

ビッグデータの見えざる手

—ビジネスや社会現象は科学的にコントロールできるか—

Invisible Hand of Big Data: Are Social/Business Phenomena Scientifically Controllable?

矢野 和男

Yano Kazuo

佐藤 信夫

Sato Nobuo

渡邊 純一郎

Watanabe Junichiro

森脇 紀彦

Moriwaki Norihiko

ビッグデータが注目される中で、その活用の根底にある問い「社会現象や経済を、科学的にコントロールできるか」がこの論文のテーマである。まず、大量データにより発見された「人間行動の基本方程式」を紹介する。これを活用し「業績向上仮説を発見する機械」の実現性とその実績、そして「ビッグデータでもうける3原則」を紹介し、ここで見てきたデータと社会の幸福に関するビジョン「データの見えざる手」を提唱する。これらを踏まえ、今後のテクノロジーの大きな方向として、コンピュータと人間とが協調して問題解決する「アドバンスシステム」の概念を提案し、社会に共感とイノベーションを導く挑戦を展望したい。

1. はじめに

20世紀には、宇宙から生物までの幅広い自然現象が科学的に解明され、エネルギー、情報、バイオ、ナノなどを制御する新産業を可能にした。これに対し、社会現象や経済に関しては、「社会科学」、「経済学」などの学問が発達してきたものの、それらは自然現象に関するサイエンスと比べると、定性的なものにとどまっている。しかし、情報技術の発展により加速度的に収集・蓄積されている社会の「ビッグデータ」を活用して、社会・経済活動についても新しいハードな定量科学と制御技術が生まれ、21世紀の新産業を生む可能性がある。

ここでのテーマは「大量データを活用し、社会現象や経済を、科学的にコントロールできるか」である。結論はイエスだ。しかも、コントロールできる範囲は今後急速に拡大する。

われわれは、ビッグデータという言葉の生まれる前の2003年から世界に先行して上記の研究に着手し、3つの観点から、このテーマを追求してきた。

第1に、人間・社会行動には、自然現象のような法則性があるのか。これまで科学技術がよりどころにしてきたよ

うな基本方程式は発見できるのか。

第2に、これを基に、企業業績や社会行動を科学的に予測する機械は可能か。コンピュータは、企業や社会の業績向上への道を教えてくれるのか。

第3に、大量の人間・社会データの活用は、人の幸福を高めるのか、あるいは、監視社会に導き、幸福を損なうのか。

ここでは、この3つの問いを通して最初のテーマに迫りたい。

2. 人間行動の方程式

人間行動や社会行動は、原理的に科学や予測の対象にならないのではないか、という疑問がある。なぜなら人には地域、文化の違いや、個性、思い、情などがあり、それらは科学的な客観性とは異質な「主観」の対象に見えるからだ。

この従来の世界観を、コペルニクス的に転換させる事実が最近の実験で発見された。

2.1 人間行動を身体運動に投影して見る

まず準備として、多様な人間行動を定量化する方法を紹介する。これまで行動データをコンピュータで自動分類する研究(食事と歩行と睡眠などの分類)が行われてきた¹⁾。しかし分類は常に恣意的(しいてき)である。さらに一見、分類の異なるリンゴと月に共通の運動法則を見だし、虫と人間を共通のDNA (Deoxyribonucleic Acid) で説明したのが科学の歴史であることを考慮すれば、安易に分類するのは科学的思考と逆行する。

そこで、人間活動はすべて筋肉活動を通じた身体運動に帰着することに着目し、あらゆる社会行動を統一的に定量化するアプローチを着想した。具体的には身体運動のリズ

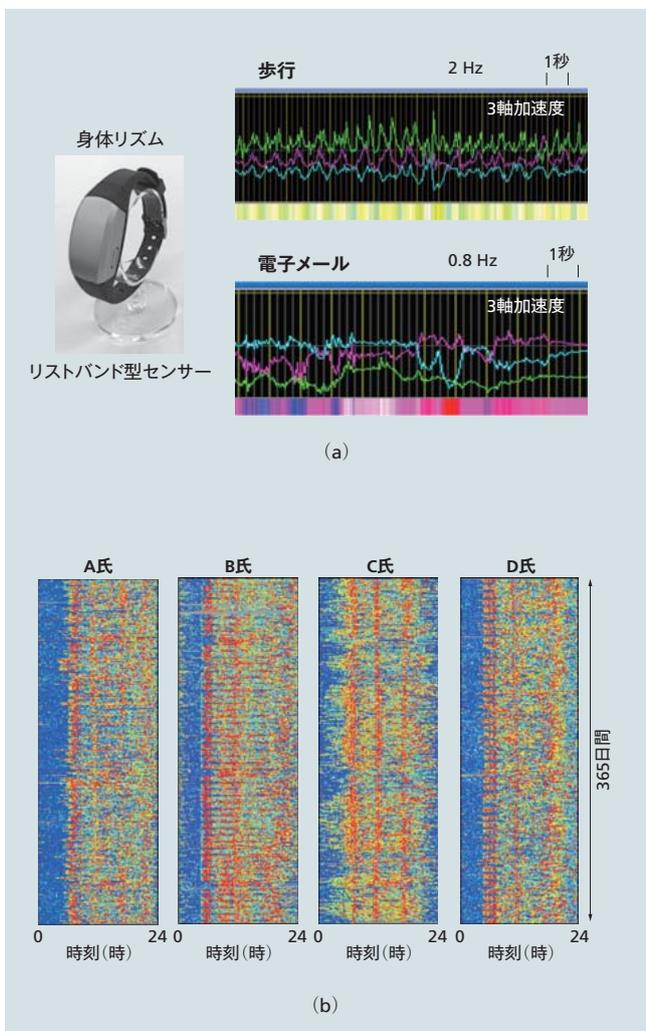


図1 | リストバンド型人間行動センサー「ライフ顕微鏡」とその三次元加速度波形 (a), 4人の1年分の「ライフタペストリ」の例 (b)

加速度センサによる腕の動きの波形は、行動の特徴を記録する。この波形から動きの活発な状態を赤、安静な状態を青とし、その間をスペクトル状に色分けしたものがライフタペストリである。人の行動を絵巻物のように俯瞰することができる。

ム (周波数) に注目する。

このために世界に先駆けて開発した「ライフ顕微鏡」はリストバンド型のセンサーで、腕の動きを加速度センサーで記録する²⁾ [図1 (a) 参照]。筆者は、2006年の2月からすでに7年以上身体リズムを24時間記録し続けている。加速度センサーは、50ミリ秒ごとに、腕のわずかな動きでさえ捉えてメモリに記録し、クラウド上に蓄積する。この可視化には、腕の動きに投影された行動を通して、人生を一望する「ライフタペストリ」を考案し、活用している [図1 (b) 参照]。

一見して、行動パターンは、人や日により多様である。ところが、この身体リズムを、1日分合わせて統計分布をとると、実は誰もが同じ統計分布を示すことを発見し³⁾ (図2参照)、U分布(Uはユニバーサルの意味)と名付けた。このU分布は広く知られた「釣り鐘型」の正規分布とは全く異なり、指数関数に従い「右肩下がり」の分布である。

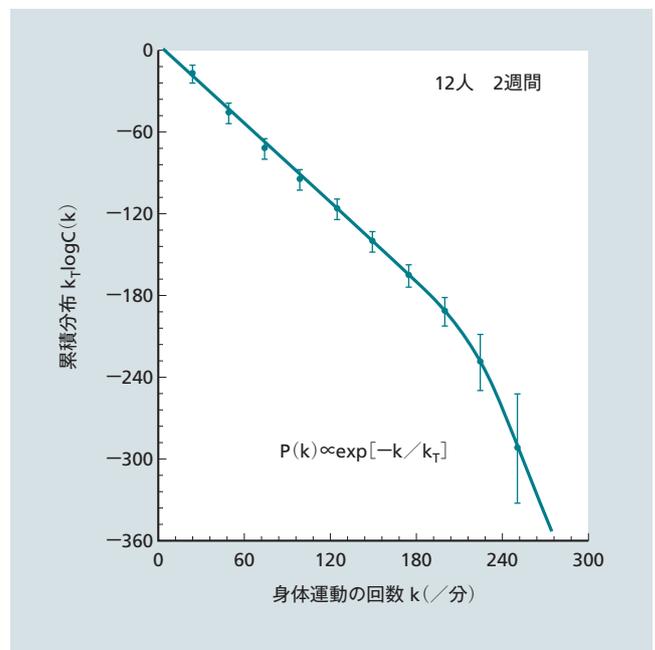


図2 | U (Universal) 分布

12人、2週間の身体運動の統計分布 (累積分布) を示す。人によらず美しい指数分布に従う。

U分布と同形の分布は、原子の熱運動の分布 (ボルツマン分布) に見られるが、人間の身体運動が同形になることは大変意外である。なぜなら人が自分の意思で行動を決めているとすれば、分布はその意思決定の特徴を反映するはずだからだ。実際には、多様な人たちが、魔法にかけられたように、同じU分布に従って、行動している。

2.2 繰り返しの力

この観測結果は、以下に示す「繰り返しの力」により理解できる。合計900個 (見やすさのため、縦30個×横30個に配置) の升目から成る碁盤を考え (図3参照)、身体の動きを表す玉 (例: 7万2,000個) を盤上に置く。碁盤全体があなたの1日を、各升目が1分間を表す。

まず、ランダムに玉を配置してみよう。そうすると升目の玉の数は正規分布 (ポアソン分布) に従い、実験データとは全く合わない。

実験を説明するには、さらにランダムに升目を2つ選んで、一方から他方への玉の移動し、これを繰り返す。もともとランダムに置いた玉を、さらにランダムに動かしても結果は変わらないように見える。実際はこれで強い「まだら模様」が現れ (図3参照)、きれいなU分布の数式にのる。これをUモデルと呼ぶ。

これらからU分布の本質は「いつ身体を動かすか」を、人が自由に調整する (玉の移動に対応) ことであり、逆に、この自由度が奪われるとU分布から外れることが分かる。すなわちU分布とは「行動の自由」を表す分布である。

さらにU分布での玉と玉との間隔に着目すると、時々

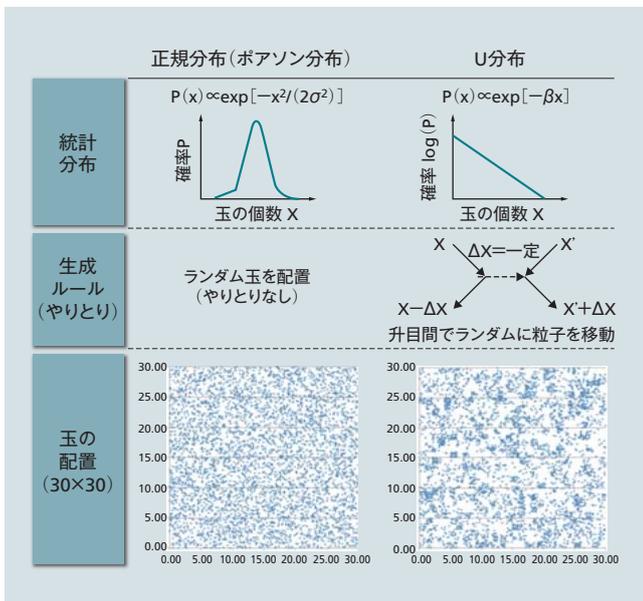


図3 | 人の1日のモデル「Uモデル」

単純なルールでU分布を生成することができる。900個=30個×30個の升目に7万2,000個の玉を配置することで、900分の1日の間に72,000回身体を動かす(1分間平均80回)人の1日の行動をモデル化する。ランダムに玉を配置すると左の正規分布になり、実験と合わない。升目間で玉をランダムに移動させることで実験を再現できる。

刻々、次に玉に出会う確率(身体が動く確率)は、われわれの発見した美しい方程式に従う。

$$dP(t)/dt = - (1/T) P(t) + F(t) \quad [1/T \text{ 方程式}]$$

$P(t)$ は、直前の身体運動後に、次の身体運動がまだ発生していない確率であり、 T は直前の身体運動からの経過時間である。 $F(t)$ は、U分布からのずれをもたらす力である。ランダムな正規分布を導くマスター方程式 $dP(t)/dt = - (1/\tau) P(t)$ と比較すると(τ は時定数)、正規分布では時間の流れが一定なのに対し、 $1/T$ 方程式では時間の流れが経過時間 T とともに速くなる。これを $1/T$ 則と呼び、「行動を続けるほどやめられなくなる」ことを意味する。

この方程式は経験的な法則を見事に予測する。作業に熱中すると時間が早く過ぎること(心理学の「フロー体験」^{4), 5)}や、返信しないメールはますます返信しにくくなる(Nature誌⁶)に掲載)ことや、会わない人とはますます縁遠くなること(ことわざでは「去る者は日々に疎し」)を定量的に予測する。古代のギリシャでは、機械的に進む「クロノス時間」と、人の内的な時の流れ「カイロス時間」が明確に区別されていた。 $1/T$ 方程式により、主観的なカイロス時間に客観的の根拠が確立された。

20世紀には、マクロな自然現象を、ミクロな原子運動から予測する「統計力学」が確立され科学技術の一大発展を可能とした。ここで分子衝突の「繰り返しの結果、「分子のミクロな状態を知らなくとも、マクロな現象の予測ができる」という画期的原理が確立された。

今回、人間や社会行動についても、毎日7万回を超える動きの繰り返しに注目することより、人それぞれの「感情」や「事情」などの詳細を知らなくとも、マクロな予測や制御が可能となるという新たな世界観が拓(ひら)かれた。

3. 経済やビジネスをデータで動かす

ここではさらに、 $1/T$ 方程式を活用し、社会や経済現象を科学的に制御する方法を、具体事例を通して紹介したい。

3.1 コールセンターの業績向上

仕事への集中は生産性を高めるだけでなく、充実感や楽しさももたらすことが期待される。 $1/T$ 方程式によれば、仕事に集中・熱中する状態では「時間の進み方が伸縮」し、これが「身体運動の継続時間の伸縮」として定量計測が可能となる。

この「集中」の制御を通して企業業績が高められることが、コールセンターで実証された。実験は、電話セールスのアウトバウンド型のコールセンター(150名)を対象に行われた(株式会社もしもしホットラインと共同⁷⁾)。

社会現象の理解には、個人の行動に加え、周りの人や環境との相互作用を計測する必要がある。社会科学ではこの考え方は「動的システム理論」と呼ばれ、物質の性質を、構成分子とその周りとの相互作用から理解してきたアナロジーを社会理解に適用したものである³⁾。

世界に先駆けて開発した名札型のヒューマンビッグデータ(HBD: Human-oriented Big-data)センサー(図4参照)が、この社会的な相互作用の計測を可能にする⁸⁾。センサーは、人の身体運動を計測するのに加え、そのときに周りにいた人の身体運動や場所も記録する。実験では、従業員全員がHBDセンサーを装着し、加えて電話セールス担当者のス

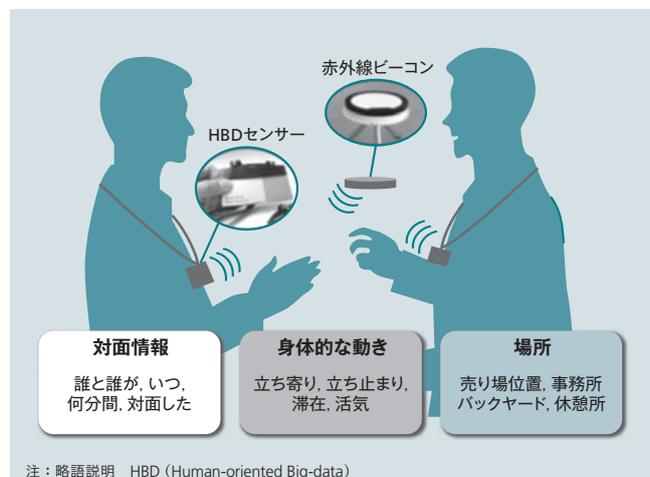


図4 | HBDセンサー(旧称ビジネス顕微鏡)

HBDセンサーは、対面情報、身体的な動き、場所を検出する。場所については、赤外線ビーコンの発信する場所のID情報を受信することで屋内でも詳細な位置情報が得られる。

キルレベルなどをアンケート調査した。業績の指標として、システムログに残された受注率（単位時間に受注成功した件数）に着目し、これと相関する要因をデータから求めた。

意外なことに、受注率は、休憩中における集団的な身体運動の活発さや継続性（いずれも加速度により計測）と相関していた（図5参照）。身体運動が活発な人の受注率が高いという人ごとの相関は見られず、集団全体の身体運動が活発な日に集団全体の受注率が高まるのだ。1/T方程式によれば、集団全体での身体運動が活発化するほど、集団としての身体運動が止まりにくくなる。このような集団的な身体運動のドライブがかかった状態に受注率が高まる。これはチームが「乗っている」とこれまで表現されてきた状態を初めて客観的に定量化したものである。

この休憩中の集団活性度を向上するために、それまでばらばらにとっていた休憩を、同世代のチームで同時にするようにした。その結果、休憩中の活気が10%以上向上し、その結果、受注率が13%も向上した（図6参照）。

この結果は、この現場に特有の結果ではない。同じコールセンターだが、インバウンド型センター（顧客からの問い合わせ対応センター）の実験が、しかも米国の銀行で、MIT (Massachusetts Institute of Technology) のグループにより行われ、同様の結果が得られている⁹⁾。1件当たりの処理時間で定義された生産性が、ここでも休憩時の集団的な身体運動の活発度に強く影響されていた。休憩の活性化施策により、最大で20%も生産性が向上し、12億円ものコスト効果を実現した。アウトバウンドとインバウンドとの違いも、米国と日本との違いも超える普遍性が確認された。

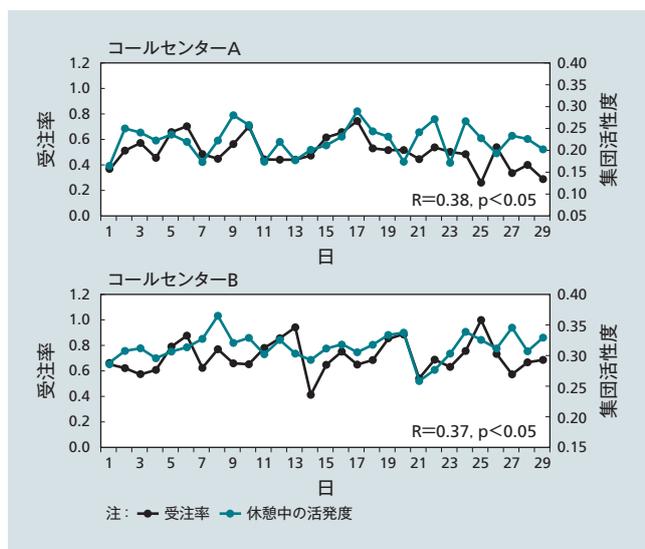


図5 | コールセンターにおける受注率と休憩中の集団活性度との相関
コールセンターの拠点AとB共に、日ごとの受注率は、休憩中の身体運動の活性度と相関する。

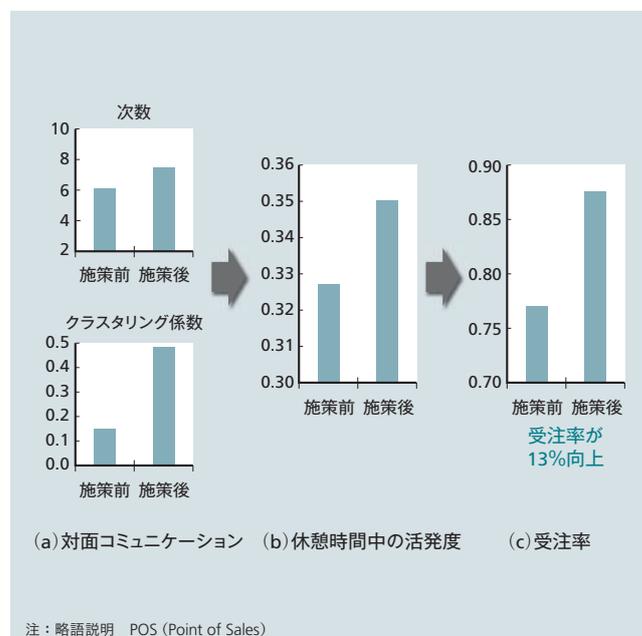


図6 | コールセンターにおける休憩時間の活性化施策の効果

ばらばらにとっていた休憩を、同世代の4人1組で取ることで、対面コミュニケーション、休憩中の活発度、受注率が向上した。

身体運動の計測と1/T方程式により、集団的な生産性要因を特定し、予測に基づき業績向上を実現することができた。また、この経験から、業績に影響する要因の候補を、身体運動を含め多数生成し、業績と相関するものを特定するという手法の有効性を確かめた。

次の事例では、この業績仮説の発見をコンピュータでさらに系統的に行う技術とその適用を紹介する。

3.2 店舗の業績向上

次の事例は大規模店舗（約1,000坪のホームセンター）である¹⁰⁾。POS (Point of Sales) の売上高データに加え、HBDセンサーにより、顧客や従業員の身体運動に加え、店内動線、従業員による顧客接客、従業員どうしの会話などを記録した。このセンサーは、GPS (Global Positioning System) では取得できない屋内の詳細な場所を独自の赤外線センシングにより取得できる。通路のどちら側の棚に顧客が向いているかまで計測可能である。さらに身体運動を通して会話のキャッチボールのパターンなどを定量化できる（ただし会話の内容は記録されない）。

3.3 コンピュータ vs 人間

最初の10日間の事前計測の後に、この計測データを参考にして、1か月後にこの店舗の売り上げをどこまで向上できるかを、人間の専門家とコンピュータによるDSE (Data Science Engine: データサイエンスエンジン) との間で競わせた。

流通業界で実績のある専門家、幹部にインタビューを

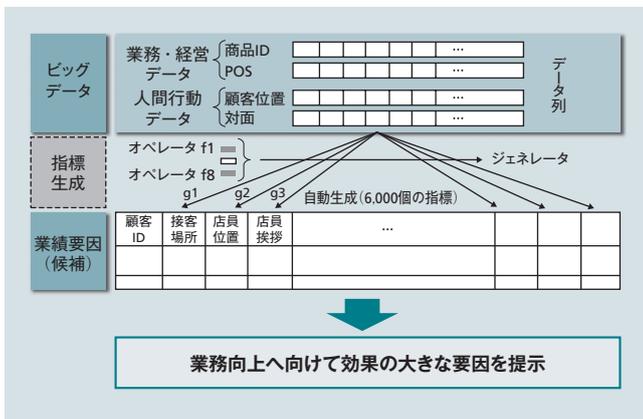


図7 | ビッグデータの分解再合成技術

大量のデータをいったん要素に分解し、これを組み合わせて大量の指標を自動生成する技術である。店舗の事例では6,000個の指標を自動生成した。

行い、店長にヒアリングし、絞り込んだ注力商品の店内広告を設置し、棚の配置を改善した。

一方、コンピュータは、データを、自動で小さな要素に分解し、これをさまざまな組み合わせで再度合成することにより、業績向上に影響する要因の候補を大量に (6,000個) 生成し、業績との関係を網羅的に調べた (図7参照)。

この結果、顧客単価に影響がある意外な業績要因を提示した。それは、店内のある特定の場所から従業員がいることであった (以下、「高感度スポット」と記す)。この高感度スポットでの従業員滞在を10秒増やすごとに、そのときに店内にいる顧客の購買金額が平均145円も向上するというところを見つけた (図8参照)。これに従い、従業員の高感度スポット滞在を増やすことを依頼した。

一月後に、人間の対策は、店舗の売りにげにほとんど影響を与えていなかったのに対し、コンピュータの指摘した高感度スポットでは、従業員の滞在が1.7倍に増加し、その結果、店全体の顧客単価が15%も向上した。

このとき、顧客の商品棚への滞在時間は、ここでもほぼ

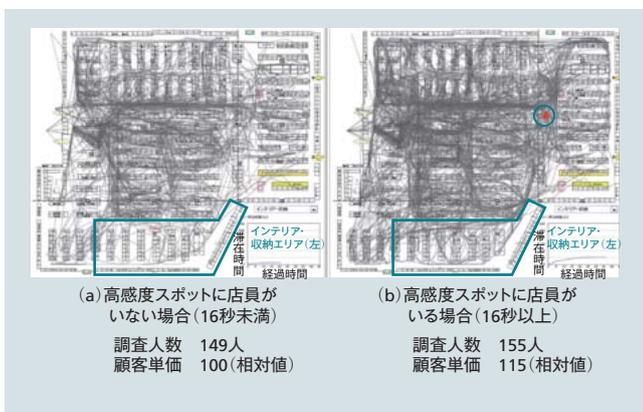


図8 | ホームセンターにおける顧客動線の比較

高感度スポットに従業員がしきい値以下の時間しかいなかったときに買い物した顧客の動線を (a) に、同じく従業員がしきい値以上の高感度スポットにいたときに買い物した顧客の動線を (b) に示す。もともと顧客の立ち寄りの少ないインテリアエリアほかの滞在が増加し、顧客単価が向上している。

U統計に従う。顧客の立ち寄り頻度にまだ模様ができ、顧客行動は1/T方程式に従う。これはある商品棚を諦める代わりに、隣の棚を見つるといふ、滞在時間の「やりとり」が水面下で無数に行われた証拠である。逆に、U分布からのずれは、この顧客の自由な店内行動選択の蚊帳の外に置かれた場所である。後述のDSEは、いわば店のにぎわいから取り残され、しかも売りにげに重要な商品群を自動で発見し、そこに影響のある要因を見つけ出していた。

3.4 科学するコンピュータ

従来のコンピュータは、プログラムを入力とし、データを出力する。これは、「一般原理から個別結果を生成する」意味で「演繹 (えき)」的な処理である。この処理は、人の作業を置き換えて効率化してきた。給与計算や全社の売上げ集計を効率化してきた。

一方ビッグデータの活用に必要な「個別事実から一般的な法則性を見いだす」という「帰納」は、コンピュータにとって不得手である。従来、本来は「帰納的」なデータ分析に、「演繹用」に作られたコンピュータを使わざるをえなかったため、分析者が「仮説」を設定しコンピュータに検証させてきた。

しかし実際には、人は仮説をうまく設定できないという問題がある。膨大なデータに潜む現象や法則性は人間には想像しようがないからだ。無理に仮説を作ろうとすると、人がもともと想定できることに限られる。関係者のヒアリングや現場の調査などで大変な労力がかかり、しかも人が想定できるものをデータで検証しても、あまり価値はない。

ビッグデータ分析では、むしろニュートンなどの科学者の仕事をコンピュータが行う必要がある。天才のひらめきを模倣するのではなく、コンピュータの得意な網羅性と大量データを生かして、科学的発見を行うコンピュータが今後の方向である。

今回威力を発揮したのが、開発中のDSEである。DSEは、多様なデータを入力して自動で解釈する。入力するデータベースは多岐にわたり、従来、分析者は膨大さに途方に暮れる。ここであらかじめ仮説により一部だけを取り出し、ほかは無視するのが普通だ。DSEは、人が立ち向かう気も起きないような多種のデータを愚直に解釈する。さらにこの多様なデータを掛け合わせて、業績に影響のある要因の候補を大量に創り出す。さまざまな要因の複合要因の組み合わせは膨大であるが、DSEは重要な要因をデータから効果的に探す。

3.5 ビッグデータでもうける3原則

ここで、ビッグデータ活用の3つの原則を紹介したい

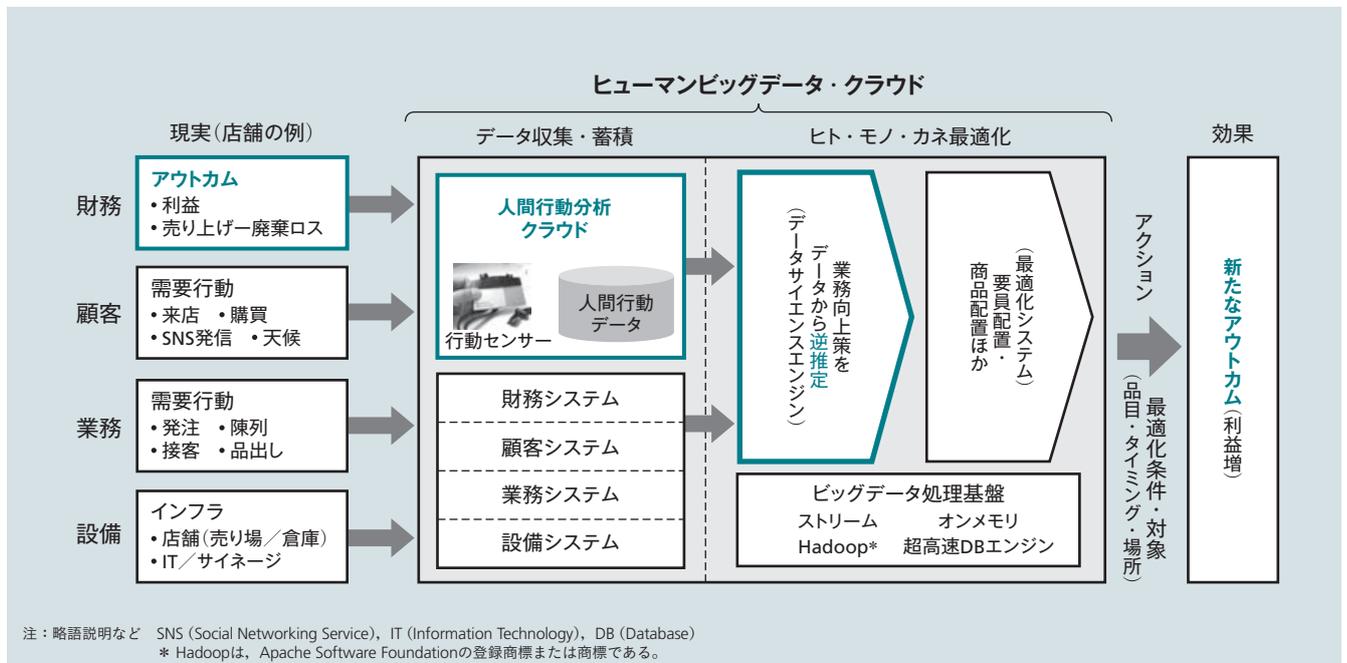


図9 | ビッグデータの4層構造(財務、顧客、業務、設備)とビッグデータでもうける3原則との関係

ヒューマンビッグデータクラウドは、経営・業務システムのデータと人間行動センサーを合わせて、業績向上策をコンピュータが逆推定する。

(図9参照)。

第1原則：向上すべき業績(アウトカム)を明確にする。

第2原則：業績に関係するヒト・モノ・カネのデータを広く収集する。

第3原則：コンピュータに業績向上仮説を、データから逆推定させる。

第3の原則は、すでに説明した「コンピュータに仮説を作らせる」原則であり、第1原則と第2原則は、この第3原則の前提を説く。第1原則は、向上すべき業績(アウトカム)、すなわち財務的な利益を追求することの重要性である。一見、当たり前のように案外守られない。というより、われわれは、守らないで痛い目に遭ってきた。実際には、ビッグデータの案件では、大量のデータがあるので、何かに使えないだろうか、というようなきっかけで始まることが多い。しかし、向上すべき業績が想定できないとしたら、それは失敗する。これが案外守られないのは、データを見始めて、それを一部可視化すると、案外おもしろいので、顧客も興味を持ってくれる。したがって、データの見える化だけでも顧客価値があるように勘違いするのだ。しかし、財務的な業績に結び付かないものは、最終的な価値にならないと冷静に考えたほうがよい。第2原則は、業績には、ヒト・モノ・カネのすべてが関係しているが、多くの場合、情報システムにたまったデータだけでは、ヒトのデータが不足している。人に関するデータが重要なのは、顧客と従業員の行動が業績に強く影響しているからだ。

4. ビッグデータと社会の幸福：データの見えざる手

この人間行動データの活用というのは、現状では、どこか非人間的な印象を与えたり、監視社会にならないかということを心配する声がある。この議論では、とにかく、新しい話題を持ち上げる論調か、むやみに変化を恐れる論調か、このどちらかに陥りがちだ。ここではこの二分論を超えた新たな視点を提唱したい。

経済学の開祖であるアダム・スミスは、「見えざる手」という言葉で、自己の経済的利益を追求することで、富が社会に自律的に分配され、社会が豊かになることを説いた。実は、大量データが、このアダム・スミスの「見えざる手」を現代に新たな形でよみがえらせるのだ。

前述した2事例を具体的に見てみよう。コールセンターでは、データで利益を追求した結果、従業員の休憩時間を活気づけることに経営資源を投入することになり、実際に業績が向上した。店舗では、店のにぎわいを高めるための「つぼ(ホットスポット)」に従業員を重点配置し、店のにぎわいに加え、接客や活発度が高まった。いずれも、利益追求は、結果として関係者の積極性を高め、集団の活発度を高めることになった。

人の積極的な行動は、幸福感に強く関連することがこれも大量データから明らかになっている^{11), 12)}。積極的行動が、幸福に導くのではなく、積極的行動自体が、人の幸福感の正体なのだ。データによる利益追求は、人と「積極性」を通じて「幸福感」を創り出したことになる。

すなわち、大量のデータを活用して個人や企業が自己の利益を追求するとき、古典的な「見えざる手」を超える、

新たな「データの見えざる手」の導きが生まれるのだ。自己の利益を追求すればするほど、見えないところで、「データの見えざる手」により社会に豊かさが生み出されるわけだ。

コンピュータが大量データを活用して出す答が、人間以上に人間を配慮した答である点が意外な発見だ。これは人の恣意的な取捨選択を超えて、データ中に潜む要因間の複雑な依存関係をコンピュータが考慮するからだ。

5. おわりに

コンピュータが将棋のプロ棋士を破ったのは記憶に新しい。大量データ（棋譜）とアウトカム（勝敗）の明確な問題では、コンピュータが急速に有利になっているのだ。ビジネスでもこのような問題が増えており、コンピュータの活用が今後急速に進むだろう。

ここで重要なのは、人の経験と勘とコンピュータとは、互いに補完関係にあり、対立軸で捉えてはいけないことだ。チェスの元世界チャンピオン、ガルリ・カスパロフは、コンピュータに敗れたことで有名になった¹³⁾。しかし、彼の偉業はむしろその後、「アドバンスドチェス」という、コンピュータと人間が協力して戦うチェスを創始したことにある。終盤に強くミスもしないコンピュータと創造的な大局観に強い人との組み合わせが最強の問題解決力を実現する。この機械と人間のチームが、人単独よりも、コンピュータ単独よりも強くなった¹⁴⁾。

ビジネスや社会問題の解決に、大量データを活用し、人と機械を融合した「アドバンスドシステム」が新たな社会イノベーションを拓くだろう。ここに日立は大きく貢献できると考えている。社会インフラのアドバンスドシステム化により、共感とイノベーション豊かな世界の実現に挑戦したい。

参考文献

- 1) K. Ouchi, et al. : Life Minder: A Wearable Healthcare Support System with Timely Instruction Based on the User's Context, IEICE Trans., Information and Systems, Vol. E87-D, No. 6, pp. 1361-1369 (2004.6)
- 2) T. Tanaka, et al. : Life Microscope: Continuous Daily-activity Recording System with Tiny Wireless Sensor, Proc.5th International Conference on Networked Sensing Systems (2008.6)

- 3) K. Yano : The Science of Human Interaction and Teaching, Mind, Brain, and Education, 7 (1) , pp. 19-29 (2013.3)
- 4) M. Csikszentmihalyi : Flow: The psychology of optimal experience, New York, Harper & Row (1990) .
- 5) K. Ara, et al. : Predicting flow state in daily work through continuous sensing of motion rhythm, Proc. 6th Int., Conf. Networked Sensing Systems, pp. 145-150 (2009)
- 6) A. L. Barabasi : The origin of bursts and heavy tails in human dynamics, Nature, 435, pp. 207-211 (2005)
- 7) J. Watanabe, et al. : Resting time activeness determines team performance in call centers, ASE/IEEE Social Informatics, Washington, DC (2012.12)
- 8) Y. Wakisaka, et al. : Beam-scan sensor node: Reliable sensing of human interactions in organization, Proc. 6th Int. Conf. Networked Sensing Systems, pp. 58-61 (2009)
- 9) A. Pentland : The New Science of Building Great Teams, Harvard Business Review (2012.4)
- 10) N. Moriwaki, et al. : Sensor-based Knowledge Discovery from a Large Quantity of Situational Variables, Proc. Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS 2013) , paper 257 (2013.6)
- 11) S. Lyubomirsky : The how of happiness : A new approach to getting the life you want, New York, Penguin Press (2008)
- 12) K. Yano, et al. : Can Technology Make You Happy ?, IEEE Spectrum (2012.12)
- 13) ガルリ・カスパロフ：決断力を鍛える, NHK出版 (2007.11)
- 14) エリック・プリニョルフソン, 外：機械との競争, 日経BP社 (2013.2)

執筆者紹介



矢野 和男

1984年日立製作所入社, 中央研究所 主管研究長
現在, ビッグデータと人工知能の研究に従事
博士(工学)
IEEEフェロー, 電子情報通信学会会員, 応用物理学会会員, 日本物理学会会員



渡邊 純一郎

1999年日立製作所入社, 中央研究所 社会情報システム部 所属
現在, ウェアラブルセンサを用いた人間行動分析の研究に従事
博士(工学)
情報処理学会会員



佐藤 信夫

2002年日立製作所入社, 中央研究所 社会情報システム研究部 所属
現在, ビッグデータと人工知能の研究に従事
博士(コンピュータ理工学)
IEEE, 電子情報通信学会会員, 情報処理学会会員



森脇 紀彦

1995年日立製作所入社, 中央研究所 社会情報システム研究部 所属
現在, 社会インフラ向け人工知能の研究開発に従事
電子情報通信学会会員, 経営情報学会会員, AIS会員