

# ビジネス・アナリティクスの現状と将来

中川 慶一郎<sup>†1</sup> 生田目 崇<sup>†2</sup>

**概要：**データを経営に活かそうという活動は今に始まったことではない。しかし、情報通信技術の発展、分析手法の進展をあいまって、近年ではこれまでにない勢いでデータ活用が様々な点で問われるようになってきた。本稿では、特に近年注目を浴びているビジネス・アナリティクスの文脈で、ビジネスにおけるデータ活用についてまとめる。特に、分析シーン及び分析目的からの累計モデルを示し、それぞれのシーン、目的での活用の方向性について整理する。また、ビジネス・アナリティクスが可能とした新たな分析の方向性について論じる。

**キーワード：**ビジネス・アナリティクス、分析シーンによる累計、分析目的による累計、BAの挑戦

## 1. はじめに

情報技術を梃子にしたビジネス変革が加速する中、ソーシャル・メディア、モビリティ、センサ、クラウド、並んでアナリティクスが新たなデジタル技術として注目を集めている。

本稿で述べる「ビジネス・アナリティクス」(BA: Business Analytics)とはデジタル化された様々なデータを分析・活用することで、情報を価値に変換する活動である。

ビジネスにおけるデータ活用の歴史は決して浅いわけではなく、コンピュータの黎明期からさまざまな形で行われてきた。そのため、かえってその全体像が分かりづらい。そこで本稿では、はじめにBAを「分析シーン」と「分析目的」という2つの側面から類型化することで、ビジネスの場で実際に行われているBAを概観する。次に、ビッグデータ、続くAIのブームの中でBAに迫られている新たな挑戦についてまとめる。

## 2. 分析シーンから見た類型

筆者らはビジネスの場で実際にデータ分析を行うシーンからBAを図1に示すように4つのパターンに類型化した。以下では、各分析シーンとそこでのBAについて概説する。

### 2.1 集計分析型

1番目は、蓄積されたデータを様々な角度から集計・分析するシーンであり、ここで行われるBAを集計分析型と呼ぶこととする。集計分析型BAでは、個人が表計算ソフトを用いて簡単な分析を行うレベルから、組織的に「見える化」を行うレベルまで幅広く対象範囲となる。

集計分析型	蓄積されたデータを様々な角度から集計・分析、見える化 例: 計画業務, 経営管理, 需給調整
発見型	蓄積された膨大なデータから、隠れた関係性や規則性を発見 例: 顧客のスコアリング, リスクの計量化
WHAT-IF型	新しい業務方式をデザインし、業務方式の変更に伴う効果を事前に試算 例: SCM最適化, BPOに伴うリソース最適化
プロアクティブ型	ユーザ行動を理解し、一歩先回りして、気の利いたサービスや機能を提供 例: レコメンド, 不正検出

図1 分析シーンから見た4つの類型

特に「見える化」は従来型のビジネス・インテリジェンス (BI: Business Intelligence) で行われてきた取り組みであり、すでに多くの企業で導入されている。BIシステムでは、データ・ウェアハウス、データマートの整備から始まり、集計・分析にあたっては、多次元データ分析ツールであるOLAP (Online Analytical Processing) が利用される。また、集計結果はダッシュボード形式でまとめて表示するなどにより、分析者の理解を助ける。

集計分析型BAは人手による要因分析を基本としており、情報分析活用の第一歩といえる。

### 2.2 発見型

2番目は、蓄積された膨大なデータの中から隠れた関係性や規則性を見つけ出そうとするシーンである。例えば、生産データから歩留りに影響を与える要因を特定したり、購買データから顧客の特徴を抽出したりするときに、人手を前提とする集計分析では対応が困難時に分析モデルにより解決しようという思考がこれに該当する。

このようなタイプのBAはデータをかき回して埋もれた知識を見つけ出すという意味で、発見型と呼ぶことができる。一般に発見型BAでは、多変量解析やデータマイニング

†1 (株)NTTデータ数理システム (連絡先: nakagawaki@msi.co.jp)  
†2 中央大学

グ、機械学習といったより高度な統計技術の活用が有効である。

発見型 BA には、顧客のスコアリングや信用リスクの計量化といった、従来「勘・経験・度胸」になりがちであった業務を、客観的な「根拠に基づく意思決定」に変える役割があり、金融、通信、流通における CRM (Customer Relationship Management) 等、特定業務ではすでに定着している。

### 2.3 WHAT-IF 型

3 番目は、新しい業務方式や業務プロセスをデザインし、その中に分析を組み込んでいき、さらにこれに伴う効果を試算するシーンである。こういった状況は業務改革を実現しようとする際にしばしば見受けられる。

例えば、米国流通最大手のウォルマートは、メーカーと協調して商品計画、需要予測、在庫補充を行い、欠品防止と在庫削減を同時に実現する CPFR (Collaborative Planning Forecasting and Replenishment) という取組みを行った。

このような業務改革を進める場合、①どのような業務方式にするのか、つまり CPFR の例ではどのような情報を共有して需要を予測し、どのような発注方式にするのか、②考えられる複数の業務方式の中でどの方式が効果的か、といったことが大きな問題となる。

上記のうち、①を実現するための個別要素技術（需要予測や在庫・発注計算）として BA が有効であることは、異論の余地はない。これに対して、②において従来とは異なる業務方式を導入したときの効果を確認するためには、現場での実証実験が有効な手段となる。しかし、現場を巻き込んだ大規模な実験となると失敗が許されない場合も少なくない。そのようなとき、業務上の要件、制約をリアルに描写するシミュレーション技術が大きな力を発揮する。

一般に、シミュレーションや感度分析によって前提条件の差異が結果に与える影響を比較する分析は「WHAT-IF 分析」と呼ばれる。新しい業務方式や業務プロセスを試行錯誤的に検討し、その導入がもたらす結果を比較することで最適な業務を考える分析を、ここでは WHAT-IF 型と呼ぶことにする。

業務改革には常に大きなリスクが伴う。したがって、そのインパクトを事前に推計して分析することで、経営的なリスクをできるだけ軽減する WHAT-IF 型 BA は、業務改革を進める上で必要不可欠な分析である。

### 2.4 プロアクティブ型

近年、ユーザの行動や文脈を理解し、一歩先回りする知的なサービス・機能が現れている。

例えば、EC (Electronic commerce) サイトへ行くと、次々とお薦め商品が表示される。顧客が商品を検索したときに、

その人が興味を持ちそうな商品も併せて表示されることで、今まで知らなかった商品にも出合うことになる。このようなレコメンド・サービスも一種の知的サービスと言うことができる。

また、スマート・ビジネスと呼ばれるものには、多かれ少なかれこのような機能が組み込まれており、今後さらに広がっていくことが想定される。

4 番目は、このようなサービス・機能を提供するために、情報分析を活用して、裏で動くロジックを構築するシーンである (図 2)。

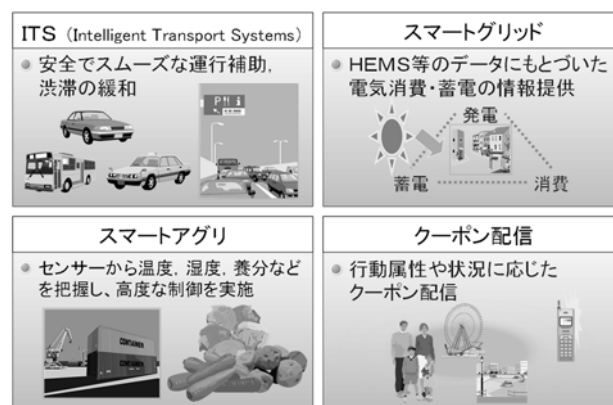


図 2 プロアクティブ型 BI

このとき行われる BA はユーザ行動を先読みしてサービス提供をすることを志向しており、プロアクティブ型と呼ぶことができる。プロアクティブ型 BA は、ビッグデータへの関心が広がるとともに急速に発展と遂げており、今後も業務やサービスを革新的に変えていく根幹技術となる。

## 3. 分析目的から見た類型

分析に関するニーズは現在あらゆる業界で高まっており、これまでビジネスデータの活用が未開拓であった分野にも拡大しつつある。その一方で、分析という観点から見ると、業界が違っても根本的な課題意識、データ構造、使われる分析手法、導かれる分析結果の形式が類似したケースが多々あることも事実である。その点を踏まえて、ここでは、どのような分析をするのかという分析目的から見た類型を考えてみる。

例えば、通信会社は顧客の離反を防ぐために様々な解約防止策を実施している。そこでは、顧客の利用履歴やプロフィールなどのデータを分析して解約しそうな度合いを数値化し、その値が大きい顧客から順にアプローチをすることになる。

表1 分析目的から見た9つの類型

BAの類型		分析の目的
予兆発見型		行動変化や状態変化の監視による予兆の発見
異常検出型	不正検出型	不正・異常の定義と合致/類似する行動・状態の検出
	外れ値検出型	標準的な行動・状態の定義と逸脱の検出
予測・制御型	収益シミュレーション型	予測モデルの構築と意思決定変数の変化による増収効果の試算
	リスク・シミュレーション型	業務のモデル化と不確実要素によるリスクの試算
	リスク・ヘッジ型	業務のモデル化とリスク分散手法を用いたリスク低減策の提示
	最適化型	業務のモデル化と最適化手法を用いた意思決定策の提示
ターゲティング型		見込み顧客など重点アプローチすべきターゲットの抽出
リスク・スコアリング型		顧客の解約や企業の倒産などのリスクの試算
評価・要因分析型		さまざまな対象の比較評価と改善要因の特定
マーチャンダイジング型		さまざまな視点での売れ筋ランクの作成と品揃えの決定
コンテキスト・アウェアネス型		行動履歴・嗜好の分析から一歩先回りしたサービスの提示
プロセス・トレース型		成長・発展プロセスの抽出と促進・阻害の特定

一方、保健医療の分野では健康保健組合が医療費の支出増を抑制するために、生活習慣病の発症リスクの高い保険者に対してカウンセリングや禁煙指導・食事指導等を実施している。ここでも、保険者ごとに発症リスクを数値化して、値が高い保険者から順にアプローチすることになる。

これらの事例が目指すところは、個々の対象のリスクを数値化することによって、損失を防止することが目的であり、ここでは「リスク・スコアリング型」としてまとめることができる。

こうした事例を積み上げて整理したものが表1である。これらの類型の詳細については、例えば文献 [3] を参照いただきたいが、いくつかの手法について簡単に紹介したい。

ターゲティング型は、ダイレクトメールにヒットしやすいような対象を絞り込むなど、ターゲットを絞り込むための分析であり、発見型BAの中心的な分析手法といえる。異常検出型は、不正パターン、あるいは外れ値による検知を通じては異常に対するアラートを通知する分析であり、プロアクティブ型BAの範疇に属する。

また、コンテキスト・アウェアネス型は行動履歴などから購買行動の文脈を理解した上で、レコメンドを実施する分析であり、同様にプロアクティブ型の分析といえる。

ここで、前述した分析シーンから見た4つの類型と分析目的から見た9つの類型の関係を整理すると図3のようになる。

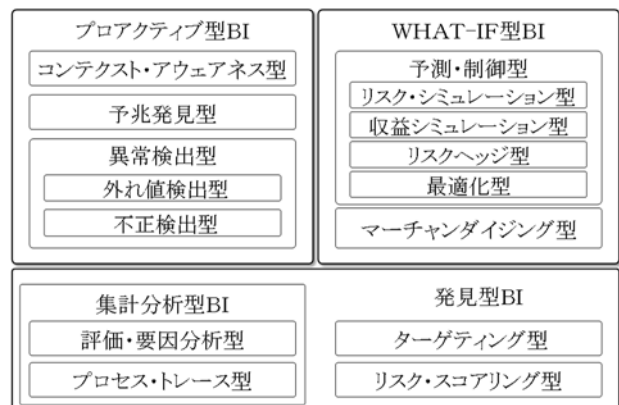


図3 類型間の関係

#### 4. BAの新たな挑戦

ビッグデータやそれに続くAIの波は、ややもすれば技術のみの問題として捉えられがちである。また、BAに対する認識も、統計解析やデータマイニングを含む従来のBIと明確な差があるとは言えない。しかし、これらは新しいものの見方、捉え方、考え方を与えるパラダイム・シフトであり、それに合わせてBAも、これまでのBIでは成しえなかった新たなチャレンジの時期を迎えていると言える。

以下では、ビッグデータやAIがもたらすパラダイム・シフトと期待、そこで求められるBAについて説明する。

##### 4.1 目をつぶってきた事実を目を向ける

1つ目のパラダイム・シフトは、これまで把握するのは困難だとして目をつぶっていた、あるいは諦めていた事実

に積極的に目を向けていこうとする“ものの見方”の変化である。

例えば、POS データは、販売という事実のデータである反面、購入者が本当に欲しい商品はそこにはなかったの、仕方なく代替品として買ったかもしれないといった、背後にある“なぜ”を考える手掛かりは欠落している。これまで仮説検証という形で推測する、あるいは市場調査を実施することで背後を考えることはあるが、多くの場合事実データから背後を理解することは困難だとして目をつぶってしまっていた。

これに対して、最近では EC サイト内での商品の検索履歴や実店舗内で取得された動画データを活用して、購買の背景を理解しようとする試みがなされている。例えば、メニューの情報サイトの閲覧履歴とスーパーマーケットの ID 付 POS データを連携させることによって、どのような思考を経て購買に至ったか、また購買したアイテムをどのように利用、消費したかに踏み込むことができる。

「見える化」は情報分析・活用の第一歩であり、その重要性は何ら変わらない。ここでの BA のチャレンジは非構造化データのように扱いづらいデータも積極的に活用して、一歩進んだ「見える化」を実現し、意味のある洞察を導き出すことである。

Amazon Go はレジ処理不要の小売店としてニュースに取り上げられたが、レジの省力化に加え、ウェブサイト内での行動と同様、棚前での選択行動など購買に至る過程のデータが取得できる。こうしたデータを分析してマーケティング活動に活用できれば、実店舗においてもこれまで以上に購買心理に踏み込めよう。

#### 4.2 “どうにもならない時間間隔”を埋める

2 つ目のパラダイム・シフトは、状況を理解する際に生じる“どうにもならない時間間隔”の捉え方、また、これを超えようとする意識の変化である。

例えば、電車の事故が発生した状況を考えてみる。駅で足止めされた人達の多くは、その場で事故の状況を知りたいはずであるが、公式に状況が分かるのは、ある程度時間が経ってからであろう。このような状況に直面すると、最近では多くの人が Twitter 上のつぶやきから状況を推測して、迂回の判断をするのではないだろうか。

ビジネスの世界に限らず、世の中には“どうしてもない時間間隔”により、結果として本来は手段を講じるべき時に何も手を打てないという状況がある (図 3)。



図 3 時間間隔が重要な意思決定

こうした状況では、正確さは多少犠牲にしても状況を把握し、何とか手を打ちたい。そのために使える情報は何でも使いたいという気持ちに駆られるであろう。BA の新たなチャレンジはこの時間間隔を埋めることである。

例えば、国が発表する消費者物価指数は毎月末に前月の数値が発表される。この 1 カ月のラグは正確に指数を求めるためにはどうしても必要な時間間隔である。これに対して、T ポイントカードを運営するカルチュア・コンビニエンス・クラブでは、運営する T ポイントによる購買情報から独自に日次の物価指数 (TPI: T-POINT Price Index) を公表している[8]。

このサービスは全国の店舗の POS データを T ポイントと連携して収集している同社ならではのものであり、公表まで数日という速さで提供される。また、(スーパーマーケットやドラッグストアなど) 利用する店舗の形態また顧客属性ごとの指標も公表しており、購買実態により迫った体感を伴った指数であることが期待できる。従来の調査に比べ市場代表性などの精度は犠牲になっても、ビジネスのタイミングに間に合う市場状況のデータとして活用が期待できる。

経営にとってスピードは命であり、多少精度犠牲にしてもこの“どうにもならない時間間隔”を克服できるのであれば他社に対する強力な武器となる。ここでの BA は、予測というよりはむしろ、ノイズを含むデータ、あるいは直接的には関係のないデータであったとしても積極的に取り込んでいくことで、関連する情報から今そこある現実をいち早くあぶり出すことである。

#### 4.3 知的な処理を全自動化する

3 つ目は、これまで人手を必要としていた知的処理を全自動化できないかという期待である。

自動車の自動運転技術が話題になって久しい。公道で自動車を自動運転するためには、交通法規を守ること以外にも、周囲の状況に合わせながら、安全確実に目的地に向かって自動車を制御することが必要である。自動車メーカー各

社をはじめ、様々な情報通信企業がこうした自動制御に関心を向けている。

アメリカ運輸省道路交通安全局の定義によれば自動運転はレベル0からレベル4までの5段階であり、現状ではレベル2のアダプティブ・クルーズ・コントロールまでしか実用化されていない。これはあくまでも運転支援システムであり、制御は主にドライバーが行う。これに対してレベル3では大部分の制御をシステムが行い、レベル4では完全自動運転を行う。2016年にレベル4相当の試験運転が始まったが、完全な自動運転のためには、考慮すべき周囲の状況をどのように完全にシステムで把握し、それに対して最適な制御を行うかについてはまだまだ改善点も多い。

自動化の文脈について、他の業界に目を向けてみよう。CGMやSNSが普及するにつれ、企業のプロモーション戦略はB2C一辺倒からC2CやC2Bへの流れも含んだマーケティング・コミュニケーションに大きく舵を切った。メーカーなどの企業は自社の製品やサービスに対する消費者の評判や評価が、自社が関知しないメディアを通じて広がるということも起きている。例えば、ユーザの不満が製品どのような部分に対して起きているか、また悪い評判がいつ起こるかといったことに、今まで以上に気を回さなければならぬ時代となった。しかし、広報部門などがこうした情報に対するバースト検知やトピック抽出する際にウェブから情報を集め人手でテキスト分析の辞書を作るのではとても運用が回らない。もしこうしたトピック抽出が自動的にできれば、消費者への対応などを効率化できることが期待できる。

また医療分野における診療報酬明細書(レセプト)を分析するときには、疾病と診療行為、薬を紐付ける必要があるが、専門業者に頼むとコストが高いため、多少精度を落としても全自動化できれば効率化できよう。

近年ではデータ・サイエンティストが脚光を浴び、こうした分析業務を引き受けている。高度で専門的なモデルが必要な場面や、学習用データの作成なのでどうしても人間の判断が必要なことは理解できるのだが、こうした事案について外注費用をずっと負担し続けることを避けたいという期待も一方である。分析や評価の自動化はこうしたニーズに対する新たな解決策になることが期待される。

#### 4.4 複雑な状況で判断する

4つ目は、複雑な状況の中で少しでも意思決定品質を高めるためにビッグデータやAIの技術を活用できるのではないかという期待である。

家電製品を例に挙げると、多くの人が購入前に価格.comで値段や性能を比較したり、Amazonで他の人は何を買っているのか、実際に買った人のどんな評価をしているかといったことを調べたりするなど、インターネットから得ら

れる情報を最大限に活用して判断している。注目すべきは、どの商品をどこで買うべきかという消費者の“課題解決のプロセス”は格段に進化しており、以前とは比べものにならないほど合理的になっているということである。

もう少し複雑な状況として、取引企業の審査を考えてみる。そこでは単純な財務内容だけでなく、資本関係や取引先関係、コンプライアンスや風評など網羅的な判断が求められる。ここでのBAは、財務内容の急激な変化や同業他社との差異を比較するといった定型化しやすい分析だけでなく、散在するビッグデータをもとに資本関係や他社との取引関係の可視化したり、ネット上の評判を集約したりするなど、アドホックな分析も組み合わせることが求められる。

## 5. おわりに

ここ最近、AIが再ブームとなっており、毎日のようにニュースが報じられ、かつてないほどAIに対しする期待が高まっている。近年のAIの特徴としては、学術研究のみならず、実ビジネスでの適用についても関心が広がり、メーカーやインターネット企業だけでなく流通業などにおける応用例が多く報告されていることである。AIはアナリティクスの役割を大きく変えるエンジンとしての期待も高い。

AIブームの嚆矢となった深層学習は確かに画像や音声の認識の分野で高い識別能力を示しているし、また将棋や囲碁などでAIとの対戦がニュースになるなど、一定のパターン認識技術についてこれまでにない成果が表れている。こうしたことから新たな手法に期待が集まることも理解できる。

2045年問題としても論じられているシンギュラリティ(技術的特異点)に向かって、AIが人間の仕事の代わりに担っていくといわれるようになっている。入力したデータをAIが解析し、自動的に知識を獲得、自律的に行動・制御する可能性についても論じられている。

しかし、これらの仕組みを作っていくのもまた人間であり、上述の将棋や囲碁の対戦データを生成してきたのは人間同士の対戦であり、対戦データをAIに取り込み分析する技術を作ってきたのも人間である。

AIで東大入試を突破することを目標としたプロジェクト「東ロボくん」の方針転換もニュースになった[7]。数学などの論理的な問題を解く能力は年々上昇したものの、読解力のようないわば情緒的な問題を不得意としたというのは理由の一つと言われている。人が常に最適な行動を選択しながら生活している者の、その「最適」の意味や基準には揺らぎがある。ビジネス領域でAIが真の意味で人間の役に立つかについては、こうした「人の気持ち」をどこまでAIが読み取れるかが一つのカギとなろう。

## 参考文献

- [1] Breiman, L., "Random Forests," *Machine Learning*, Vol. 45, pp. 5-32 (2001).
- [2] 金森敬文, 竹之内高志, 村田昇, 「パターン認識」, 共立出版 (2009).
- [3] (株) NTT データ技術開発本部ビジネスインテリジェンス推進センタ, 「BI 革命」, NTT 出版 (2009).
- [4] Sutton, R.S. and Barto, A.G., *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press (1998).
- [5] Wu, X. and Kumar, V. (eds.), *The Top Ten Algorithms in Data Mining*, Chapman & Hall (2009).
- [6] Twitter データを用いた金融マーケット向「Twitter センチメント指標」を開発, NTT データ・プレスリリース (2014年3月17日)  
[http://www.nttdata.com/jp/ja/news/services\\_info/2014/2014030701.html](http://www.nttdata.com/jp/ja/news/services_info/2014/2014030701.html)
- [7] 国立情報学研究所プロジェクト「ロボットは東大に入れるか」(2016) <http://21robot.org/>
- [8] カルチュア・コンビニエンス・クラブ「T-POINT Price Index」  
<http://www.cccmk.co.jp/tpi/>