マーケティング・サイエンスにとっての計算社会科学の可能性

メタデータ	言語: jpn 出版者: 明治大学社会科学研究所 公開日: 2022-01-28 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 水野, 誠 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10291/22097

明治大学社会科学研究所紀要

≪個人研究（2019 年度～ 2020 年度）≫

マーケティング・サイエンスにとっての計算社会科学の可能性

水野　誠＊

What Marketing Science Can Learn from Computational Social Science

Makoto MIZUNO

1. はじめに

近年、計算社会科学（Computational Social Science）という名の学際的な研究プログラムが国内外で注目されている（笹原 2015; 瀧川 2018 など）。2015 年にその国際学会（International Conference on Computational Social Science: IC2S2）がヘルシンキで開かれたが、日本でも直後に計算社会科学研究会が発足し、2021 年には学会への昇格が宣言された。最近発表された科学技術振興機構のレポートでは、社会課題の解決を目指す学際領域として計算社会科学の重要性を認め、人材育成を含めた研究体制の整備を提言している[1]。こうした一連の動きは、しばらく計算社会科学への注目が続きそうなことを示唆している。

計算社会科学とは具体的に何であるかについては次節で詳しく述べるが、ここではごく簡単に、デジタルデータとコンピュータの力を最大限に生かした社会科学、としておこう。本稿では、そのような意味での計算社会科学が、マーケティングや消費者行動の研究・調査に与えるインパクトについて考察する。計算社会科学と称される研究ではビッグデータの分析やランダム化実験が重視され、分析道具として機械学習などコンピュータを駆使する分析手法が用いられることが多い。こうした研究手法はマーケティング・サイエンスでも用いられているが、計算社会科学との違いと共通点がある。

本稿の構成は以下通りである。第２節で計算社会科学の概要を説明したあと、第３節ではビッグデータ分析、第４節ではデジタル空間での実験について、それぞれマーケティング・サイエンスと計算社会科学における研究を比較する。第５節では、マーケティングの立場から計算社会科学の貢献をいかに吸収していくかを論じる。

＊商学部専任教授

1　科学技術振興機構 研究開発戦略センター「Society 5.0 実現に向けた計算社会科学（戦略プロポーザル）」https://www.jst.go.jp/crds/report/report01/CRDS-FY2020-SP-02.html（確認 2021 年 3 月 16 日）

2. 計算社会科学とは何か

計算社会科学とは何かを端的に表明したエポックメーキングな寄稿として、David Lazer らによる Computational social science と題する短いマニフェスト的な文書がある（Lazer et al. 2009）。共著者には、コンピュータサイエンスや物理学から社会学に至る著名な研究者の名前が並んでいる。そのなかにはデジタル・マーケティングに関して多数の研究がある Sinan Aral の名前もある。このマニフェストで鍵となるのが、デジタルトレースという概念である。これは人々の意識や行動に関する情報がデジタル化され、様々なメディア上で収集・記録されることを意味している。朝テレビで何を視聴し、どういう経路で通勤し、その途上でスマホから何を閲覧し、職場で誰にメールを出し、帰宅途中にどこで何を買い物したか、また現在どんな健康状態かなど、いまやあらゆる情報がデジタルデータに変換されている。それは一般にビッグデータといわれているものとほぼ一致する。ビッグデータを社会科学のために本格的に活用するのが、計算社会科学の１つの特徴である。

ビッグデータのほとんどは観察データであり、いかに規模が大きくても、厳密に因果関係を把握するのに十分ではない。その影響を調べたい要因が他の要因と交絡している可能性があるので、その因果的な影響を厳密に検証するには、コントロールされた要因に被験者をランダムに割り付けるランダム化比較試験（Randomized Controlled Trial: RCT）が１つの有力な方法になる[2]。RCT は、心理学やそれに近い分野で、ラボ実験というかたちでさかんに行われてきた。ただしそうした実験には、サンプルサイズが限られる、被験者が（たとえば学生に）偏っている、非日常的な空間で行動させている、といった限界がある。代替的方法として、人々のふだんの生活空間で実験する、いわゆるフィールド実験が候補に上がるが、要因のコントロールに限界がある、費用がかかりすぎるといった新たな問題が生じる。しかし最近のように人々の生活領域がデジタル空間にまで拡大してくると、そこで大規模な実験を比較的容易かつ安価に行えるようになった。それを先駆的に行ったことも、計算社会科学での特徴である。

計算社会科学の代表的教科書 Salganik（2018=2019）では、ビッグデータの分析とデジタル空間での実験が大きく扱われており、それらが計算社会科学の２大分野であるという印象を受ける。ただし、計算社会科学という呼称がエージェントベース・モデリングや社会シミュレーションの研究でも使われてきたという経緯もある。そこで上述のマニフェストの著者の一人でもある Duncan Watts は、そうしたシミュレーション研究も計算社会科学の範囲に加えている（Watts 2013）。ただし、本稿では紙幅の制約もあり、議論の範囲をビッグデータの分析とデジタル空間の実験に絞り、エージェントベース・モデリングについては稿を改めて論じることにしたい[3]。

2　実験が行うことが難しく、いわゆる観察データから因果関係を推定するための手法の研究も進んでいる（星野 2009）。こうした手法は準実験的手法ともいわれる。

3　マーケティング・サイエンスの研究対象のなかでも普及に絞ってエージェントベース・モデリングの現状と課題を論じたものに水野（2013）がある。

3. ビッグデータの分析

3.1　マーケティングの情報革命

マーケティングにおけるビッグデータとして真っ先に思い浮かぶのは、小売業、サービス業や一部の直販メーカー、カード会社など決済サービス業者に収集されている個人単位の購買履歴データである。それらは元々業務管理上の目的で導入されたが、その後マーケティング分析のためのデータとしても利用されている。市場調査会社が店舗や消費者から集めた購買履歴データも同様である。こうしたデータが普及することで、1990年代には流通やマーケティングにおける「情報革命」について語られ始めていた（Blattberg, Glazer, & Little 1994）。

こうした情報革命は、マーケティング・サイエンスの革命にもつながったといえる。1980年代から購買履歴データを用いた研究が積み重ねられ、MITの著名なマーケティング研究者であるJohn Hauserは、そうした展開を天文学においてティコ・ブラーエの天体観測の蓄積があってケプラーの法則が導かれたことになぞらえている（Hauser 1985=1987）。その後もこうしたデータを用いた研究は膨大な数に上り、購買機会の発生、ブランドやアイテムの選択、購入量の決定、チャネル選択など、購買の様々な側面を説明・予測するモデルが開発されてきた（e.g., Mizik & Hanssens 2019; Wierenga & van der Lans, R. 2017）。

上述のHauserは、膨大なデータを用いた経験的研究の蓄積が、マーケティングにおいても天文学の法則のような普遍的な知識を生み出すことを期待した。その期待がどの程度満たされたかはともかく、経験的一般化が可能な知見が一定程度得られたことは否定できない（Hanssens 2015）。最近では1980年代にはなかったオンライン上の小売店における購買データの分析もさかんになり、ターゲットを絞った広告や他の顧客によるクチコミ（顧客レビューを含む）などの影響に関する研究が蓄積されている（Kannan & Li 2017; Lamberton & Stephen 2016; Moe & Schweidel 2014）。

3.2　消費データを用いる計算社会科学

消費に関するビッグデータは、企業の利益獲得を目的としたマーケティングとは違う観点で、社会科学的な関心から研究されることがある。こうした研究を「消費データに関する計算社会科学的な研究」と呼ぶことにしよう。１つの典型は、消費データを人間行動のある側面に対する代理データとして用いる研究である。すなわち、本来知りたい情報を広範かつタイムリーに測定するには費用がかかりすぎるので、業務のため日々蓄積されている消費のビッグデータで代用しようとする研究である。もう１つは、消費行動自体を理解することを目指しているが、その関心がマーケティングの成功よりは社会科学的な探求に向けられている研究である。

第１のタイプの研究として、まずAiello et al.（2019）がある。彼らはグレーターロンドン地域の地区別に、大手スーパーチェーンから入手した食品各品目の購買データを栄養摂取量に変換し、各地

区の栄養状況を数量化した。さらに医療機関の処方箋データから同じ地区の成人病の状況を把握し、すでに得た栄養状況との関係を分析している。こうしたデータを同じ規模と精度でサーベイ調査によって得るには多大な費用がかる。他方、スーパーや医療機関のデータは業務上の必要からすでに存在しているので、実質的な追加費用はかなり小さいはずである。こうしたデータが自動的に更新されていくなら、行政機関は機敏かつ的確な健康促進政策を実施できるはずである。食品購買と栄養状態に社会経済特性を加えたデータベースが利用可能にされている（Aiello et al. 2020）。

消費に関するデータから地域の社会経済特性を予測することを試みたのが Dong, Ratti, & Zheng（2019）である。彼らは中国 9 都市のレストランに関するデータをレビューサイトから入手し、様々な粒度で地区を設定し、社会経済変数（昼間・夜間人口、企業数、消費水準）の予測を行っている。この研究の背景に、途上国では都市が猛スピードで拡大しているため、都市に関する社会経済データの整備が追いつかないという問題がある。途上国では行政による情報収集よりも、オンライン上のプラットフォームの情報収集のほうが進んでいる点が興味深い。

次いで第 2 のタイプ、すなわち消費行動を社会科学的な関心から理解しようとする研究について紹介しよう。Vilella et al.（2020）はチリの首都サンチアゴ周辺の 52 地区について、国勢調査（当該地域では約 550 万人対象）で把握された社会経済特性（年齢、教育年数、学生かどうか、先住民かどうか）と、携帯電話の利用データ（ユニークユーザによる 250 万のアクセス）から得られる 400 のニュースサイトへのアクセス状況の関係を分析している。各地区の社会経済特性には空間的自己相関が見られるため、これらの特性が類似した住民が分居する傾向があることを確認できる。この研究の狙いは、各ニュースサイトの経済的・政治的な立場の違いを踏まえ、社会経済特性によるニュースに対する選好の差を理解することである。

Al-Halah & Grauman（2020）は、ファッションのトレンドが世界の主要都市間でいかに伝播するかを分析している。まず Instgram と Flickr に投稿された画像を集めたデータベースから、4 年にわたって世界の 14 都市での 770 万の人物画像を取得し、ファッションの属性（色、パタン、形状、衣服のカテゴリ）からなる「スタイル」を機械学習によって数量化する。そして、都市別にその変遷を時系列データとし、多変量時系列分析によって都市間の影響関係を推定し、どの都市の影響力が増しているかを探っている。この研究は、グローバルな文化の伝播と進化という学術的な関心に応えつつ、ファッションのマーケティングにも一定の示唆を与えると考えられる。

3.3　計算社会科学とマーケティング・サイエンスの境界領域

前の節で紹介した消費に関する計算社会科学的研究は、マーケティングの成功に役立つ示唆をある程度は与えるが、そこに主な関心があるわけではない。しかし、どちらかというとそちらに関心がありそうな研究も存在する。それらは計算社会科学とマーケティング・サイエンスの境界領域、あるいはそれらの重複領域に属する研究である。

Wang et al.（2019）は、ビッグデータを用いて書籍の市場での成功要因を探った研究である。彼

らは2008～2015年に発売された170,928のハードカバーの書籍（小説・ノンフィクション）について、最初の7年間で発売後1年目の売上を予測するモデルを学習し、それを用いて2015年に発売された9,702冊について予測を行い、モデルの妥当性を検証している。予測変数は著者、書籍自体、出版社のいずれかについて、発売前に入手できる情報を用いる。そのうち、たとえば本のジャンル、出版月、売上、著者や出版社の過去の売上実績といった情報は出版データを網羅したサイトから取得されるが、著者の可視性（visibility）や活動期間（longevity）に関しては、ウィキペディアのページビューや記載内容から測定されている。本のトピックは、出版社が発表している紹介文を自然言語処理することで得ている。これらのデータを分析した結果、初年度の売上を予測する変数として、出版社および著者の過去の売上実績、著者の可視性が選ばれた。

この研究は、Barabásiを中心とするScience of Successという研究プロジェクトの一環として行われている[4]。このプロジェクトの成果について一般向けに書かれたBarabási（2018=2019）では、成功の基本的なメカニズムは、成功すればするほど成功しやすくなるという、優先的選択であると指摘している。実際、Wangらの書籍の成功に関する研究は、過去に成功してきた出版社や著者ほど新たな出版でも成功する可能性が大きいことを示している。だとするとコンテンツの中身は成功にさほど寄与しないことになるが、必ずしもそうでないことを示した研究もある。

次に紹介する研究は、ビジネススクールでマーケティングを教える研究者によって行われたが、関心が社会科学的な知見にも向けられているので、マーケティング・サイエンスと計算社会科学の境界領域に位置づけられる。Berger & Packard（2018）は2014～2016年にビルボードに掲載された1,869のユニークな歌のダウンロード順位（3ヶ月単位で延べ4,200件のデータ）について、歌詞の効果を分析している[5]。それによれば、潜在的ディリクレ配分法によって抽出された歌詞のトピックがジャンルごとの平均から乖離しているほど、他の条件を一定とするとその歌のダウンロードが増える。すなわち、歌が発表されたとき、市場のライバルたちに対して歌詞の内容が十分差別化されていると、ヒットする可能性が高まるのである。

Berger, Kim & Meyer（2021）は、映画やネット記事といったコンテンツについて、センチメント・ボラリティがエンゲージメントを高めることを示している。センチメント・ボラリティとは、極性辞書を用いて評価されたボジティブ－ネガティブの度合いが、コンテンツの前後するチャンク間でどれだけ変動するかを意味している。1981～2013年に公開された4,118の映画について、ネットで公開されているセリフのサブタイトル（字幕）を収集し、センチメント分析を行うほか、観客のエンゲージメントとしてレビューサイトのレイティングを用いている。Bergerらはオンライン記事についても同様の分析を行い、エンゲージメントとしてその記事がどれだけ深くスクロールされたかを測っている。いずれの対象についても、他の変数の効果を一定としたとき、センチメント・ボラリティがエンゲージメントを有意に高めることが示されている。

4　https://www.barabasilab.com/category/science-of-success
5　この論文は心理学の学術誌に投稿され、本文中に計算社会科学への肯定的な言及がある。

これらの研究は、何がコンテンツをヒットさせるかについて異なる見方を提示している。Wangらの研究が、「成功するものほど成功する」メカニズムによってヒットが起きることを示したのに対して、Bergerらの一連の研究は、コンテンツに内在する差異性や動的変化によってヒットが起きることを示した。そうした違いが書籍、音楽、映画など分野の違いによるのか、分析方法の違いから生まれたものにすぎず、実はどちらの現象も共存する可能性があるのかは、今後の研究で明らかにされる必要がある。いずれにしても、これらの研究は、ネット上で入手可能なデジタル情報を利用し、マーケティングにも有用な知見を得ている点で共通している。これまでマーケティング・リサーチが主に特定企業あるいは調査会社が持つデータで行われてきたことと対照的である。

4. デジタル空間上の実験

4.1　マーケティングにおける実験

マーケティングの研究、実務のいずれにおいてもラボ実験はしばしば用いられてきた。恵まれている場合はラボとして専用実験室が利用されるが、そうでない場合、特に大学では教室に学生を集めて行われることが少なくない。マーケティングの実務では、広告表現やパッケージのテストのためにラボ実験が行われ、店頭プロモーションの効果測定などについては実際の店舗でフィールド実験が行われることもある。ごく稀に、大規模な実験が地域ごとにマーケティング戦略を変えるかたちで行われることがある。1960年代に行われたアンホイザー・ブッシュ社による実験が有名で、地域によってテレビ広告、店頭プロモーション、人的販売の水準を実験計画に従ってコントロールし、売上への影響を測定している（Ackoff & Emshoff 1975）。そこまで大規模ではないが、比較的最近の例として、いくつかの地域にクチコミ・マーケティングを仕掛け、効果の違いをもたらす要因を探る研究がある（Godes & Mayzelin 2009）。

地域間ではなく、同一地域内の世帯間の効果差を比較するフィールド実験もある。Lodish et al.（1995）は、ある地域のケーブルテレビ加入世帯を無作為に分割し、それぞれに異なる量または質の広告を配信する一方で、その地域の大多数の住民が利用する店頭のレジで各世帯の購入を記録し、広告の因果効果を検証した。これはテレビ広告の効果に関するRCTをフィールドで行った貴重な実験である。このような実験が可能であるためには、ケーブルテレビ加入者が地域内の限られた数の調査協力店舗で多くを購入している、といった条件が必要である。

マーケティングがデジタル空間上で行われるようになると、フィールドでのRCTは以前より容易になり、しかも個人レベルの効果差が測定されるようになる。実際、ウェブ広告の業界ではA/Bテストという名のRCTが日々繰り返されている。その多くは広告効果の指標としてクリック率などを測定するにとどまり、購買効果まで測定できるのはオンラインショップと直結している場合に限られる。しかしモバイル広告がターゲットとなる消費者の位置情報や時間に基づき、オフラインの店舗に誘導する目的で配信される場合、購買の効果まで把握できる（Ghose 2018）。

モバイル広告に関する最近の研究では、単に時間や空間（位置情報）の情報だけでなく、どのような軌跡でショッピングモール内を移動しているかといった複雑な情報に基づいて配信を変えたときの効果が検討されている。Ghose, Li & Liu（2019）は、実際のショッピングモールでこのような配信アルゴリズムの効果を調べるため、全体でN=5,923の大規模なRCTを行った。その結果、モール内の移動軌跡を利用して広告配信を行うと、位置情報だけに基づく場合やランダムに配信する場合、そして何も配信しない場合に比べてクーポンの利用率、広告対象店舗とモール全体での支払金額、満足度のいずれもが有意に高くなることがわかった。なお、この実験は途上国で行われており、人権意識の強い先進国でこのようなマーケティングを実行可能かどうかはわからない。

4.2　計算社会科学における実験

計算社会科学におけるデジタル空間上の実験として最も有名なのはSalganikらによる仮想音楽市場の実験であろう（Salganik, Dodds & Watts 2006; Salganik & Watts 2008）。彼らは複数の仮想的な音楽ダウンロードサイトを作り、14,341人の被験者をランダムにそれぞれのサイトに割り付けた。各被験者は自分が招かれたサイト以外に複数のサイトがあることを知らない。各サイトでは共通する48の無名の楽曲が並び、１つのサイト（コントロール・グループ）を除き、各曲がこれまで何回ダウンロードされたかが表示される。被験者は試聴した曲に対して５点尺度で評価し、気に入ればダウンロードできる。

時間が経つと各サイトでヒットする曲とそうでない曲の間でダウンロード数の格差が生まれるが、過去のダウンロード数が表示されるサイトほどそうした格差が大きくなる。その傾向は、曲が過去のダウンロード数でソートされて表示されるほどいっそう顕著になる。もう１つ重要な結果は、どの楽曲がヒットするかがサイトによって異なる点である。被験者は各サイトへランダムに割り当てられているので、個人属性の違いが原因とは考えにくい。最も説得的な説明は、初期に偶然生じたダウンロード数の違いが、雪だるま式に拡大したというものだ。したがって、消費者感の相互作用が最終的にどのような帰結をもたらすかを事前に予測することは不可能ということになる。

この実験は同じ著者たちによって異なる特性を持つサンプル（N=2,930）で行われ、ほぼ同じ結果が得られている（Salganik & Watts 2009）。また別の研究者が行った選択対象に音楽だけでなく映画とスカーフを加えた同様の実験（N=1,143）でも、Salganikらが得た結論は基本的に支持されている（Maecker, et al. 2013）。すなわち、彼らが実験によって得た結果には、社会科学では珍しいほどの再現性がある。社会的相互作用の効果を明確に示した点で社会科学全般に、しかもそれが文化消費の文脈であるという点でマーケティングに強いインパクトを与える研究である。

Salganikらの研究でコントロールされたのは他者情報の提示の有無であり、その内容ではない。そして、自然発生的に生じた初期のバイアスが大きな効果を持つことが示されたので、3.3でのWang et al.（2019）と同様、偶然が成功を支配し得るという見方を支持することになる。マーケティングの観点からは、そこで何らかのマニピュレーションを行うことで、消費者の選好をある方向に誘導で

きないかに関心が生まれる。しかし、それが実験における倫理として妥当か、さらにはその知見に基づくマーケティングの実践が社会的に好ましいのかという点で、計算社会科学の観点からはそのようなマニピュレーションは敬遠されるかもしれない[6]。

5. おわりに

本稿では、最近注目されている計算社会科学について、特に消費に関連するテーマでの研究について、ビッグデータの分析とデジタル空間での実験に分けて紹介してきた。それらをマーケティング・サイエンスにおける同種の研究と比較すると、いくつかの違いを見いだせる。第１に、当たり前のことだが､計算社会科学の関心が社会や文化というマクロ的な現象の理解に向けられているのに対して、マーケティング・サイエンスの関心は、具体的なマーケティング施策の効果に向けられているという違いがある。しかし、書籍の成功要因やファッションの地域間伝播の研究のように、マーケティングの施策に役立ちそうな知見を計算社会科学が導いている例もあり､本質的な断絶があるわけではない。

第２の違いは、少なくとも本稿で紹介した計算社会科学の研究では、分析の単位をしばしば何らかの粒度での地区に求め、その異質性に注目するのに対して、マーケティング・サイエンスでは特に最近、個々の世帯や消費者を分析単位として、その異質性に注目している点にある。その理由の１つは、現代のマーケティングがパーソナライゼーションやカスタマイゼーションを志向しているためである。しかし、実際は性別・年齢、居住地域による異質性を考えれば十分な市場もあり得るので、絶対的な違いとはいえない。

問題は、個人の異質性に関心を集中させる一方で、個人間の相互作用が無視されてしまうことである。これは現在よく用いられる統計分析の手法の限界でもあるが、社会的相互作用を考慮した個人レベルの行動モデルの推定には難しさを伴う（水野 2013)。集合行動を分析したい場合、グループ単位に集計されたデータを分析することが現状では簡便なのである。たとえばSalganikらの仮想音楽市場において、個々の被験者の振る舞いから相互作用を把握するより、グループ間での比較によってその存在を示すほうが容易である。もちろんこのことは、モデルや分析手法の進歩によっていずれ解決されるかもしれない。

第３に、計算社会科学がデジタルトレースを広い範囲から、正確性をやや犠牲にして取得する傾向があるのに対して、マーケティング・サイエンスは、どちらかというと整備されたデータセットから、同じ（あるいは非常に類似した）個人からのデータであることにこだわって取得する傾向があるように思える。これは、上述のようにマーケティング・サイエンスが個人レベルのモデリングを好むことが一因である。しかし、これは相対的な問題で、計算社会科学においても詳細な個人情報を得るため、

6　Salganik（2018=2019）で１つの章が「倫理」に割かれているように、計算社会科学では（他の諸科学と同様）倫理的問題への関心が高まっている。

ビッグデータとサーベイデータの統合が提案されることがある（Salganik 2018=2019）。

計算社会科学はあくまで社会科学の一部であるが、マーケティング・サイエンスは経営科学の一部であり、工学に近い面を持つ[7]。そうした違いからくる関心の違いは当然あるものの、研究上の方法論においてマーケティング･サイエンスが計算社会科学から学び得ることは少なくない。その１つは、Wang et al.（2019）が書籍の著者に対する変数をウィキペディアのログから取得したように、大胆にデジタルトレースを探索して､通常であれば観測困難な変数を分析に組み込むことである。第２に、これまで十分把握されていなかった消費者間の社会的相互作用について理解を深めることである。そのためには、デジタル空間において、社会的相互作用をマニピュレートする実験を工夫することも一考だろう。現代マーケティング論の枠組みを築き、マーケティング・サイエンスの誕生にも関わったPhilip Kotlerは、マーケティングは経済学の一部だと述べており、その意味では社会科学の一部とみなせる（Kotler 2014）。マーケティング・サイエンスと計算社会科学が重なり合う領域で、研究上のイノベーションが起きることが望まれる。

参考文献

Ackoff, R. L. & Emshoff, J. R.(1975). Advertising research at Anheuser-Busch, Inc.(1963-68). *Sloan management review,* 16(2), 1–15.

Aiello, L.A., Schifanella, R., Quercia, D., & Del Prete, L.(2019). Large-scale and High-resolution analysis of food purchases and health outcomes. *EPJ data science,* 8(1), 14.

Aiello, L. M., Quercia, D., Schifanella, R., & Del Prete, L.(2020). Tesco grocery 1.0, a Large-scale dataset of grocery purchases in London. *Scientific data,* 7(1), 1–11.

Al-Halah, Z., & Grauman, K.(2020). From Paris to Berlin: Discovering fashion style influences around the world. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition,* 10136–10145.

Barabási, A. L.(2018). *The formula: The science behind why people succeed or fail.* Macmillan.(『ザ・フォーミュラ～科学が解き明かした「成功の普遍的法則」』江口泰子(訳), 光文社, 2019)

Berger, J., Kim, Y. D., & Meyer, R.(2021). What makes content engaging? How emotional dynamics shape success. *Journal of consumer research,* forthcoming.

Berger, J., & Packard, G.(2018). Are atypical things more popular?. *Psychological science,* 29(7), 1178–1184.

Blattberg, R. C., Glazer, R., & Little, J. D.(1994). *Marketing information revolution.* Harvard Business School Press.

7　マーケティング・サイエンスの国際学会はINFORMS（Institute for Operations Research and the Management Science)、すなわちオペレーションズ・リサーチと経営科学の学会に属している。

Dong, L., Ratti, C., & Zheng, S. (2019). Predicting neighborhoods' socioeconomic attributes using restaurant data. *Proceedings of the national academy of sciences,* 116(31), 15447–15452.

Godes, D., & Mayzlin, D. (2009). Firm-created word-of-mouth communication: Evidence from a field test, *Marketing science,* 28(4), 721–739.

Ghose, A. (2018). TAP: *Unlocking the mobile economy.* MIT Press.(『Tap スマホで買ってしまう 9つの理由』加藤万里子(訳), 日経 BP, 2018)

Ghose, A., Li, B., & Liu, S. (2019). Mobile targeting using customer trajectory patterns. *Management science,* 65(11), 5027–5049.

Hanssens, D. M. (2015). *Empirical generalizations about marketing impact* (2nd ed.). Cambridge: Marketing Science Institute.

Hauser, J. R. (1985). The coming revolution in marketing theory, in Buzzell, R. D. (ed.), *Marketing in an electronic age.* Harvard Business School Press, 344–395.(「マーケティング理論の革命」『エレクトロニック時代の経営戦略―ハーバード・ビジネススクール』宮川公男(訳), TBS ブリタニカ, 1987, 387–444.)

星野崇宏(2009)『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』岩波書店

Kannan, P. K. and A. Li (2017). Digital marketing: A framework, review and research agenda. *International Journal of Research in Marketing,* 34(1), 22–45.

Kotler, P. (2014)『マーケティングと共に フィリップ・コトラー自伝』田中陽(訳), 日本経済新聞出版.

Lazer, D., et al. (2009). Computational social science, *Science,* 323(5915): 721–723.

Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: Research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry, *Journal of marketing,* 80(6), 146–172.

Lodish, L. M., Abraham, M., Kalmenson, S., Livelsberger, J., Lubetkin, B., Richardson, B., & Stevens, M. E. (1995). How TV advertising works: A meta-analysis of 389 real world split cable TV advertising experiments. *Journal of marketing research,* 32(2), 125–139.

Maecker, O. et al. (2013). Charts and demand: Empirical generalizations on social influence. *International journal of research in marketing,* 30(4), 429–431.

Mizik, N., & Hanssens, D. M. (eds.) (2019). *Handbook of marketing analytics: Methods and applications in marketing management, public policy, and litigation support,* Edward Elgar.

水野誠(2013)「消費者間相互作用のエージェントベース・モデリングに関する方法論的問題」『明治大学社会科学研究所紀要』51(2), 61–74.

Moe, W. W. & Schweidel, D. A. (2014). Digital and internet marketing, in R. S. Winer and S. A. Neslin (eds.) *The history of marketing science,* chapter 12, World Scientific.

Salganik, M. J. (2018). *Bit by bit: Social research in the digital age.* Princeton University Press.

(『ビット・バイ・ビット―デジタル社会調査入門』瀧川裕貴他(訳), 有斐閣, 2019)
Salganik, M. J., Dodds, P. S., & Watts, D. J.(2006). Experimental study of inequality and unpredictability in an artificial cultural market. *Science,* 311(5762), 854–856.
Salganik, M., & Watts, D. J.(2008). Leading the herd astray: An experimental study of self-fulfilling prophecies in an artificial cultural market. *Social Psychology Quarterly,* 71(4), 338–355.
Salganik, M., & Watts, D. J.(2009). Web-based experiments for the study of collective social dynamics in cultural markets. *Topics in cognitive science,* 1(3), 439–468.
笹原和俊(2015)「計算社会科学 (私のブックマーク)」『人工知能』, 30(6), 856–859.
瀧川裕貴(2018)「社会学との関係から見た計算社会科学の現状と課題」『理論と方法』, 33(1), 132–148.
Vilella, S., Paolotti, D., Ruffo, G., & Ferres, L.(2020). News and the city: Understanding online press consumption patterns through mobile data. *EPJ data science,* 9(1), 10.
Wang, X., Yucesoy, B., Varol, O., Eliassi-Rad, T., & Barabási, A. L.(2019). Success in books: Predicting book sales before publication. *EPJ data science,* 8(1), 1–20.
Watts, D. J.(2013). Computational social science: Exciting progress and future directions, *The Bridge on frontiers of engineering,* 43(4), 5–10.
Wierenga B., & van der Lans, R.(eds.)(2017). *Handbook of marketing decision models*(2nd edition), Springer.