

# 「データ分析と意思決定の狭間」とそれを埋める力

河本 薫<sup>†1</sup>

<sup>†1</sup>大阪ガス (株)

本稿では、企業の中で分析専門家として歩んできた15年間の経験をもとに、データ分析を単なる分析で終わらせずにビジネスに貢献するに至るには、分析力やIT力に加えて具備すべき能力があることを述べる。具体的には、意思決定の解決につながるような分析問題を設定する力、意思決定者が納得する解を導く力、また、人間の思考力と分析結果を融合させる環境を作る力が必要であるという持論を述べる。

## 1. はじめに

ガス会社というと単純な事業に思われるかもしれないが、業務内容は多様性に富んでいる。LNG（液化天然ガス）を調達するところは商社のような業務、LNGをタンカーで運び製造所で都市ガスに加工するところは石油会社のような業務、都市ガスを地中に埋設したパイプラインで顧客先まで送るのはガス事業の根幹的な業務、さらに、自社ブランドでガス機器を販売しているので商品開発やメンテナンスといったメーカー的な業務も持つ。もちろん、営業活動も行っている。業務の種類が多様な分だけ、データ分析をする機会も多く、その内容も多様である。

筆者は、このようなガス会社の中で、15年前からデータ分析によって会社に貢献しようと地道に取り組んできた。きっかけは、ガス事業に不可欠な「ガス需要予測」であった。これを通して統計解析の素養を身に付け、それをほかの業務課題にも応用してきた。

順風満帆だったわけではない。当初は、分析結果を報告しても、「そんなことはじめから分かってたで!」、「なんの役に立つの?」、「ちっぽけな効果やなあ!」といった辛辣な言葉をもらった。全力でデータ分析を行っても、役に立たなければ意味がないという自覚が芽生え、役に立つことに人一倍執着するようになった。そうこうするうちに、役立つデータ分析とは何かを考えるようになった。

昔と比べて、最近では、データ分析を単なる分析で終わらせず、ビジネスに役立つところまで至ることが多くなった。別に、統計解析を勉強したからではない。その応用力を強化したからでもない。昔と比べると、年齢をと

ったぶんだけ衰えているぐらいだ。だが、昔よりも勝率（実施したデータ分析のうち、単なる分析に終わらずビジネスに役立つまでに至る割合）は圧倒的に高くなった。それは、統計解析やその応用力以外に、新たに身に付けた能力（知恵）があるからだ。それは何なのか、改めて振り返り、体系化して説明することを試みてみたいと思う。

## 2. 「データ分析」の目標をリフレーミングする

### 2.1 ビジネスにおいて「価値あるデータ分析」とは何か?

これまでに数々のデータ分析をやってきた。すべてのデータ分析において、分析結果から何らかの知見を得ることができた。その意味では、いずれも有意義なデータ分析である。しかし、「ビジネスの役に立ったのか?」といわれると、肩身が狭くなる。半分ぐらいは役に立った? いや、それも自信がない。そもそも、「役に立つ」データ分析とは何なのか。分析結果を報告したら、「参考になったよ」とか、「勉強になったよ」といった言葉をもらうことが多い。でも、これは「役に立った」といえるのだろうか。筆者は、企業の中でデータ分析が「役に立つ」条件とは、その結果が意思決定に役立つことであると考えている。その観点で自らがやってきた「データ分析」を振り返ったとき、「参考になったよ」とか「勉強になったよ」と評価されたデータ分析の数々は、「役に立つ」範疇に入らないように思えてくる。極端なことをいえば、世界で初めての知見を得たとしても、それがビジネスの意思決定に役立たなければ、「役に立つ」とはいえない。「分かること」と「役に立つこと」は違うのである。それでは、データ分析は何を成し遂げれば、意

思決定に役立つのだろうか。

## 2.2 「データ分析」の目標をリフレーミングする

まずは、意思決定プロセスにおけるデータ分析の位置づけを考えてみよう(図1参照)。意思決定において、人間はさまざまな手がかりや直感、また、経験を用いて判断を下す。手がかりには、人から聞いた情報もあれば、定性的な情報もあり、定量的な情報もある。データ分析は、そのような手がかりの1つを導出する手段と位置づけられ、その導出プロセスには統計解析などの数学の力とそれを実行するためのITの力を借りる。

しかしながら、分析者が「この分析結果は意思決定の判断材料になる」と考えても、それは独りよがりな芝居である。それが意思決定の判断材料になるかを決めるのは、分析者ではなく意思決定者である。その観点から、データ分析とは、意思決定者の頭脳や心に受け入れられる判断材料を提供するものでなければならない。意思決定者の頭脳には、知識や勘、経験がある。意思決定者の心には、これまでのやり方で成功してきた自信や誇りもある。データ分析は、そのような意思決定者の頭脳や心に受け入れてもらえる手がかりを提供できなければ、意思決定者の判断に影響を与えることはできない。これは、分析者と意思決定者が同一人物の場合でも同じある。筆者自身、自らの意思決定のためにデータ分析を行ったのに、時間をかけて導出した分析結果は意思決定の役に立たなかった経験は多々ある。この場合、分析者としての私が意思決定に役立つと思ってデータ分析した結果について、意思決定者としての私は受け入れられないのである。

ITが進化すれば、生身の人間の代わりにコンピュー

タが意思決定するので、上記のような論点は当てはまらなくなると思われるかもしれない。でも、筆者はそうは思わない。IBMは、コグニティブコンピューティング技術を活用して、人気クイズ番組で歴代賞金王に勝つほどのコンピュータ(通称Watson)を開発した。現在、IBMは、その技術を活用して医療診断を支援するシステムを開発し、商業化に成功している。IBMゼネラルマネージャのマノジ・サクセナ(Manoj Saxena)氏は、Watsonについて次のように語っている。「Watsonは思考はしない。推論と学習を行うだけである。特定の問題領域に特化して専門家を支援するシステムであり、代替することはできない」[1]。「いくらデータの精度が高くても、最終的に意思決定を下すのは医師である。Watsonは医師にとってカーナビのような存在だ」[2]。医師に対して、データドリブンで出てきた診断結果を一方向的に押し付けるだけでは受け入れられないだろう。なぜなら、診断結果について責任をとるのは、コンピュータではなく生身の人間である医師だからである。医師が責任をとる以上、なぜその診断結果になるのか、医師はその理由を納得できなければならない。そして、分析結果を医師に受け入れてもらうには、確度の高い診断結果を出すだけでなく、なぜその診断結果になるのかエビデンスを示すことも必要であろう。IBMは、このようなハードルも乗り越えて、商業化に成功したと思われる。

ビッグデータと機械学習技術を駆使すれば、コンピュータは人間の意思決定を取って代わるような論調があるが、上記の例が示唆するように、筆者は、当面はそういう時代は来ないと考える。意思決定の帰結に対する責任を人間が負う限り(コンピュータにゆだねた意思決定の帰結に対する責任を、コンピュータに問う

ような社会が来ない限り)、コンピュータは意思決定を支援する位置づけに過ぎないと考える。Web企業のレコメンデーションエンジンについても、そのレコメンデーションエンジンに納得し、その帰結に対して責任をとる担当者が存在する。すなわち、「どの商品をレコメンドするか」という意思決定をコンピュータに丸投げしているのではなく、コンピュータの力を借りてより良い意思決定を下しているのである。レコメンデーションエンジンは、ほ

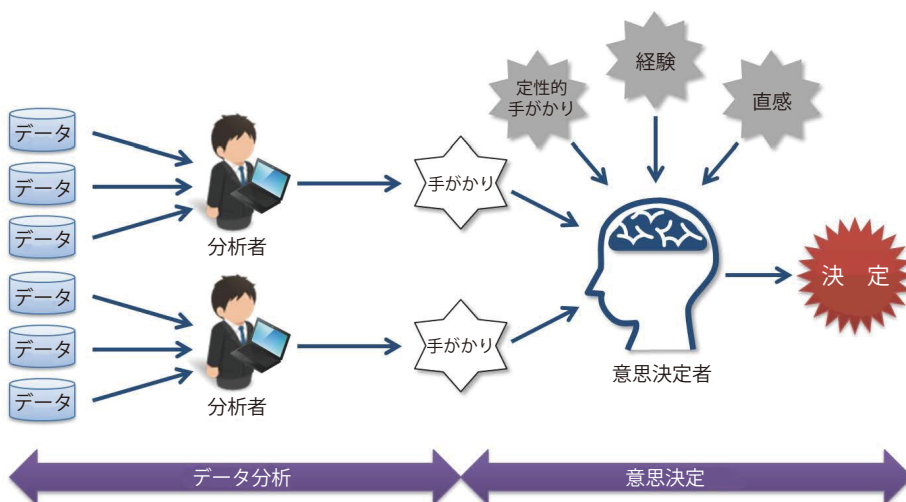


図1 意思決定プロセスにおけるデータ分析の位置づけ

かのデータ分析と比べて意思決定への寄与率（図1において、意思決定に影響を与える手がかりのうち、データ分析から得られた手がかりが占める割合）が圧倒的に高いものの、意思決定の帰結に対する責任を背負うのは人間であるという観点から、筆者はレコメンデーションエンジンも人間の意思決定を支援する手段であると位置づける。

世の中には数え切れないほどのデータ分析が行われているが、いずれのデータ分析についても、その分析結果が生身の意思決定者の頭や心に受け入れられ、それが無い場合と比べて意思決定を改善する方向に導いてこそ、ビジネスに役立つといえる。このうち、「意思決定を改善する」ことの難しさは議論されているものの、「生身の意思決定者の頭や心に受け入れられる」ことの難しさはあまり議論されていないのではないだろうか。

### 2.3 なぜ、意思決定者に受け入れてもらえないのか？

データ分析のゴールは、生身の人間である意思決定者の判断に影響を与えることである。制御システムが機器の挙動に良い影響を与えるように、データ分析は人間の意思決定に良い影響を与えるものといえよう。両者が違うのは、機器は仕組み通りに動くのに対し、生身の人間の頭脳や心は捉えようがない点である。意思決定者は目の前の意思決定をどのように頭の中で捉えているのか、それは分析者からは見えないものであるし、もしかしたら意思決定者本人も明確には分かっていないかもしれない。意思決定者はデータ分析の結果に対して心の中でどのように感じているのか、これも分析者には見えないものであるし、意思決定者本人も自覚していないかもしれない。データ分析とは、このように捉えようのない意思決定者の頭と心に分析結果を受け入れてもらわなければならない、それゆえに難しいのである。

筆者も、以前は、独りよがりなデータ分析に終始し、意思決定者の頭や心に受け入れてもらうに至らなかった。それが、現在は、高い確率で意思決定者に納得してもらい使ってもらえるようになった。決して、数学や統計解析を勉強したからではない。ビジネスドメインの知識を習得したからでもない。独りよがりのデータ分析ではなく、意思決定者に受け入れてもらえるデータ分析を成し遂げるための能力を多少は身に付けたのである。それは何なのか？ その話に入る前に、分析結果が意思決定者の頭や心に受け入れてもらえなかった事例を紹介しよう。

## 3. データ分析と意思決定の狭間

### 3.1 分析結果が意思決定者の判断の手がかりとして活用されない事例

データ分析で、分析者なりには意思決定問題の手がかりを得たつもりなのに、意思決定者の判断材料として採用されなかった事例を紹介しよう。筆者の経験をそのまま話すことはできないので、少し一般化して書きたい。

#### 事例1. プラントの故障予知

あなたは、プラントメーカーのスタッフである。あなたの会社が製造したプラントは、国内外の数百を超える工場に納入されて、それら工場において生産ラインの心臓部を担っている。プラントが故障すると、製造ラインがストップするため、顧客に数百万円もの損害を与えてしまう。あなたは、プラントの故障を予知できれば、故障前に予防措置を施すことで、故障による損失を回避できると考えた。そこで、プラントの運転データを遠隔計測し、そのデータを分析することで故障予知を行うことにした。過去1年間のデータを分析した結果、温度データと圧力データの相関を監視することで、故障発生の前日に予知できることを見出した。あなたは自慢顔でメンテナンス部署に報告に行った。すると、メンテナンススタッフから、「馬鹿もん。前日に故障予知できても、メンテナンスは間に合わないだろう！」と怒られた。あなたは、気を取り直して、データ分析をやり直した。その結果、温度データと圧力データに加えて振動データも用いれば、故障発生の3日前でもかなりの確度で予知できる手法を見出した。あなたは、今度こそは褒められると自慢顔でメンテナンス部署に報告に行った。すると、メンテナンススタッフから、「馬鹿もん。故障しそうな部位まで特定してくれないと、メンテナンスマンはどのような予防措置をすればいいか分からないだろう！」と怒られた。

#### 事例2. エアコンの故障予知

あなたは、エアコンメーカーの社員である。あなたの会社が製造したエアコンは、オフィスやレストランに設置されている。営業時間帯にエアコンが故障すると、設置先の顧客に迷惑をかけてしまう。あなたは、エアコンの故障を予知できれば、営業時間外にメンテナンスマンが予防措置を施すことで、故障を回避できると考えた。休業日は週1日とするならば、1週間前に故障予知できなければならない。そこで、エアコンの運転データを遠隔計測し、そのデータを分析することで故障予知ロジックを開発した。過去1年間のデータについて機械学習を用



いることで、1週間前の中率60%で故障予知できるロジックの開発に成功した。あなたは自慢顔でメンテナンススタッフに報告した。すると、「的中率60%ということは、5回に2回は外れるということだよ。ならば、なぜ故障しそうだと判断したか理由を説明できないと、現場のメンテナンスマンは納得しないよ。機械学習だと分析プロセスがブラックボックスなので、これでは使えない。的中率が80%を超えるなら、理由を説明しなくても現場メンテナンスマンは納得してくれるだろうけどね」と言われた。

### 事例3. 半導体製造ラインの歩留まり改善

あなたは、半導体の製造ラインの品質管理担当者である。近年、半導体のサイズが小さくなるにつれて、歩留まりが悪くなってきた。そこで、あなたは、製造ラインに温度センサや湿度センサを設置し、センサ計測データと歩留まり率の関係を分析することで、製造条件をどのように調整すれば歩留まりが良くなるのかを追求した。製造ラインスタッフ向けに報告会を催したところ、大変参考になったと賞賛された。しかしながら、報告会から何日経っても、製造ラインスタッフは、製造条件の改善に乗り出さなかった。せっかくデータ分析をしたのに使ってもらえないことに我慢ならず、あなたは、製造ラインスタッフのところに状況を聞きに行った。すると、製造スタッフはぼっそりと、「君の分析結果はとても勉強になったよ。でも、俺たちには長年培ってきた経験と直感があるからね」と本音を述べた。

## 3.2 分析結果が意思決定者の判断の手がかりとして使われない要因の類型化

分析者なりには意思決定の手がかりを得たつもりなのに、意思決定者に判断材料として採用されない要因を、上記の事例を踏まえながら類型化していこう。

### 要因1. 問題設定を間違える

分析者が設定した問題と、実際の意思決定のシチュエーションにおいて解くべき問題が違うのである。事例1のケースに相当する。事例1においては、実際のメンテナンス現場で活用するには、故障の3日前までに、どの部位が故障しそうか予知できなければならない。しかしながら、分析者は、故障の1日前に予知できればよい、さらに、故障しそうな部位は特定できなくてもよいと考えてしまったのである（もしかしたら、何日前までに予知できなければならないか？ 故障部位を特定しなければならないか？ という問題意識すらなかったのかもしれない）。

### 要因2. 分析結果を意思決定者に納得してもらえない

適切な問題設定をして、データ分析で数学的に良好な解を得たのに、意思決定者に納得してもらえない。事例2のケースにおいては、意思決定者は、現場のメンテナンスマンである。このケースにおいては、メンテナンスマンは、その予知結果になる理由が示されなければ、予知結果に納得することはできなかった。しかし、分析者はデータ分析に機械学習的な手法を用いたために、得られた解の根拠（なぜ故障すると予知できるのか？）を示すことはできなかった。そのため、メンテナンスマンは故障予知の結果に納得できなかったのである。統計解析だけでなく、最適化問題においても、この類の苦労は多数経験してきた。なぜ最適解であるのかを、数学ではなく現場の言葉で説明できないのである。最適化問題においては、解が感覚に合わないという理由で納得してもらえない場合もある。形式的には諸条件を満たした最適解であっても、暗黙知として人はさまざまなこだわりを持っており（明文化できない制約条件を持っており）、感覚に合わないのである。

### 要因3. 意思決定者のプライドが障害になる

データ分析で得た解について、意思決定に有用な手がかりであると納得してもらえたのに、意思決定者が持つプライド（長年培ってきた経験や勘）がハードルになって、採用されない。事例3のケースにおいては、意思決定者である製造スタッフにとって、歩留まり改善のために有益でかつ納得感のある手がかりであったにもかかわらず、「長年培ってきた経験と勘が負けるはずがない」というプライドが邪魔になって、採用されなかったのである。責任感やプライドのある意思決定者にとって、コンピュータから解を押しつけられるのは受け入れがたいことが多い。他社の分析専門家と話をしていると、業種を問わず多くの企業において、この類の障害に直面しているように思われる。

## 4. データ分析と意思決定の狭間を埋める力

### 4.1 意思決定の枠組みから分析問題を設計する力

分析問題を設定するとは、概念的にいえば、どのようなデータからどんな解を導出するかという問いを決めるということである。この問題設定が不適切であると、せっかくデータ分析で解を導出しても、意思決定に役立たなかったり、業務レベルで運用できなかったりする。ならば、意思決定者に聞けばいいと思うだろうが、意思決定者自身も、どういう分析問題を解けばよいのかを把握

できていない場合が多い。意思決定者は、日々の現場業務において、「何が問題であるか？」よりも「どうやれば解決できるか？」にフォーカスしている。すなわち、WhyがHowの中に埋没してしまって意識されないことが多い。たとえば、工場のオペレーションにおいて、昨年の同月同曜日と同じ操業パターンを踏襲することをルール化している場合、暗に今日の需要は昨年の同月同曜日と同じであると予測していることになる。しかし、工場操業者は、「今日の工場のオペレーションはどうすればいいか」というHowに意識が集中し、そこに内包されている「今日の需要はどれだけだろうか」というWhyを意識していないかもしれないのである。だから意思決定者にどれだけヒアリングしても、それだけで分析問題を設定するのは心もとない。

では、分析者はどうやれば適切な分析問題を設計できるのか。端的に言えば、意思決定者になりきればよいのである。たとえば、顧客ターゲティング分析に取り組むときには、マーケティング担当者になりきって、なぜターゲティングするのか？ 何を達成すべきなのか？ 使用できる顧客情報は何か？ について当事者意識を持てるまでになる。たとえば、故障予知に取り組むときには、メンテナンススタッフになりきって、現状のメンテナンス業務をどのように変えたいのか？ 何を達成すべきなのか？ 現場のメンテナンスマンは、普段のメンテナンス業務で何を大切にしているか？ について当事者意識を持てるまでになる。分析者が意思決定者の置かれている状況、すなわち、目的や目標、使えるリソース、また、現場のこだわりについて、当事者と同じレベルで意識できるようになれば、過去からの慣習や経験に捉われないゼロベースの視点から、知りたいことは何であり、どのような分析問題を解けばそれを知ることができて、その結果として業務プロセスをどのように変えることができるかが見えてくるようになる。意思決定者の目には、過去からの慣習や経験というフィルタで遮られて見えない問題でも、分析者には見えるようになるのである。

意思決定者になりきらなければ分析問題を設計できない理由は、もう1つある。それは、意思決定とデータ分析は不可分だからである。たとえば、予防保全業務を効率化するために、故障予知の分析に取り組むとしよう。現状の業務プロセスでは、

1週間前までに故障予知できなければ予防保全できない。ところが、データ分析の結果、1週間前のタイミングでは故障予知の的中率は30%と低い。一方、5日前のタイミングでは的中率は70%を超えたとする。それならば、5日前に故障予知しても予防保全できるよう、メンテナンス現場にリードタイムを短縮する努力をしてもらえばよい。もし、1週間前までに故障予知するという分析問題だけに固執していたら、このような業務改革まで発展しないだろう。分析者は、分析問題を一義的に決まっている問題と考えるのではなく、データ分析のポテンシャルと意思決定プロセスの自由度をにらみながら、データ分析の効用を最大限に発揮できるように意思決定プロセスを変えられないかどうかも考え、それに合わせて分析問題を設計変更していく力も求められる。

#### 4.2 意思決定者が納得する解を導出する力

かつて筆者は、数学的に優れた解を追求すればよいと思っていた。たとえば、予測精度や的中率が優れた解を追求すれば、意思決定者は満足すると思っていた。しかし、数学的に優れた解と意思決定者が納得する解は必ずしも一致するわけではないようである。意思決定者は、たとえば、なぜその解になるか根拠が明確である、典型的なケースにおける解は自らの勘と経験に合致する、といったことから納得感を得るようである（図2参照）。

納得感を阻むものは、不確実性である。もし、予測結果や推定結果が不確実性を伴わないならば、意思決定者は何の疑いもなく分析結果に納得するだろう。しかし、現実には不確実性を伴う。そして、不確実な分析結果に基づいて意思決定した結果の責任は、コンピュータではなく意思決定者が負うことになる。だから、意思決定者は、数学的に優れた解を押し付けられても、簡単には納得できないのである。

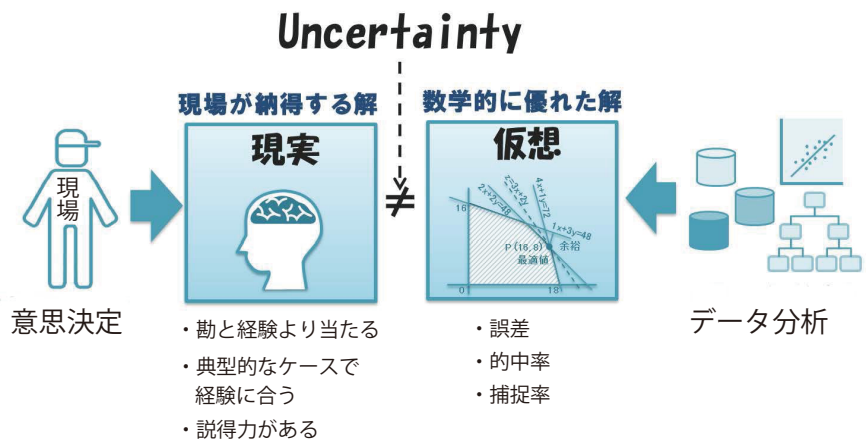


図2 数学的に優れた解と意思決定者が納得する解の違い

間違えてはならないのは、納得することと理解することは同義ではないということである。事例2では、意思決定者は、「的中率が60%程度ならば、その分析結果になった理由が分からなければ採用できない。でも、的中率が80%以上ならば、その分析結果になった理由が分からなくても採用しよう」と言っている。意思決定者が分析結果に納得するとは、その分析結果に従って意思決定したときの帰結について責任を負う覚悟ができるということなのである。

分析者は、数学的に優れた解を得る解き方だけでなく、意思決定者の納得感を得る解き方も模索しなければならない。しかし、それは簡単ではない。たとえば、解の数学的精度と解の説明力（なぜその解になるのかという根拠の分かりやすさ）はトレードオフの関係にあったりする。回帰分析や決定木分析といった手法と比較して、機械学習は解の精度は高いが説明力は低くなる。また、分析モデルを厳密にすればするほど、解の精度は高くなるかもしれないが、モデルが複雑になることでモデルの理解が難しくなったり、完成したソリューションについて入出力項目が多くなるなど使い勝手が悪くなる。分析者は、意思決定者の納得する解がどこに位置するのかを見極めなければならない。

同じような分析問題であっても、意思決定の種類によって、意思決定者の納得感を得る解は異なる。たとえば、マーケティングやトレーディングなど、外れても損害は小さい意思決定や繰り返し型の意思決定においては、精度が高い解であれば説明力（その解の根拠）が乏しくても意思決定者に納得されやすい。一方、工場のオペレーションや医療診断など、1つ間違えると致命的な意思決定は、精度が高い解であっても説明力に欠けていれば意思決定者に納得されにくい。また、同じ意思決定でも、意思決定者の置かれている状況によっても、納得感を得る解は異なる。業務目標の達成に切羽詰まっている状況では、説明力はそれほど問われないかもしれない。一方、現状でも特に問題はないがさらなる改善を目指す状況では、精度が高いだけでなく説明力もある解でなければ意思決定者は納得しがたいだろう。

#### 4.3 意思決定者の思考力とデータ分析のパワーを融合する力

シャム・サンカー (Shyam Sankar) 氏は、最高のソリューションは、人間の思考力からでもなく、最先端のコンピュータからでもなく、その協力関係から生まれると主張している[3]。その証左として、チェスチャンピオ

ンとコンピュータの試合を挙げている。1997年に、チェスの試合で、ガルリ・カスパロフ (Garry Kasparov) 氏 (世界王者) はディープブルーというスーパーコンピュータに敗れた。そして、その8年後の2005年に、アマチュアプレイヤーとラップトップコンピュータの組合せが、スーパーコンピュータに打ち勝った。

人間はコンピュータにはない思考力を持つ。洞察力と想像力である。コンピュータは人間にない思考力を持つ。計算力と記憶力である。そして、最高のソリューションは、人間の思考力からでもなく、最先端のコンピュータからでもなく、その協力関係から生まれる。

筆者らは、あるプラント運転計画の最適化に長年取り組んできたが、どうしても現場が納得する「最適解」を導出するモデルを作れなかった。イレギュラーなケースへの対応など数学的に表現することが困難な細かいリクエストに答えきれなかった。そのような苦境を打破できたのは、皮肉にも、最適化をあきらめたときだった。最適化からシミュレーションツールの開発に方針変更して、うまくいきだした。最適化をあきらめる代わりに、シミュレーションツールのユーザインタフェースにこだわった。運転計画を変えたときにプラント各部でどのような変化が起こるのかを一目瞭然で分かるような出力画面を設計し、プラントオペレータがシミュレーションツールと対話しながら試行錯誤を繰り返して運転計画を導出できるようにした。

故障予知の分析に取り組んでいたときには、はじめのうちは現場のメンテナンスマンがなかなか乗り気になってくれなかった。メンテナンスマンは、コンピュータが予知結果を出し、それに従って予防保全活動を行うという、受動的な仕事の仕方に違和感を感じているようであった。そこで、1つの予知結果を出力するのではなく、複数の候補の中からメンテナンスマンに選択してもらったようにした。具体的には、メンテナンスマンが的中率と補足率の下限値を入力し、それに適合する予知結果の一覧を表示する、そういった対話的なインタフェースを導入した。メンテナンスマンがコンピュータが出力する解をそのまま受け入れる受動的なスタイルから、メンテナンスマンがコンピュータと対話しながら解を探していく能動的なスタイルに変えたのである。その結果、メンテナンスマンは、故障予知システムを積極的に使うようになった。

コンピュータと人間の思考力が協力する環境を作るには、分析結果だけでなく、その根拠を見せたり、複数の結果を提供することで、意思決定者が分析結果を解釈し、



勘と経験も含めて解を選択する機会を提供する、そういったインタラクティブな入出力インタフェースを作ることが重要である。どこまでをコンピュータ(データ分析)にゆだねるか、分析結果をどのように見せれば意思決定者の思考力と融合できるかを考えて、人とデータ分析のインタフェースをデザインする力を身に付けなければならないのである。

## 5. おわりに

1990年代と現在を比較すると、データ分析の環境は大きく変化した。1990年代は、データの取得は簡単ではなく、コンピュータ能力も十分ではなかった。意思決定に必要な分析問題を解くのが精一杯であり、それを実行するためにIT力と数学力が求められた。誰もが不可欠と考えるデータ分析だけに取り組んでいたの、分析結果を意思決定者の頭や心に受け入れてもらうための努力はそれほど求められなかった。

現在は、データ取得は容易になり、また、機械学習など複雑な計算もパーソナルコンピュータで実行できるようになり、データ分析のポテンシャルが飛躍的に大きくなった。必要不可欠な分析しかできない時代から、人の想像を超える分析が可能な時代になった。人の思考の手のひらでデータ分析を操っていた時代から、人の思考の領分に侵入してくる時代になったのである。そのような時代においては、IT力や数学力だけではデータ分析のポテンシャルを十分に発揮できない。それを意思決定に役立たせる方策を考える力も具備しなければならない。本稿においては、筆者の経験から、どのような力を備えるべきか持論を展開した。

今では、企業の経営者も、データ活用や分析力を競争力の1つとして認識している。しかしながら、多くの企業では、データ整備や統計解析者の育成に努めているものの、データ分析でビジネス成果を挙げるには至ってい

ないように思われる。データ分析という手段と意思決定が繋がっていない、すなわち、データ分析と意思決定の狭間を埋める力が足りないのである。本稿を読んでいただき、データ分析を単なる分析に終わらせず、データ分析でビジネスを変えるためのヒントになれば、望外の喜びである。

**謝辞** 本稿は、大阪ガス(株)情報通信部ビジネスアナリシスセンターの取り組みから得られた知恵をまとめたものです。ビジネスアナリシスセンターのメンバである、河村真一さん、本田敦夫さん、岡村智仁さん、谷俊明さん、小林宏樹さん、高木大輝さん、國政秀太郎さん、手塚孔一郎さん、尾崎知恵さん、また、(株)オービス総研の吉田隆光さん、松本祐司さん、生良真隆さん、川見雅史さんの尽力なくしては、本稿で述べた知見は得られなかったでしょう。心より感謝申し上げます。

### 参考文献

- 1) IT Leaders:「IBM Watson」、ビッグデータの延長上で応用段階に 2013年にはパッケージ製品、クラウド・サービスを提供へ、  
<http://it.impressbm.co.jp/articles/-/10235> (2012年10月22日現在)
- 2) IT media エンタープライズ: Watson は医師にとってカーナビのようなもの、  
<http://www.itmedia.co.jp/enterprise/articles/1111/01/news122.html> (2011年11月1日現在)
- 3) シャム・サンカー: 人間とコンピューターの協力関係のはじまり、  
<http://u-note.me/note/47485333>

河本 薫 (非会員) [kaoru-kawamoto@osakagas.co.jp](mailto:kaoru-kawamoto@osakagas.co.jp)

1991年京都大学大学院工学研究科応用システム科学専攻を修了。同年、大阪ガスに入社。1998年から2000年まで米国ローレンスバークレー国立研究所にて、エネルギー消費データの分析に従事。2001年から、大阪ガスにてデータ分析に従事。現在、情報通信部ビジネスアナリシスセンター所長。大阪大学招聘教授を兼任。博士(工学、経済学)。

採録決定: 2015年4月3日

編集担当: 丸山 宏 (統計数理研究所)