影響する変数の中で、介入するときに関係する変数以外のすべての変数について、期待値が同じになるようにする。

その数理的な背景について、次に説明したい。説明にあたっては、構造方程式モデル (structural equation models) を利用し、具体例としては本稿の住戸に関する LGBT タグの効果測定を利用する。

まず、構造方程式モデルについて説明する。構造方程式モデルとは、データ生成過程を数学的に記述するための道具で、本稿に合わせて説明すると、住戸の閲覧数・お問い合わせ数を表す y の値がどのように決定されるのかというデータ生成過程を、次のような方程式を用いて表すものである。

$$y = f_y(x, e_y) \tag{70}$$

[*22] 本稿で言えば、住戸に LGBT タグを付与する行為のことで、「様々な事象に影響を与える要因の有無又は程度を制御する行為」と定義される。

この方程式を構造方程式 (structural equation) と呼ぶ。y の値は前述の通り、住宅の閲覧数・お問い合わせ数を表し、e_y については、y の値を決定するために影響する x 以外のすべての変数をまとめた誤差変数のことである。さらに、x に関するデータの生成過程も同じように構造方程式を用いて表すと、以下のようになる。

$$\begin{aligned} x &= f_x(\overline{e}_x) \\ y &= f_y\left(x, e_y\right) \end{aligned} \tag{71}$$

$\overline{e}_x$ については、x の値を決定するために影響するすべての変数をまとめた誤差変数のことである。左辺の x の値は、右辺の誤差変数 $\overline{e}_x$ の値が関数 f_x によって変換されて決定されるので、もう少し簡潔に表すことが出来る。

$$\begin{aligned} x &= e_x \\ y &= f_y\left(x, e_y\right) \end{aligned} \tag{72}$$

また、反事実モデルにおける、平均因果効果を考える際に必要となる、「介入」を表すための記号として、do という関数を導入する。ある変数 x について介入するとは、「ほかのどんな変数がどんな値をとろうとも、変数 x の値を定数 c にとる」ことを意味し、そのような介入を $do(x = c)$ と表記する。つまり、$do(x = c)$ の場合は、ある集団の個体のすべてが x について、必ず c をとることを意味する。

以下では、構造方程式を用いて、無作為に割り当てる場合について説明する。説明にあたっては、一般的な構造方程式と区別するべく、以下の式に従って説明を始める。

$$\begin{aligned} x &= \widetilde{e_x} \\ y &= f_y\left(x, e_y\right) \end{aligned} \tag{73}$$

無作為に割り当てる場合は、x の値をランダムで決めることになり、右辺の誤差変数 $\widetilde{e}_x$ は成功確率 1/2 のベルヌーイ分布に従う確率変数となる。つまり、1 または 0 が、1/2 の確率で生成され、それがそのまま x の値として現れる。x の値はランダムに決まるので、その値に影響を与えるような変数は存在しない。従って、x と y の値の両方について、部分的にでも影響する共通の原因は存在しない。つまり、誤差変数 $\widetilde{e}_x$ と e_y は独立である。

介入して x の値を定数 c に定めた場合の構造方程式モデル $M_{x=c}$ を考える。

$$\begin{aligned} x &= c \\ y &= f_y\left(x, e_y\right) \end{aligned} \tag{74}$$

この介入後の構造方程式モデルにおいて、$c = 1$ とした場合の y の期待値 $E(y|do(x = 1))$ と、$c = 0$ とした場合の y の期待値 $E(y|do(x = 0))$ を計算していく。すると、平均因果効果は、以下のように記述できる。

$$\begin{aligned} &E(y|do(x = 1)) - E(y|do(x = 0)) \\ &\quad = Et(f_y(1, e_y) - E(f_y(0, e_y)) \end{aligned} \tag{75}$$

一方、無作為割り当ての構造方程式モデルにおける do 記号のない条件つき期待値の差は、

$$\begin{aligned} & E(y|x=1) - E(y|x=0) \\ &= E(f_y(x, e_y)|x=1) - E(f_y(x, e_y)|x=0) \\ &= E(f_y(1, e_y)|x=1) - E(f_y(o, e_y)|x=0) \end{aligned} \tag{76}$$

と記述される。ここで、$x = \widetilde{e_x}$ なので、x で条件づけても、$\widetilde{e_x}$ で条件づけても、e_y の条件付け分布は同じとなる。なので、

$$p(e_y|x) = p(e_y|\widetilde{e_x}) \tag{77}$$

となる。さらに、無作為に割り当てをしていて、2 つの誤差変数 $\widetilde{e_x}$ と e_y は独立なので、e_x で条件づけても、条件づけなくても、e_y の分布は影響を受けない。なので、

$$p(e_y|\widetilde{e_x}) = p(e_y) \tag{78}$$

となる。式 (77) および (78) より、

$$p(e_y|x) = p(e_y) \tag{79}$$

が成立する。要するに、x で条件づけた時の e_y の分布 $p(e_y|x)$ は、e_y の分布 $p(e_y)$ と同じになる。式 (79) より、

$$\begin{aligned} & E(y|x=1) - E(y|x=0) \\ &= E(f_y(x, e_y)|x=1) - E(f_y(x, e_y)|x=0) \\ &= E(f_y(1, e_y)) - E(f_y(0, e_y)) \end{aligned} \tag{80}$$

となる。したがって、式 (75) および (80) は等しいので、

$$E(y|do(x=1)) - E(y|do(x=0)) = E(y|x=1) - E(y|x=0) \tag{81}$$

となる。つまり、do の入った平均因果効果と、do 記号の入っていない条件つき期待値の差は同じ式で記せることが分かる。

do 記号の入った期待値を計算するためには、集団の個体すべての x の値を 1 または 0 に定めるという介入をする必要がある。ただし、前述のとおり、いったんどちらかに定めてしまうと、時間をさかのぼってもう片方の値に定めなおすことはできない。つまり、すべての住戸に LGBT タグをつけた場合の住戸の閲覧数・お問い合わせ数をいったん出してしまったら、すべての住戸に LGBT タグをつけなかった場合の住戸の閲覧数・お問い合わせ数ことができない。

その一方、do 記号の入っていない通常の条件付き期待値を計算するためには、住戸すべてに介入をする必要はなく、住戸の集合の中で、x の値が 1 である (=LGBT タグのついている) 住戸と、x の値が 0 である (=LGBT タグのついていない) 住戸について、それぞれの y の期待値 (=閲覧数・お問い合わせ数の期待値) を出せばよい。そのため、$E(y \mid x=1)$ と $E(y \mid x=0)$ の両方を計算することができる。

このように、無作為に割り当てを行う場合には、do 記号の入った平均因果効果を、do 記号の入っていない通常の条件付き期待値の差で推定することができる。より一般的に言えば、do 記号の入った介入後の分布は、do 記号の入っていない通常の条件付き分布と等しくなる。つまり、

$$p(y|do(x=c)) = p(y|x=c) \tag{82}$$

となる。これは誤差変数 $\widetilde{e}_x$ と e_y が独立だからである。そのため、介入後の分布について、通常の条件付き分布で推定することが可能である。

つまり、LGBT タグの有無について無作為に割り当てた場合、閲覧数・お問い合わせ数の分布が異なっていれば、式で表現すると、

$$p(y|x=1) \neq p(y|x=0) \tag{83}$$

というように、通常の条件付き分布が異なれば、「住戸の集合において、LGBT タグをつけるか否かが、閲覧数・お問い合わせ数の原因になる」といえる。

ただし、この話は、LGBT タグがすべての住戸について、無作為に割り当てが行われた場合の話に限るので、今回扱った SUUMO のデータでは、この手法を利用することはできなかった。本稿においては、そのような無作為割り当てができない場合に、どのようにして因果効果を推定するのかを 2 章で詳しく述べている。

5.3 C. データの詳細

ここでは、本論で掲載できなかった提供データの詳細および、加工手順を図や表で示す。

5.3.1 提供データの詳細

各物件は、不動産会社が SUUMO に物件の情報を提出し、掲載を依頼したものである。その際、物件の賃料・面積以外にも駐車場有、バス・トイレ別と言ったいわゆる「こだわり条件」も記載されており、これが物件ごとに存在する。また日別に閲覧数・お問い合わせ数といったユーザーの接触による行動が集計されており、これが株式会社リクルート住まいカンパニーにより提供された元データである。表 7 は数値の一例であり、実際の値とは異なる。

表 7 SUUMO のデータのサンプル

ymd	bukken_cd	nayose_cd	keisai_start	keisai_end	lgbt_flg	chinryo	kaisu	pv	cv
5 月 1 日	bukken_a	nayose_a	2018/5/1	2018/5/3	1	13.2	2	4	0
5 月 1 日	bukken_b	nayose_a	2018/5/1	2018/5/31	0	13.2	2	2	0
5 月 1 日	bukken_f	nayose_c	2018/5/1	2018/6/15	0	10.2	7	1	0
5 月 1 日	bukken_p	nayose_d	2018/5/1	2018/5/5	1	7.8	1	5	1
5 月 1 日	bukken_d	nayose_d	2018/5/1	2018/5/10	1	7.8	1	3	0
5 月 1 日	bukken_u	nayose_a	2018/5/1	2018/5/18	0	13.2	2	7	2
5 月 2 日	bukken_d	nayose_d	2018/5/1	2018/5/10	1	7.8	1	1	1
5 月 2 日	bukken_m	nayose_b	2018/5/1	2018/5/13	0	9.6	3	3	0
5 月 2 日	bukken_a	nayose_a	2018/5/1	2018/5/3	1	13.2	2	12	3

5.3.2 データの加工

①物件データの取得

A.1 で示されたデータについて物件ごとの集計を行う。表 7 を見ると、bukken_a、bukken_d は 5 月 1 日・2 日両日に観測されていることが分かる。この物件を期間中に掲載されたものを集約さる際、賃料・部屋数といった情報は同じであるが、閲覧数・お問い合わせ数は日別で違うので、これらを集計し集約する。これが物件データである。

②名寄せ処理方法

続いて、この物件データを名寄せし、住戸ごとのデータにまとめたい。先ほどの物件データ（表 8）を見ると、bukken_a、bukken_b、bukken_u の名寄せコードがすべて nayose_a となり、同一住戸であることが分かる。また、bukken_a には LGBT タグが付いているが、他の二つの物件にタグは付与されていない。しかし、同一住戸であるため、すべて LGBT 物件であるとみなし、新たな変

表 8　物件別データ

bukken_cd	nayose_cd	keisai_start	keisai_end	lgbt_flg	chinryo	kaisu	pv	cv	real_lgbt_flg
bukken_a	nayose_a	2018/5/1	2018/5/3	1	13.2	2	**16**	**3**	1
bukken_b	nayose_a	2018/5/1	2018/5/31	0	13.2	2	2	0	**1**
bukken_d	nayose_d	2018/5/1	2018/5/10	1	7.8	1	**4**	**1**	1
bukken_f	nayose_c	2018/5/1	2018/6/15	0	10.2	7	1	0	0
bukken_m	nayose_b	2018/5/1	2018/5/13	0	9.6	3	3	0	0
bukken_p	nayose_d	2018/5/1	2018/5/5	1	7.8	1	5	1	1
bukken_u	nayose_a	2018/5/1	2018/5/18	0	13.2	2	7	2	**1**

数 real_lgbt_flg を追加した。名寄せしたデータのサンプルが表 9 の通りである。

表 9　住戸別データ

nayose_cd	real_lgbt_flg	chinryo	kaisu	pv	cv	...
nayose_a	**1**	13.2	2	25	5	...
nayose_b	0	9.6	3	3	0	...
nayose_c	0	10.2	7	1	0	...
nayose_d	1	7.8	1	9	2	...

またこの際、表に変数として存在する keisai_start、keisai_end が考慮されなくなることに留意されたい[*23]。

5.4　D. 傾向スコアを用いた差分の差推定量

本論では、仮説Ⅲ「物件情報サイト運営会社の LGBT フレンドリーなイベントへの参加は、LGBT フレンドリーな物件の閲覧数・お問い合わせ数を上昇させる効果がある」も立て、解析を試みた。しかし、データ上の制約から、正確な解析をすることはできなかった。本章では、オフラインでの施策の効果測定の方法として、差分の差分推定量を紹介する。

差分の差分法とは、イベント参加前後の結果変数の値の差を 2 群でとり、その 2 群間の差分の差をイベント参加による効果とおくものである。このことを図 15 を用いて説明する。結果変数をお問い合わせ数、イベント参加前の時点を a、イベント参加後の時点を b と置くと、3 つの結果変数を a, b で表すことができる。即ち、イベント参加前の全住戸へのお問い合わせ数 y_a、「LGBT

[*23] これは、物件ごとに掲載される期間は異なるからである。また、同一物件であっても、不動産会社が複数回掲載する可能性もある。そこで、今回は掲載期間の合計日数を計算し、新たな変数として設けた。

住戸群に割り当てられた場合における」イベント参加後の住戸への平均お問い合わせ数 y_{1b}、「非 LGBT 住戸群に割り当てられた場合における」イベント参加後の住戸への平均お問い合わせ数 y_{0b} である。このとき、a および b 時点での調査対象 ($\delta = 1$) あるいは非調査対象 ($\delta = 0$) であること

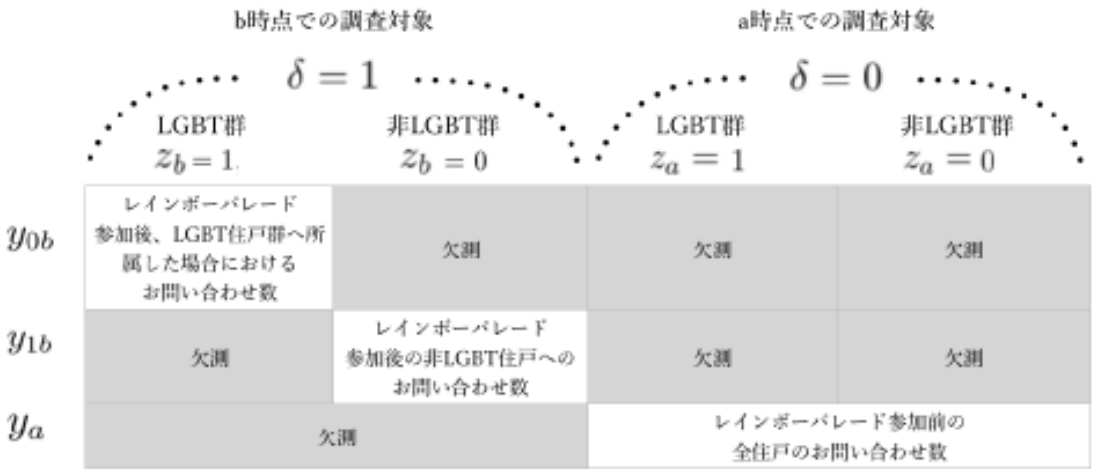


図 15　差分の差推定における潜在的結果変数によるモデル

を示すインディケータ変数 δ、a および b 時点での 2 群への割り当てを示すインディケータ変数 z_a, z_b と置くと、全住戸の平均お問い合わせ数 y は

$$y = \delta y_b + (1-\delta)y_a = \delta(z_b y_{1b} + (1-z_b)y_{0b}) + (1-\delta)y_a \tag{84}$$

となる（星野, 2009）。y_a は両群において観測されるため、施策実施前の割り当て z_a は考慮しなくて良い。この y を使用し、イベント参加による LGBT 住戸へのお問い合わせ数の因果効果を表すと

$$\begin{aligned} DID_1 &= E(y|z_b = 1, \delta = 1) - E(y|z_a = 1, \delta = 0) \\ &= E(y_{1b}|z_b = 1, \delta = 1) - E(y_a|z_a = 1, \delta = 0) \end{aligned} \tag{85}$$

となる。同様に、イベント参加による非 LGBT 住戸へのお問い合わせ数の因果効果は

$$\begin{aligned} DID_0 &= E(y|z_b = 0, \delta = 1) - E(y|z_a = 0, \delta = 0) \\ &= E(y_{0b}|z_b = 0, \delta = 1) - E(y_a|z_a = 0, \delta = 0) \end{aligned} \tag{86}$$

となる。以上の平均処置効果の式に含まれている、$\delta = 1$ の時の y_a に欠測はないが、その他の変数には欠測が含まれている。しかし、Lee and Kang (2006) によると、2 つの仮定を置く事によって、式 (85) から式 (86) を引いた値を「LGBT 住戸群における」イベント参加によるお問い合わせ数の平均処置効果とおける。その 2 つの仮定とは [1] 非 LGBT 住戸の結果変数の平均値はイベント参加後・参加前で共通、すなわち

$$E(y_{0a}|\boldsymbol{x}, z_a = j) = E(y_{0a}|\boldsymbol{x}, z_b = j) \qquad j = 0, 1 \tag{87}$$

[2] 非 LGBT 住戸群に割り当てられた際の結果変数 y_{0b} の変化が、イベント参加後における LGBT 住戸群と非 LGBT 住戸群で等しい、すなわち

$$E(y_{0b} - y_a|z_b = 1) = E(y_{0b} - y_a|z_b = 0) \tag{88}$$

である。この時、お問い合わせ数の平均処置効果は

$$\begin{aligned} DID &= (E(y_{1b}\boldsymbol{x}, |z_b = 1) - E(y_{0a}|\boldsymbol{x}, z_b = 0)) && (89) \\ &= E(y_{1b} - y_{0a}|\boldsymbol{x}, z_b = 0) - E(y_{0b} - y_{0a}|z_a = 0) \\ &\quad + E(y_{0b} - y_{0a}|\boldsymbol{x}, z_b = 0) - E(y_{0b} - y_{0a}|z_a = 0) && (90) \end{aligned}$$

となり、これを $x_b|(z_b = 1)$ で周辺化することによって、

$$TET = E(y_{1b} - y_{0b}|z_b = 1) \tag{91}$$

を得ることができる。

次に、この仮定を置くことで、観測データのみで推定ができることを以下に示す。求めたいお問い合わせ数の平均処置効果 $E(y_{1b} - y_{0b}|z_b = 1)$ は、

$$E(y_{1b} - y_{0b}|z_b = 1) = \int E(y_{1b} - y_{0b}|z_b = 1, \boldsymbol{x})p(\boldsymbol{x}|z_b = 1)d\boldsymbol{x} \tag{92}$$

y_{1b}, y_{0b} で周辺化し、それを $\boldsymbol{x}$ で周辺化すると

$$\begin{aligned} \int (y_{1b} - y_{0b})p(y_{1b}, y_{0b}|z_b = 1)dy_{1b}dy_{0b} &= \int (y_{1b} - y_{0b})p(y_{1b}, y_{0b}, \boldsymbol{x}|z_b = 1)dy_{1b}dy_{0b}d\boldsymbol{x} \\ &= \int (y_{1b} - y_{0b})p(\boldsymbol{x}|z_b = 1)p(y_{1b}, y_{0b}|\boldsymbol{x}, z_b = 1)dy_{1b}dy_{0b}d\boldsymbol{x} \\ &= \int E(y_{1b} - y_{0b}|\boldsymbol{x}, z_b = 1)p(\boldsymbol{x}|z_b = 1)d\boldsymbol{x} \\ &= \int E(y_{1b} - y_{0b}|\boldsymbol{x}, z_b = 1)\frac{p(z_b = 1|\boldsymbol{x})}{p(z_b = 1)}p(\boldsymbol{x})d\boldsymbol{x} \\ &= E_{\boldsymbol{x}}[E(y_{1b} - y_{0b}|\boldsymbol{x}, z_b = 1)]\frac{p(z_b = 1|\boldsymbol{x})}{p(z_b = 1)} && (93) \end{aligned}$$

ここで $E(y_{1b} - y_{0b}|\boldsymbol{x}, z_b = 1) = E(y_{1b} - y_a + y_a - y_{0b}|\boldsymbol{x}, z = 1)$ と置くと、式 (93) は

$$E(y_{1b} - y_a|\boldsymbol{x}, z_b = 1) - E(y_{0b} - y_a|\boldsymbol{x}, z_b = 1) \tag{94}$$

ここで、式 (88) の示した仮定を用いると、式 (94) は

$$\begin{aligned} E(y_{1b} - y_{0b}|z_b = 1) &= E(y_{1b} - y_a|\boldsymbol{x}, z_b = 1) - E(y_{0b} - y_a|\boldsymbol{x}, z_b = 1) \\ &= E(y_{1b} - y_a|\boldsymbol{x}, z_b = 1) - E(y_{0b} - y_a|\boldsymbol{x}, z_b = 0) && (95) \end{aligned}$$

となり、式 (87)(88) の仮定が成立しているならば、求めたい差分の差推定量である式 (91) を観測されているデータを用いて計算することができる。

しかし、以上の各期待値は回帰関数を設定する必要がある。本稿では共変量が 9 次元のため、回帰関数を正しく設定することは難しい。従って、一次元の関数である傾向スコアを用いて差分の差推定をすると、回帰関数の設定が不要なセミパラメトリックな推定法となる（Abadie, 2005）。

$z_a = z_b = z$ という条件を置き、傾向スコアを $e = E(z = 1|\boldsymbol{x})$ と置くと、LGBT 住戸群におけるパレード参加の効果を傾向スコアで重み付けした IPW 推定量は

$$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\frac{e_i}{p(z=1)}\frac{\delta_i - \lambda}{\lambda(1-\lambda)}\frac{z_i - e_i}{e_i(1-e_i)}y_i] \tag{96}$$

となる。なお、λ は参加後の、全住戸における LGBT タグ対象住戸の比率 $p(\delta = 1)$ である。この式が、共変量 $\boldsymbol{x}$ を条件づけた時に式 (90) と一致することを示す。式 (95) の差分の差の推定式は LGBT 住戸群における平均処置に等しく、また $z = z_a = z_b$ という仮定を置いているから

$$\begin{aligned}
E(y_{1b} - y_{0b}|z=1) &= \int E[y_{1b} - y_{0b}|z=1,\boldsymbol{x}]p(\boldsymbol{x}|z=1)d\boldsymbol{x} \\
&= \frac{p(\boldsymbol{x}|z=1)}{p(z=1)}p(\boldsymbol{x}) \\
&= (E(y|\delta=1,z=1,\boldsymbol{x}) - E(y|\delta=0,z=1,\boldsymbol{x})) \\
&- (E(y|\delta=1,z=0,\boldsymbol{x}) - E(y|\delta=0,z=0,\boldsymbol{x}))
\end{aligned} \tag{97}$$

となる。ここで、式 (96) の $\frac{\delta_i-\lambda}{\lambda(1-\lambda)}\frac{z_i-e_i}{e_i(1-e_i)}$ を ϕ と置くと

$$\phi = \left\{\begin{array}{rl}
\frac{1}{\lambda}\frac{1}{e} = \frac{1}{p(\delta=1)}\frac{1}{p(z=1|\boldsymbol{x})} & if\ \ \delta=1,z=1 \\
-\frac{1}{1-\lambda}\frac{1}{e} = -\frac{1}{p(\delta=0)}\frac{1}{p(z=1|\boldsymbol{x})} & if\ \ \delta=0,z=1 \\
\frac{1}{\lambda}(-\frac{1}{1-e}) = -\frac{1}{p(\delta=1)}\frac{1}{p(z=0|\boldsymbol{x})} & if\ \ \delta=1,z=0 \\
\frac{1}{1-\lambda}(-\frac{1}{1-e}) = \frac{1}{p(\delta=0)}\frac{1}{p(z=0|\boldsymbol{x})} & if\ \ \delta=0,z=0
\end{array}\right\}$$

となる。従って式 (97) は

$$\begin{aligned}
E(y_{1b} - y_{0b}|z=1) &= E[\phi y_i|\delta=1,z=1,\boldsymbol{x}]\lambda e + E[\phi y|\delta=0,z=1,\boldsymbol{x}](1-\lambda)e \\
&+ E[\phi y|\delta=1,z=0,\boldsymbol{x}]\lambda(1-e) + E[\phi y(\delta=0,z=1,\boldsymbol{x}](1-\lambda)(1-e) \\
&= E[\phi y|\boldsymbol{x}]
\end{aligned} \tag{98}$$

と表現でき、$\boldsymbol{x}$ で周辺化すると

$$E_{\boldsymbol{x}}[E[\phi y|\boldsymbol{x}]\frac{p(z=1|\boldsymbol{x})}{p(z=1)}] = E[\frac{e_i}{p(z=1)}\phi y_i] \tag{99}$$

となるから、式 (96) を利用し、回帰関数の誤設定の可能性を減らして差分の差を推定できる。

参考文献

[1] Alberto Abadie and Guido W Imbens. Large sample properties of matching estimators for average treatment effects. *econometrica*, 74(1):235–267, 2006.

[2] Joshua D Angrist and Jörn-Steffen Pischke. *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton university press, 2008.

[3] M Alan Brookhart, Sebastian Schneeweiss, Kenneth J Rothman, Robert J Glynn, Jerry Avorn, and Til St¥"urmer. Variable selection for propensity score models. *American journal of epidemiology*, 163(12):1149–1156, 2006.

[4] William G Cochran. The effectiveness of adjustment by subclassification in removing bias in observational studies. *Biometrics*, pages 295–313, 1968.

[5] Sara Fisher Ellison and Wallace P Mullin. Diversity, social goods provision, and performance in the firm. *Journal of Economics and Management Strategy*, 23(2):465–481, 2014.

[6] Ronald Aylmer Fisher. *The design of experiments.* Oliver and Boyd, 1935.

[7] Alex Z Fu and Liang Li. Thinking of having a higher predictive power for your first-stage model in propensity score analysis? think again. *Health Services and Outcomes Research Methodology*, 8(2):115–117, 2008.

[8] Erving Goffman. Stigma: Notes on a spoiled identity. *Jenkins, JH and Carpenter*, 1963.

[9] William H. Greene. *Econometric analysis.* Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ [u.a.], 6. ed. edition, 2008.

[10] James J Heckman, Hidehiko Ichimura, and Petra Todd. Matching as an econometric evaluation estimator. *The review of economic studies*, 65(2):261–294, 1998.

[11] Guido W Imbens and Donald B Rubin. *Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences.* Cambridge University Press, 2015.

[12] Joseph D. Y. Kang and Joseph L. Schafer. Demystifying double robustness: A comparison of alternative strategies for estimating a population mean from incomplete data. *Statist. Sci.*, 22(4):523–539, 11 2007.

[13] Myoung-jae Lee and Changhui Kang. Identification for difference in differences with cross-section and panel data. *Economics Letters*, 92(2):270–276, 2006.

[14] LGBT 法連合会. Lgbt の困難の事例リスト.

[15] Ariel G Mekler. A human security approach to sogiesc. *Routledge Handbook of Queer Development Studies*, 2018.

[16] James M Robins, Andrea Rotnitzky, and Lue Ping Zhao. Estimation of regression coefficients when some regressors are not always observed. *Journal of the American statistical Association*, 89(427):846–866, 1994.

[17] Paul R Rosenbaum and Donald B Rubin. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1):41–55, 1983.

[18] Donald B Rubin. Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of educational Psychology*, 66(5):688, 1974.

[19] Donald B Rubin and Nathaniel Schenker. Multiple imputation for interval estimation from simple random samples with ignorable nonresponse. *Journal of the American statistical Association*, 81(394):366–374, 1986.

[20] 清水千弘 ・唐渡広志. 住宅価格指数の集計バイアス: ヘドニック価格法 vs. リピートセールス価格法. **経済研究**, 66(3):209–223, 2015.

[21] 高井啓二 ・星野崇宏 ・野間久史. 欠測データの統計科学. **岩波書店第 *2* 刷**, 2, 2016.

[22] 星野崇宏 ・ 岡田謙介. 傾向スコアを用いた共変量調整による因果効果の推定と臨床医学・疫学・薬学・公衆衛生分野での応用について. **保健医療科学**, 55(3):230–243, 2006.

[23] 加藤秀一. **性現象論*:* 差異とセクシュアリティの社会学**. 勁草書房, 1996.

[24] 河口和也. 「不自然な」 同性愛–近年の性的指向研究に見る異性愛主義 (特集レズビアン/ゲイ・スタディーズ–科学の言説における同性愛嫌悪). **解放社会学研究**, (17):59–86, 2003.

[25] 河合伸治. ヘドニック・アプローチの経済理論的基礎づけ. **社学研論集**, (12):91–99, 2008.

[26] 岩崎学. **統計的因果推論**. 朝倉書店, 2015.

[27] 吉田晴乃・伊藤一郎. ダイバーシティ・インクルージョン社会の実現に向けて: Lgbt への対応に関する企業の取り組みの方向性や具体例を提示. **経団連**, 65(7):45–47, 2017.

[28] 島田幸司 ・ 吉田智彦. ヘドニック価格法による京都市・大阪市・神戸市の都市・環境政策の評価. **第 *40* 回環境システム研究論文発表会講演集**, pages 373–378, 2012.

[29] 久繁哲徳. 検査の有用性の指標と roc 分析. **臨床検査**, 49(12):1335–1340, 2005.

[30] 大竹文雄 ・ 山鹿久木. 定期借家の実証分析. **日本不動産学会誌**, 16(1):54–64, 2002.

[31] 山本勲. 上場企業における女性活用状況と企業業績との関係-企業パネルデータを用いた検証. Technical report, RIETI Discussion Paper Series 14-J-016, 2014.

[32] 小川榮太郎. **政治は「生きづらさ」という主観を救えない**, volume 10. 新潮 45, 2018.

[33] 上野賢一. 首都圏における中心地からの距離と住宅地価格の関係性に関する一考察. **日本不動産学会誌**, 31(1):97–105, 2017.

[34] 上野千鶴子. **女という快楽**. 勁草書房, 1986.

[35] 森永貴彦. ***LGBT* を知る**. 日本経済新聞出版社, 2018.

[36] 杉田水脈. **「*LGBT*」支援の度が過ぎる**, volume 8. 新潮 45, 2018.

[37] 星野崇宏. 調査観察データの統計科学-因果推論 選択バイアスデータ融合. **確率と情報の科学**, 2009.

[38] 清水昌平. **統計的因果探索**. 講談社, 2017.

[39] 清水千弘. ヘドニック・アプローチを利用した環境価値の計測 (特集環境等の便益評価). **都市住宅学**, (92):12–16, 2016.

[40] 星野崇宏 ・ 前田忠彦. **傾向スコアを用いた補正法の有意抽出による標本調査への応用と共変**

量の選択法の提案. 統計数理研究所, 2006.
[41] 増原裕子. ダイバーシティ経営と *LGBT* 対応. ビジネス +ITbooks, 2018.
[42] 山鹿久木 ・ 大竹文雄. 定期借家制度と民間賃貸住宅市場. 都市住宅学, 2003(43):78–83, 2003.
[43] 大林準. ロジスティック回帰分析と傾向スコア (propensity score) 解析. 天理医学紀要, 19(2):71–79, 2016.
[44] 丹後俊郎. 無作為化比較試験. デザインと統計解析, 2003.
[45] 中村豊ほか. ダイバーシティ and インクルージョンの基本概念・歴史的変遷および意義. 高千穂論叢, 52(1):53–84, 2017.
[46] 中澤渉. 私的学校外教育のもたらす高校進学への効果—傾向スコア解析の応用. 東京大学社会科学研究所パネル調査プロジェクトディスカッションペーパーシリーズ, 67, 2013.
[47] 電通ダイバーシティ・ラボ. Lgbt 調査 2015.
[48] 得田雅章. ヘドニック・アプローチによる滋賀県住宅地の地価形成要因分析. 彦根論叢, 381:183–205, 2009.
[49] 南定四郎. 性の関係性を超える. こころの健康, 9(1):58–64, 1994.
[50] 日高庸晴. 我が国における都会の若者の自殺未遂経験割合とその関連要因に関する研究.
[51] 日高庸晴. 学校に求められる lgbt の児童生徒への理解と支援 (特集 多様性). 日本教育, (468):6–9, 2017.
[52] 博報堂. Lgbt をはじめとするセクシャルマイノリティの意識調査.
[53] 風間孝. 「ship にじいろキャビン 10 周年記念シンポジウム講演録」. *wezzy*.
[54] 服部保志. Lgbt 政策の動向と企業の lgbt 対応の状況 (特集企業におけるダイバーシティ推進と働き方改革). 季刊政策・経営研究, 2017(4):91–101, 2017.