特集 Special Feature

流通視点で見るビッグデータ活用の現状と課題

折笠 俊輔
公益財団法人流通経済研究所主任研究員

1 はじめに（問題意識）

現在、様々な次元でビッグデータが叫ばれ、活用が進んでいる。ビッグデータが選挙の得票数予測に使われたり、ニュースの素材になったり、企業のマーケティング戦略に利用されたり、といった話は枚挙に暇がない。

一般的には、「大規模なデータ＝ビッグデータ」といった認識で捉えられ、具体的なデータの中身（情報）としては、各種ドキュメント情報、画像、動画、通信ログ、POSデータ、各種IDカードの履歴、各種センサーデータ、スマートフォンから送信される情報、SNSの発信データといったものがあげられる。このようにビッグデータという言葉が指すデータの種類は非常に多く、かつそれを利用しようとする領域も多岐にわたる。そのため、様々な次元で「ビッグデータ」という言葉が使われ、「ビッグデータ」という言葉の定義が曖昧になってしまっている現状がある。また、ビッグデータの活用が多く叫ばれる一方で、ビッグデータの活用が上手く進まない、といった話を聞くことも多い。ビッグデータの活用について、単発のプロジェクトなど、スポット単位で分析し、施策に活用するケースは多く聞くが、ビッグデータを日常の業務において定常的に利用できるように、通常業務のスキームやシステムに組み込んでいる企業は非常に少ないのではないかと思われる。

本稿では、ビジネスの現状や複数のビッグデータに関する先行研究などから、ビッグデータがどのようなものなのか、その定義を明確にし、ビッグデータ活用の課題と将来の展望について流通の視点を中心に探っていきたい。

2 ビッグデータとは何か?

まず、ここでは「ビッグデータ」という言葉の定義を確認し、その特徴について明確にする。

総務省が平成24年に発行した情報通信白書では、ビッグデータを「事業に役立つ知識を導出するためのデータ」としたうえで、この「事業に役立つ知識」をデータ利用者の観点から、「個別に、即時に、多面的な検討を踏まえた付加価値提供を行いたいというユーザー企業等のニーズを満たす知見」としている。そこから、ビッグデータの特徴として「高解像（事象を構成する個々の要素に分解し、把握・対応することを可能とするデータ）」、「高頻度（リアルタイム性の高いデータなど、時間的な解像度が高いデータ）」、「多様性（センサーのデータなども含む、多種多様なデータ）」をあげている。

新保（2012）はビッグデータを「特定のデータがデータベース等を用いて体系的に構成されているのではなく、大量の情報が散在し

たままの状態の非構造化データのことをいう」と定義している。この定義における「散在したままの状態の非構造化データ」とは、データベースに決まった構造やフォーマットで格納されているような構造化されたデータ（構造化データ＝データ構造が明確に定義されたデータ）ではなく、個人によるWEB上の掲示板への書き込み情報や、Twitter、Facebookに代表されるソーシャルネットワーキングサービス（以降、SNSとする）上の発信、動画や写真のように構造が定義されていないデータや、情報の質や長さが不均一なデータを指す。なお、新保（2012）が上記の定義を提唱した背景には、IBM上席副社長であるMills（2011）の「WEBに繋がる装置が１兆台を超え、2020年までにデータ量が現在の44倍に達し、その80%がリレーショナルデータベース管理システムでは管理されない非構造化データである」という見解がある。また、IBMの報告書（Davis and Tepton, 2011）によれば、日々の生活において生成されるデータは2.5エクサバイト（１エクサバイト＝10の18乗バイト）にのぼり、世界の90%のデータは過去２年間で生み出されており、１日あたりのTwitterのつぶやきは10億件、Facebookの投稿は300億件に達するという。

上記のようなIBMの発信を受けて、2012年にO'Reilly Radar Teamは次に示す「３つのV（the three Vs）でビッグデータの特徴を示した。

①Volume（データのサイズや数の大規模性）：映像ファイルのような一つのデータの規模が大きいものだけではなく、Twitterのつぶやきデータのような１件１件のデータは小さくても、非常に数が多いことで規模が大きくなっているデータも含む。

②Variety（データの多様性）：構造化されたデータだけではなく、非定型の非構造化データ（SNSなどから吐き出されるデータの多くは非構造データである）など、データの出所、形式、含まれる内容に多様性があること。

③Velocity（処理のリアルタイム性）：大量で多様な種類のデータを、いかにリアルタイムに分析、処理することができるか、という処理のリアルタイム性である。一般的にITシステムや分析基盤の技術的な見直しによって改善が図られる要素でもある。

なお、３つ目のVであるVelocity － 処理のリアルタイム性は、ビッグデータ活用におけるIT技術、情報処理技術の重要性を指摘するものであるとも言えるだろう。そもそもビッグデータの活用が謳われるようになった背景には、データを蓄積するためのデータベースの大規模化や、各種情報、データを転送・共有するための通信インフラの発展と速度向上、大量のデータを分析するための分析ソフトやそのソフトでの処理を実現するための半導体の進化、といったハードとソフト両面における技術の発展がある。藤井ら(2013)は、ビッグデータを蓄積、解析するための基盤技術としてデータベースマネジメントシステム、並列分散処理、分散共有ファイルシステム／ストレージの３つをあげている。ビッグデータ活用の発展の裏側には、データの蓄積から解析までをカバーするIT技術の発展があるのである。

以上を踏まえ、ビッグデータの特徴を明確にし、その定義を考えてみよう。まず、総務省の定義である「事業に役立つ知識を導出するためのデータ」という視点は外すことができない。ビッグデータは、集計や分析をすることが目的のデータではなく、それをビジネスなどの事業に活用することが目的のデータであるためである。さらに、前述したビッグ

データの３つのＶの内容を考慮しなければならない。Varietyは総務省の多様性と共通する概念であり、Velocityと総務省の高頻度も情報伝達と処理の違いこそあれ、リアルタイム性という意味では共通する概念である。つまり、非構造化データも含まれる意味での多様性と、データの取得と処理の面でのリアルタイム性がビッグデータの特徴であり、多様性とリアルタイム性を追求するからこそ、データ量が膨大になっているとも言える。

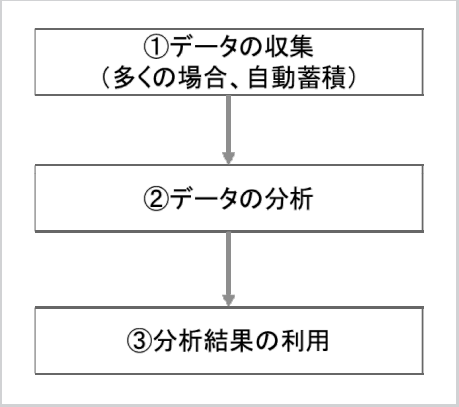
こうした要素から、本稿ではビッグデータを以下のように定義する。

「ビッグデータとは、テキスト、画像、動画等の構造化されていない様々なデータ（非構造化データ）を含む多様性と、データの取得と処理が高頻度で行われるリアルタイム性を持つ、データ数やデータに含まれる変数が非常に多い大容量データであり、事業に有用な知見を導出するためのデータである」

3 ビッグデータ活用のプロセスと課題

ビッグデータ活用のプロセスは、大きく①データの収集、②データの分析、③分析結果の利用の３ステップに分けることができる（図表１）。

図表1
ビッグデータ活用の3つのステップ



ここでは、それぞれのプロセスごとの重要なポイントと課題について整理したい。

[1] データの収集

ビッグデータの定義で議論したように、ビッグデータは構造化の有無を問わない多様なデータを指す。流通業界に関わる代表的なものとして、構造化されたデータとしては、POSデータや商品マスタ、ID-POSデータなどがあげられる。加えて販促や広告の実施状況についてデータベースにまとめたデータがあれば、それも構造化データとして捉えることができる。非構造化データとしては、TwitterやブログFacebookなどのSNSによる消費者の発信データや、店舗に対するお客様の声、店舗の監視カメラの映像、売場の写真といった多種多様なものがあげられる。

だが、こうしたデータの多くは、他の目的のために構築されたシステムから吐き出され、自動的に収集され、保存されているログデータ、あるいは通信の結果としてのトランザクションデータであることに注意が必要である。ビッグデータ活用の文脈で収集、分析、利用を検討するデータは多くの場合、他の目的で収集された２次データなのである。例えば、POSデータは、売上の管理や商品発注のための販売時点管理が本来の目的であり、そのために収集されているデータである。よって、例えば新商品開発にPOSデータを利用するような場合、POSデータは違う目的で収集されたデータ（＝２次データ）となる。これは他のデータも同様で、TwitterのつぶやきデータなどのSNSのデータも本来の目的は、ユーザー間のコミュニケーションであり、コミュニケーションの輪の外側にいる第三者である企業がマーケティングに活用する場合は、ユーザーのコミュニケーション

図表2

購買履歴のデータセット例

ユーザーID	年月日	商品1	商品2	商品3	商品4	商品5	・・・
111111	20150529	1	0	0	0	0	
111112	20150529	0	0	2	0	0	
111113	20150529	0	0	0	0	1	
111114	20150529	0	1	0	0	0	
111115	20150529	1	0	1	0	0	
111116	20150529	0	0	0	0	1	
111117	20150529	0	0	3	0	0	
111118	20150529	2	0	0	0	0	
111119	20150529	0	0	0	1	0	
111120	20150529	0	0	1	0	0	
111121	20150529	0	1	0	0	0	
111122	20150529	1	0	0	0	0	
111123	20150529	0	0	0	0	1	
⋮		0	0	1	0	0	

データ数が多い⇓

変数が多い⇒

の記録データという２次データでしかない。樋口（2013）は、こうしたデータの現状から、ビッグデータと呼ばれる２次データのデータ量が10倍になったとしても、その潜在的価値が10倍になるわけではないとして、それを価値密度が低いという形で表現、指摘している。樋口（2013）のこの指摘は、ビッグデータとして収集する情報そのものに含まれる価値が限定的であることを示唆している。なお、多くのビッグデータが購買した／しない、というような０と１の情報で記録されていたり、多くの０の中にごく稀に購買点数を示す数字が入っていたりするようなデータであることが価値密度の低さの根底にある。例えば、**図表２**のような縦軸（表側）にユーザーIDを、横軸（表頭）に商品を取るデータセットを見てみよう。

ユーザーごとに、2015年５月29日に購買した商品の点数がデータセットに格納されているが、データの中身のほとんどがゼロで埋め尽くされていることが分かるだろう。ID-POSデータなどの購買履歴で例えれば、１回の来店で顧客は全商品を購入するわけではなく、店舗に陳列されている商品のうち、ごく僅かな数の商品を購入するのである。そのため、データ中身の多くが“０”＝“購買なし”で埋め尽くされる、いわゆる疎なデータになってしまう。これはビッグデータの価値密度が低いとされる要因の１つであると言える。

Marchand and Peppard（2013）は、通常のIT導入と同じ手順でビッグデータ活用を進めようとすると失敗すると指摘する。その理由は、ビッグデータ活用のシステムは、業務システムなどとは根本的に異なり、データベースに情報を蓄積したり、一定の処理を連続的に繰り返し実施したりすることが目的ではなく、最終的に使い手が判断する性質のものであるため、としている。つまり、ビッグデータを収集・分析して得られた情報の価値を決めるのは使い手にかかっているものとして捉えることが重要であると指摘しているのだ。

以上の議論から、ビッグデータ活用に向けたデータ収集における最も重要なポイントと課題が見えてくる。それは、収集したデータの利用までを視野にいれた上でデータの収集を実施しなければならない、ということである。データの価値密度が低い２次データを闇雲に大量に収集したとしても、その価値は高まらない。収集したデータの価値はそのデータの使い手が、どれだけ意思決定や付加価値向上に活用できたかという点でのみ決まるのである。「こんなデータがあるから、とりあえず集めてみよう」、「データがあれば有用な知見が得られるはずだ」といった考え方では、データベースの容量や管理工数に大きな無駄が生じる可能性がある。

また、収集するデータが個人の行動の結果のログデータであり、本来の目的の外側でそれを利用する、という点で「個人情報保護」という課題がビッグデータ活用においては必ずつきまとう。藤井ら（2013）は、ビッグデータ活用に向けた課題として、秘密情報の保護と活用のバランスを適切に管理し、利用価値の高い秘密情報を安全かつ有効に活用するためにプライバシー保護とセキュリティの確保が必要であること、法制度の整備が必要で

あることに言及している。個人情報の保護の意味でも、闇雲に全ての情報を取得するのではなく、プライバシーにかかわる情報を除いて、ビジネスに必要な情報のみを的確に取得することを考えていく必要があるだろう。

[2] データの分析

ビッグデータの分析は、目的に合わせて様々な手法が用いられ、日々行われている。ここでは、具体的な手法を１つ１つ紹介していくことは困難であるため、データ分析における基本となる２つのアプローチについて整理するとともに、データ分析における課題について論じたい。

現在、ビッグデータの活用において取られるアプローチは、仮説検証型のアプローチと、仮説発見型のアプローチの大きく２つに分けられる。

仮説検証型アプローチは最も一般的な分析のアプローチであり、初めに検証するべき仮説を理論や経験に基づいて設定し、データを用いてそれを検証することで知見を導出するものである。例えば、「商品Ａは高齢者に支持される」という仮説を立案した場合、ID-POSデータなどを用いて、高齢者と若年層の来店1000人あたりの購買点数などを確認し、仮説が真であったのかを確認するようなアプローチである。仮説検証型アプローチは事前に仮説とその検証方法を考えてから分析を実行するため、ある程度、確実に結果を知ることができる。また、検証において実験計画法や適切なサンプリングを実施することで比較的頑健な知見を得やすいメリットがある。その一方で、仮説検証型は設定した仮説で良い結果が得られなかった場合、仮説や分析の切り口を変えて再度分析や検証を行う必要がある。また、分析の切り口の設定などは、分析を実施する個人に依存する面が大きい。つまり、分析者の属人的な部分で結果にばらつきが発生する可能性があるというデメリットが存在する。

仮説発見型アプローチは、分析目標を設定した上で、その目標を達成するための要因となるデータ間の関係性を発見していくアプローチである。データから規則性を発見するアプローチ、と言い換えても良いだろう。このアプローチでは機械学習やデータ・マイニングといった技術が用いられることが多く、分析者に依存せず、安定的な結果を得ることができるメリットがある。例えば、「商品Ａを購入した顧客の特性を探る」といった分析目標を設定し、商品Ａ購入者に関係する様々なデータの解析を実施し、商品Ａ購入者の80％が低脂肪乳を購入していた、スポーツジムに週に３回以上通っている、といった規則性を見出すことで、「商品Ａ購入者は健康志向が強い」といった仮説を発見するのが、このアプローチである。仮説発見型アプローチは、分析者が想像しなかった仮説をデータから抽出でき、新しい情報を発見できる可能性がある、という大きなメリットを持つ一方で、導出された結果が脆弱である危険性があるというデメリットを持つ。これは、仮説検証型アプローチのように、検証データをコントロールしない（できない）ため、分析結果は収集したデータの質や内容に大きく依存しているためである。前述の例であれば、商品Ａを購入した本当の意味での全顧客を対象に分析できているのならば良いが、特定の店舗の購買客やデータを収集できた顧客に限定した分析であれば、たまたま今回の分析顧客がスポーツジムに良く行っていたり、低脂肪乳を好んでいたりするだけである可能性も捨てきれない。もしかすると、分析対象店舗の近くにスポーツジムがあり、それが反映されただけの結果であるかもしれないのである。

分析技術の面に目を向けた場合も、仮説検証型アプローチと仮説発見型アプローチでは異なったスタンスを持っていることに注意したい。仮説検証型アプローチの場合は、主に「統計」の考え方を用いる。これは、検証するべき仮説として事象が発生したメカニズムや、目的変数と説明変数の因果に興味を持つ、というスタンスである。それに対し、仮説発見型アプローチでは、「データ・マイニング」の考え方を用いることが多い。「データ・マイニング」は、データ間の関係性や規則、ルールといったものを発見することを目的としているため、相関関係が分かれば十分であり、因果関係については分かればなお良いが、分からなくても問題が無いというスタンスを持つ（もちろん手法によって例外はあるが）。つまり、仮説検証型アプローチで用いられる「統計」は事象が発生した要因やその裏側にあるメカニズムの解明を目指す技術であるのに対し、仮説発見型アプローチで用いられる「データ・マイニング」は大量のデータを整理し、人間が解釈しやすい形に視覚化する技術なのである。ビッグデータ活用において後者の仮説発見型アプローチが多く用いられる理由の一つがここにある。データ・マイニングの場合、相関関係などを用いてデータを整理する技術であるため、統計のようにモデルを考えたり、因果関係の仮説を設定したりしなくても、機械的、あるいは自動的に大量のデータを処理、整理することができる。こうした意味で、大量に自動的に蓄積されるビッグデータから何かの知見を得ようとした場合、それらのデータを自動的に処理できるデータ・マイニングの技術は非常に魅力的なのである。

ここで紹介した２つのアプローチはどちらが正しいというものではない。分析における視座が異なっているだけである（**図表３**）。しかし、有効なビッグデータの分析と活用を目指すのであれば、それぞれのメリット、デメリットを正しく把握し、目的に合わせて適切なアプローチを取る必要がある。その意味で、現在、様々な領域で議論されているビッグデータ活用の手法の多くが、後者の仮説発見型アプローチに立脚している点には注意が必要である。Davenport（2014）は、ビッグ

図表3

仮説検証型アプローチと仮説発見型アプローチの差異

	仮説検証型	仮説発見型
データ量	少量でも可 （サンプリングなどの実施）	大量が望ましい
自動化	（基本的に）難しい	（基本的に）容易
分析技術	統計がメイン	データ・マイニング
メリット	• 事象の背景にあるメカニズムを解明できる • 因果関係を把握できる • 少量データからでも分析可能 • 得られた結果の頑健性が高い	• 分析者が想像できない知見を発見できる可能性がある • 大量データを機械的・自動的に処理し、相関関係などを視覚化できる • 分析自体に属人的な要素が少ない
デメリット	• 分析者のスキルや知識に結果が依存する • 仮説の設定や分析モデル構築に工数がかかる • 分析者が想定した仮説以上の結果が得られにくい	• 因果関係や事象発生のメカニズムを把握できない場合がある • 得られた結果の頑健性が脆弱である可能性がある • 分析する計算機やデータベースの処理速度の要求スペックが高い

データから得られる結果には、因果関係ではない相関関係が含まれており、その中には偶然にすぎないものもあると指摘する。いわゆる擬似相関である。また彼は、根拠の弱い結果であってもデータ量が大きくなれば統計的な優位性が高まる可能性があることも指摘している。

以上のことから、ビッグデータの分析にあたっての課題としては、目的や目標に合わせて分析アプローチと手法を考える必要があること、その中でも仮説発見型のアプローチを取る場合は、分析と分析結果の解釈を慎重に行わなければならないことがあげられる。

[3] 分析結果の利用

ビッグデータ活用のプロセスにおいて、最も重要なステップがこの分析結果の利用である。Ross et al.（2014）は、ビッグデータの収集や分析、システムの構築よりも「根拠に基づく意思決定の企業文化」が企業業績の改善に効果的であると指摘している。彼らによれば、ビッグデータへの投資の効果が上がらない要因は、分析結果を意思決定に使えていないことであり「根拠に基づく意思決定」ができるのであれば、利用するデータはビッグデータでなくても、もっと小さいデータでも十分であるという。彼らは、この「根拠に基づく意思決定」の本質について、セブン-イレブン・ジャパンを例に説明している。これは売場の商品発注の権限を各店舗のパートタイマーに与え、彼らに売上日報や天気予報などのデータを提供したうえで、それぞれの店舗の商圏や顧客に合った商品発注の意思決定をさせる、というものである。Ross et al.（2014）によれば、これはリトルデータから大きな価値を生み出す手法であるが、意思決定者に透明性の高い情報を与え、彼らの情報活用法に明確に期待を寄せている点で、「根拠に基づく意思決定」の本質であるとしている。つまり、根拠に基づく意思決定ができなければ、どれほど素晴らしい分析を行ったとしてもビッグデータから価値を生み出すことはできないということである。ビッグデータの活用において最も重要なことは、分析結果を解釈した上で、改善のための具体的なアクションにつなげることであると言えよう。

分析結果の利用についての課題をあげれば、一つはRoss et al.（2014）が指摘する「根拠に基づく意思決定」を可能とする組織作り、企業文化づくりである。ビッグデータの分析から出てくる様々なアウトプットを解釈し、それに基づいて意思決定を行うことの重要性を経営層から現場まで共通認識としておく必要がある。そしてもう一つの課題は、ビッグデータの分析と解釈に関する教育、つまり人づくりである。守口（2014）は、ビッグデータのマーケティング活用に関する課題として、データを分析できる人材の不足と、分析結果を活用するためのマーケティングの見識の必要性を指摘している。つまり、ビッグデータ活用に求められる人材には、データの分析力とマーケティングに関する知識の両面が求められる、ということである。さらに言えば、自社の業務や商品、業界に関する理解や知識も必要であろう。

4 まとめ：ビッグデータ活用のこれから

ここでは、以上の議論を踏まえつつ、これからの流通におけるビッグデータ活用について３つの方向性を提示する。

一つ目は、ビッグデータから得られた知見と消費者の意識や態度を融合させていくことである。Kotler（2013）は、ビッグデータは消費者の「ビヘイビア（behavior）：行

動」を捉える手法であり、「アティテュード（attitude）：態度」と切り分けて考えるべきであると指摘したうえで、マーケティング力に優れた企業は、消費者のビヘイビアとアティテュードの両方をしっかりと捕まえている企業であり、両方を組み合わせて重層的なマーケティング手法を展開していると主張している。ビッグデータで把握できるのは、消費者の購買や商品選択にかかわる行動であり、その背後にある消費者の意識や態度についてはヒアリングや、調査を実施しなければ伺い知ることができないということである。消費者に支持される売場づくりや、マーケティング施策を考えていく上では、消費者の行動を把握するだけでは十分ではない。その行動の源泉となった消費者の意識や考えを把握していく必要がある。よって、今後ビッグデータを活用していく上では、ビッグデータの分析結果と、店頭調査などで得られた顧客の意識や態度を組み合わせ、態度と行動の両面から顧客に接近していくことが重要となるだろう。

二つ目は、仮説検証と仮説発見のアプローチを融合させていくことである。これは、仮説発見型アプローチにおいても分析目標だけではなく、簡単な仮説を設定した上でデータ・マイニングを実施すべき、ということである。西本（2014）は、ビッグデータは新たなマーケティング・イノベーションを引き起こす素材であり、単にデータがあることが競争優位につながるものではないとしたうえで、「理論―仮説」もなくビッグデータと対峙しても、マーケターや研究者にとって有益な知見を生みだすことはできない、と指摘している。単純にデータがあるから分析して何かを見つけようとするのではなく、実務における課題や解決するべき問題から簡単な仮説を設定し、その解決策につながるヒントをデータから得ようとするような姿勢が重要であると言えよう。また、仮説発見型アプローチで見つけた仮説を仮説のままで利用するのではなく、検証を行って、その因果関係やメカニズムを把握したうえで利用していくことも重要である。

三つ目は、ビッグデータ活用の担い手の育成である。守口（2014）でも述べられている通り、現在では多くの企業がビッグデータを収集することが出来ても、それを分析できる人材がいないという課題に直面している。これは数学や統計学を理解し、データ分析の技術を持つ“データ・サイエンティスト”のような人材を指しているが、それだけではビッグデータの活用は進まないだろう。前に述べたように、ビッグデータの活用において最も重要なステップは分析結果を解釈し、実務での改善や意思決定に利用することである。そのため、ビッグデータ活用の担い手に求められる能力としては、データの分析能力はもちろん、マーケティングに関する見識や自社商品・カテゴリーの知識、社内外のステークホルダーとのコミュニケーション能力があげられる。社内でこうした人材を育成していくためには、「ビッグデータを分析できる人材」ではなく、「ビッグデータを活用できる人材」を育てていく、という認識を持つ必要がある。

以上、本稿では流通でのビッグデータ活用に向けて、ビッグデータの定義を確認し、活用のプロセスごとのポイントと課題、今後の方向性について議論を行った。ここで最後に言及しておきたいのはビッグデータの持つ大きな可能性である。そもそもビッグデータという概念はIT技術の発展なくしては生まれなかったものである。その意味でビッグデータは技術の発展が切り開いた新しい領域であり、様々な可能性を秘めていると考えられる。伊藤（2014）は、経済産業省などがビッ

グデータ活用に強い関心を持っている理由として、ビッグデータ活用が個別のビジネスの変化を越えて、産業構造や社会構造の変化につながるためだ、と指摘し、守口（2014）は、ビッグデータはモノと情報の双方の価値設計に活用されるものであると指摘している。ここからもビッグデータに大きな期待が寄せられていることが分かるだろう。今後のビッグデータ活用の発展に期待したい。

〈参考文献〉

Davenport, T.H.（2014），「ビッグデータによる競争は終わった　アナリティクス3.0」，『Diamond Harvard Business Review』，ダイヤモンド社，2014年5月号，飯野由美子訳，pp.30-42.

Davis, L.P. and S. Tepton, *IBM Transforms Data at Work, Accelerates Big Data Analytics,* Practice View Database October 24, 2011 Monday（2011）.

Kotler, P.（2013），「インタビュー：ビッグデータはマーケティングを変えるのか」，『Diamond Harvard Business Review』，ダイヤモンド社，2013年10月号，pp.54-62.

Marchand, D. A. and J. Peppard（2013），「人間中心の5つのガイドライン　ビッグデータの導入に従来の手法は通用しない」，『Diamond Harvard Business Review』，ダイヤモンド社，2013年12月号，スコフィールド素子訳，pp.112-124.

Mills, S.（2011），*Big Data, Better Insight, Smarter Planet*, Practice View Database October 24, 2011 Monday.

O'Reilly Radar Team（2012），*Planning for Big Data -A CIO's Handbook to the Changing Data Landscape*, O'Reilly Media

Ross, J.W., C. M. Beath and A. Quaadgras（2014），「根拠に基づく意思決定の文化をつくる　つまるところビッグデータは不要かもしれない」，『Diamond Harvard Business Review』，ダイヤモンド社，2014年5月号，pp.66-76.

伊藤元重（2014），「社会変えるビッグデータ」，『日経流通新聞』，2014年10月29日付記事.

新保史生（2012），「クリシェとしてのビッグ・データ」，『情報処理学会研究報告』，IPSJ SIG Technical Report，情報処理学会，vol.2012-EIP-55，No.7.

総務省（2012），『情報通信白書』，http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/

西本章宏（2014），「ビッグデータ時代の消費者構造分析―消費者行動データと消費者選択行動に関する一考察―」，『マーケティングジャーナル』，日本マーケティング協会，Vol34，No2，pp.47-60.

樋口知之（2013），「インタビュー:データ解析の神髄とは」，『Diamond Harvard Business Review』，ダイヤモンド社，2013年2月号，pp.98-108.

藤井秀明,原口弘志,泥谷誠,岩瀬高博,岩爪道昭（2013），「ビッグデータ時代における情報の巨大集積化・並列分散処理に関する研究開発動向」，『コンピューターソフトウェア』，Vol.30，No.1，2013年2月号，pp.130-151.

守口剛（2014），「モノとサービス、一体提供　ビッグデータ時代のマーケティング」，『日経産業新聞』，2014年11月19日付記事.