

公開月例研究会講演記録〈第 285 回 (2015. 7. 9)〉

統一テーマ：「ビッグデータ時代における産業・企業の課題」 「社会・企業・団体の価値創造に向けたビッグデータ活用 ～特に顔画像利用について～」

日本電気株式会社
第二官公ソリューション事業部応用プロダクトビジネス統括部首席技術主幹
坂本 静生

弊社はいま、社会ソリューション事業にフォーカスして活動させていただいております。人が豊かに生きるための社会を実現して、未来へとつなげるようにしたい。そのために、「安全・安心・効率・公平」をキーワードとして活動を進めております。

(資料1)「効率」と「公平」については分かりやすいと思いますが、「安全」と「安心」は似たようなキーワードです。この違いを皆さん、お分かりでしょうか。

「安全」とは、具体的なリスク、危険が客観的・定量的に測られており、その危険や許容できないリスクがないような状態と定義されています。「安心」は、心理的に安心して生活できるなど、主観的な表現で使われます。英語では safety と security を当てており、safety は日本語の安全とほぼ同じ意味です。security は日本語の安心と少し意味が違い、政治的な意味で使われることも多くございます。たとえば national security という言葉がありますが、それは国の体制がシステムの守られていて安心だというニュアンスで使われることが多くございます。

前置きが長くなりましたが、具体的なリスクを測って、それを低減し、安全な社会にする。また、安全にしている仕組みが整っていることがきちんと理解されていて、安心に暮らせるような社会を実現する。これを弊社の社会価値の創造と考え、エネルギー、気象、農業、製造、流通等々を対象に、卓越した ICT 技術とインテグレーション力でグローバルな社会的課題を解決していこうと、その具体的なツールがビッグデータで、いままで

活かされてこなかったデータを用いて社会価値創造を実現していこうと考えています。

地球上で生成されるデータは 2012 年で 2837 エクサバイトと言われていました。エクサはテラの 6 桁上であり、約 28 億バイト年間で生成されている。2020 年にはそれが 4 万 4000 エクサバイトに増大する。このように膨大に生成されるデータを活用して世界的な課題を解決していくことが弊社のビッグデータ戦略となります。具体的な手続としては、センシング（データのデジタル化）を行ない、アナリティクス（分析）、そして制御を行なうという、三位一体のプロセスを考えています。

ビッグデータ活用例を幾つか紹介します。これはインバリエント分析を活用した「大規模プラント故障予兆監視システム」の有効性を中国電力株式会社発電所で実証実験したときの例です。1つのプラント当たり、センサ数 3500 で、各センサが 1 秒間に 100 件程度のデータを生成する。1つ 1つのセンサのデータは矛盾等もあって、事故等の予兆に直接使えるデータではないのですが、全てのセンサの組み合わせを分析し、相関関係から「いつもと違う」を発見する。これによって予兆監視精度の向上を実現できることが確認できました。

大林組でやらせていただいたエネルギー需要予測実証例です。1つのビルの中にいろいろな設備やいろいろな会社が入っていて、それぞれ営業日、在籍者数などが異なる状況です。リアルタイムで取れるデータとして、空調などに用いた熱量と、外的な要因として気温、湿度、天候などがあります。これらのデータから電力需要予測を行ない、より効率的な運用が実現できることを実証し

ています。将来的にはビル群や街・都市全体に拡大していくことで、スマートな街実現に資するものと考えています。

映像検知ソリューションの例です。船やバスのターミナル駅の群衆を撮影して、顔認証によって行方不明者や容疑者の捜索などに活用する。日本でもよくあるひったくり等の犯罪は「2人乗り」、「ノーヘルメット」の場合に起こることが多いことが分かっていますので、その典型行動の人たちを検知して事件を未然に防ぐことにも役立っています。

(資料2) ここからはビッグデータ活用を推進する独自技術の説明になります。実世界のさまざまな情報をデータ収集して見える化し、予知・予測して社会価値の創造につなげるわけですが、実世界のさまざまな情報といっても、温度センサのような具体的に分かりやすいものもあれば、画像のような直接解釈できないデータもある。そこから情報を見る化する群衆監視とか顔認証、いるべき人がいるかどうかというプレゼンスセンシングという技術もあります。また、自然に流れてくる言葉は必ずしも文法にきちんと沿ったものではないので、言語解析技術によって見える化する。このようにして実世界のさまざまな情報を見る化した後、予知・予測のためのさまざまな分析を行ない、自動化によってできるだけ早く役に立つデータを生成する技術を用いて実世界への最適化・制御を行なうことになります。

具体的な分析方法として4つ、全体のプロセスに対するものを1つ並べています。見慣れない言葉がたくさんあって分かりにくいかと思いますが、インバリエント分析というのは、1つのセンサに着目するのではなく、複数のセンサの相関を可視化して、「いつもと違う挙動」を早期に発見する技術です。異種混合学習というのは、同じパラメーターでも天候とか気温とかによってさまざまな変化をする場合があるので、多種多様なデータから簡単に複数の規則性を導出する技術です。RAPID 機械学習は、画像などが処理対象の典型であり、犬を見つけたり猫を見つけたりといった目的に応じて、膨大なサンプルデータから検出等のルールを自動的に学習する技術です。テキスト含意認識は、言葉の分析の際、表に現れている単語の分析だけではなく、文章の持つ意味を

機械的に解釈して、文字列としては違うけれども同じ意味を持つものを抽出・同定する技術です。

(資料3) システムインバリエント分析技術(SIAT)はプラント、工場、鉄道車両、航空機などに既に応用されていて、異常検知、保守点検プロセス効率化、品質管理、安全余裕度リスク管理などのソリューションで利用しています。使いやすく役に立つ、早期に発見できるというのがその特長です。

下は模式図です。システムに設置されたセンサの出力データは複雑な動きをしますが、それらの関係を分類して、ノイズな信号から、異常が速やかに明らかに分かるようなものを生成します。

現代のシステムは非常に複雑なものでありますが、それを模式的に表しています。システムの挙動を調べるために、さまざまなセンサを埋め込んでモニタリングするわけですが、通常と違う挙動を検知するために、監視センサから得られる情報を何かしらモデリングする必要があります。従来はこれらのセンサを全て入力して、複雑なモデルを使って挙動を抽出していくというアプローチが一般的でした。センサの数が多ければ多いほどパラメーターの数は多くなり、モデルを複雑にしてより厳密に挙動を抽出しようとする、さらにパラメーターが多くなっていきます。少し前提条件を変えようとする場合も非常にノウハウが必要になるし、そもそもパラメーターが多いので、たくさん学習データを入れないと技術的によく収束しない。また、十分なデータが得られないことであまり正確なモデリングができない、変動が大きなところを主にモデリングしてしまうことになる傾向にあるので全体を十分カバーできないモデリングになることも往々にして起こっていました。

SIATでは、全部を一度にモデリングするのは技術的に無理なことに着目し、2つペアで分析すれば、必要なパラメーターも少なく、サンプルがそれほどなくても精度の高い推定ができることに着目しています。さらに、2つのセンサの関係だけに着目してしまうと、局所的な関係しか見えないことになるので、ここは網羅的に全ての組み合わせについて調べて、即ち単純な局所的な特徴を網羅的に調べることでシステム全体をカバーしようという考え方です。

この内容をズームアップしたもので、○がセン

サに相当しており、それぞれがいろいろな信号を出力しています。信号のペア、センサのペアをどうやって見るかといいますと、あるセンサと別のセンサは完全に独立な出力であるというのは普通なくて、何かしら相関を持っていることが多く、その相関を見つけて、それが不変的なものかどうかという観点で調べます。その関係性が不変であるとインバリエント量（不変なもの）として、そのシステムを規律するパラメーターとして採用します。

その例ですが、パイプの中を何か流体が流れているとお考えください。センサが1個、2個、3個、4個、5個とつけられています。通常、たとえばmlのセンサで、流量、水圧、温度を出して、これらの対応をモニタリングして何が残っているか検知しようとするのですが、SIATの場合は単一のセンサではなくて2つのセンサの間の相関を見ます。システムというのは必ず相関があって、安定的に動いているときには相関関係性は常に同じです。そういったものをまず導き出してやるのがSIATのモデルの規律、システムの規律です。

SIATによるモデル化のポイントは、“点”を見るのではなくて“線”を見る。各センサだけを見るのではなくて関係性を見るというのが、従来と違う新しい視点となっています。線1つだけでは局所的な関係性だけですが、線がたくさん集まればシステム全体像を捉えることができます。

具体的なモデル関係性の抽出です。右の2つのセンサから、何かしらその間の相関関係性を求めます。次のデータから統計的な処理を行ない、合わないなら棄却する、合っていれば採用し、どんどん検定を行なっていって一番成り立つようなものを選択する。

その関係性を目で見分けるようにしたつもりです。たとえばここ(A)は各センサが密に相関を持っている。こちら(B)はこちらで密に相関を持っていて、こちらとこちら(AとB)はあるパラメーターで相関を持っている。こちら(C)はほかのパラメーターと相関を持っていない独立したパラメーター、センサ群である。このように、相関の数値データだけでなく、システム全体を巨視的に人間が把握できるようなインターフェースともつないでおります。

SIATによる異常検知の方法で、具体的な計算

ですが、yとzの間にこういう関係があり、zとxの間にこういう関係があると分かったときに、どういう検知の仕方をするかということを描いたものです。

xというセンサからの出量は分かっていますから、このモデルを用いてyとかzなどのf(o)データを生成します。それに比べて実際の観測データyとzがあるときに、その差分で、予測通りモデル通りになった、モデルとは違ったふるまいをして異常な状態になった、ということを経験的に検知することができます。

この技術を使って異常個所が特定できるケースがあります。先ほどの流体のモデルですが、システムを説明するモデルをつくったとします。あるとき、ここの個所でトラブルが起きたとすると、下流同士の間関係性は保たれているかもしれないけれども、上流と下流をつないでいる関係性は壊れるということで、壊れた個所の同定ができます。

最初に出した発電所の例ですが、たとえば300から400ぐらいのセンサであれば、通常数分でこの関係性を抽出することができます。このモデルを用いれば、人間よりも20倍早くその異常を検知することができて、大規模な事故になる前に未然に防ぐことができます。

システムから抽出されたインバリエント量は、システムの異常を認識し、危機警報等、即時対応するために用います。システム内の異常個所の特定、品質にかかわる異常センサの特定や異常ロット発生時の原因特定、また観測値の予測や状態の監視等にも使われます。

リアルタイム異常検知について説明しますと、これは火力発電所の絵ですが、温度、圧力、流速などのデータ、画像データの場合は画素の明るさの平均値を1つのセンサの情報として入力し、分析することで定常状態をモデル化します。そのモデルを用いて実際の観測値と比較して、異常検知などを行っています。

保守点検プロセス効率化の例です。5月の時点のデータを用いてつくったモデル、7月時点のモデル、9月時点のモデル、それぞれモデル化が可能ですが、それらの差異を見つけることができれば、そこで何かが起こっていることが分かります。その微妙なシステムの変化を捉えて、どこの

場所に対して保守点検が必要か判断することができます。

センサからのデータをモデル化して、高品質な製品が製造できる時のモデルからズレたときに、ズレを運転管理者にフィードバックすることで高品質を保つことができます。品質要因を特定し、生産効率改善に役立terるといふ例ですが、網羅的なモデルを構築することができますので、経験豊かなエキスパートの運転管理者に対しても、いままで気づかなかつた点についてのフィードバックも可能になることが立証されています。

事前に異常を見つけるためのシミュレーションももちろんできます。このシステムのセンサのうち、たとえばここに異常値を入れたとき、全体はどういう挙動があるかシミュレーションして確認して、具体的な対処の検討をします。弱いところがあつて、そこから多岐にわたる影響がある場合は、その場所に対して設備増強等の対策をとることもできます。

このようなインバリアント分析をいろいろな企業のエンジニアの方と協力してやらせていただきながら、その結果を弊社内でもフィードバックを回すことによって、よりお客さまに役立つユニークなソリューションを開発しております。

某発電プラントのプラント延命の例ですが、部品の寿命を予測して、定期的に部品を替えるのではなく、故障しそうなときに替えることでメンテナンスの費用を下げることができるようになります。しかも、人間が検知するより数時間早く検知できることで早期保全が可能になり、プラントの稼働率も上がつて効率的な運用が可能になったという事例です。

面白いことに発電所には発電量のノルマがあつて、達成できなかったときにはペナルティーがあるようで、各プラントの方はノルマを達成するように努力しておられる。インバリアント技術を導入することでノルマの達成にもつながるし、それにつれて目標も上がり、その結果、全体の社会の効率化が図れるようになってきております。

製造業でも、従来製造プロセスの品質管理は熟練技術者の経験で行なわれてきたものを、この技術を導入することで熟練技術者の勘と経験を見える化し、より早く品質に影響を及ぼすセンサを特定することで、精密な品質管理が可能になってい

ます。

建物や橋梁など、公共財が建設してから時間が経つて危険になっているという話はよく新聞にも出ていますが、弊社でもそれを簡単に検知できるシステムを構築しています。たとえば橋梁に振動センサをつけて、車両を走らせ、そのときの振動状況によって異常を発見し、損傷の有無、損傷位置の特定ができます。(資料21) 具体的な検証システムの構成ですが、橋梁に14個の振動センサをつけて分析したときのものです。

インバリアント分析のご紹介はこの程度にさせていただきます。次に異種混合学習技術の概要についてお話しいたします。

(資料4) 左にある大量データから何かしら役に立つ情報を取り出したいわけですが、通常2つのセンサの相関をとつたときに、モデルによって、このようにA、B、C、Dと複数の混合したデータがとられることが多い。従来はそれを人によって分析してきたのですが、これを自動化しています。

データ分析を実行する際、どのような分析エンジンを使って分析を進めていくかが大きな命題です。精度が追求できればよい、原因分析等は要らないよというケースもあれば、何が起つているか途中経過を分かりやすく説明できないと納得して次に進められないというケースもある。それに応じたエンジンの選択をし、どのような特徴・要因を使ってモデルをつくるか、悩ましい問題ですが、これも従来は人手で選んでいました。精度のためのモデルのチューニングも、従来は匠の技が要求されていました。

これらを何とかしたいというモチベーションから、異種混合学習技術を開発してきたわけですが、精度と分かりやすさをできるだけ両立しよう。特徴設計では要因については候補を挙げることで自動的に選択するような仕組みをつくり、チューニングもできるだけ簡単で調整不要なものを考えます。

具体的な例ですが、実際に得られるデータは二次元プロットするとよく分からない散布図になったりすることが多い。それをたとえば曜日ごとに分けると日曜日はきれいにモデル化できるとか、昼間・夜間で分けるときれいにモデル化できるようなことが多くあります。複雑な条件によるふるまいが最終的によく分からないプロットになって

いることがよくありますので、私ども技術者としては、自動的に最適な条件分けを行なって、よいモデルを生成したいと考えるのです。

さらに技術のほうに入り込んでしまいますが、よくある手法に、ニューラルネットワークというのがあります。最近のパターン認識の分野では、ディープラーニングという言葉で表される手法がクローズアップされています。この手法では、パラメーターを従来よりもさらに増やすことで性能が上げられるものなのですが、そうすると中で何が起きているかがますます分からないし、異常な出力が出ているときもその原因分析が難しい。異種混合学習技術では具体的なロジカルなもので説明できますので、何が起きているか分かりやすいので原因追及がしやすい。また、予測モデル自身がどういう判断をしているかを理解することで価値になるものもあります。

データ分析エンジンの位置づけは、このように両方のいいところをとっているという図です。

応用例ですが、画像認識などでは、どうしてこれが同じだ、あるいは違うのだという判定理由の説明が不要なケースが多いのですが、ビジネス分析、オペレーションの改善などでは「具体的にどういう場合にどういうことが起きているので、これこれこういうことが重要です」とか説明を求められます。政府関係でもそういった分析がきちんとできることが重要です。そういったところには使っていただけるかなと思います。

異種混合学習の生活習慣病可能性の分析結果を模式的に表したものです。こちらのほうに説明のための特徴を列記しておく、具体的なデータで異種混合学習技術によって自動選択していきます。たとえば男性と女性では要因がどうも違うよとか、女性の場合は身長が140センチ未満と以上では要因がどうも違うよだとか、自動的に判定します。男性の場合は、運動をあまりしないで、体重が重く、胴囲が大きい場合、生活習慣病可能性が高いなど、分析結果が自動的に分かります。女性の場合、身長が低い方は野菜を採っていないことが要因として大きそう、140センチ以上の方の場合は運動が要因として大きいとか、自動的に出てくる。このような分析を自動的にやれるところが異種混合学習技術の面白い特徴です。

異種混合学習技術のもう1つの特徴は、必要十

分な複雑さを自動で選択する、複雑さの自動調整です。

異種混合学習技術の適用分野は、まずエネルギー需要予測ソリューションです。ビル、病院、鉄道、工場などで過去の電力量の需要傾向を学習しておいて、今後のエネルギー需要を1時間単位で高精度に予測することで、発電や電力調達の計画、電力需要家への節電要請を自動的に決定できます。要素が少なければ人手でもできないことはないんですが、パラメーターが多くなればなるほど、機械学習の効果が出るわけです。

あるビルの例で、赤が予測値ですが、実際値がほぼ重なっているのが分かります。予測値が曜日にも関係して、月曜日はどう、土曜日はどうといったこともモデルに入れる方がいいとか、自動的に出るようになっていきます。

大林組様の例で、ビルのエネルギー需要予測を高精度に実現しています。

同様に小売業での需要予測も可能です。店の発注数算出システムがありまして、既存の基幹システムから実際に発注を行なったりしています。学習エンジンで学習した状況、外部企業から気象情報などを入れて、これで予測式を立て、各店舗における需要数を予測し、各店舗における在庫を減らすことができます。たとえば生鮮食品ですと、在庫を長くとっていると、それだけ廃棄につながってしまう。需要予測型自動発注ソリューションという技術を使うと、エキスパートがやるよりも効率的な発注システムを構築することができます。

需要予測型自動発注システムの簡単な例と、需要予測型自動発注の手順です。

不動産・中古品取扱業者様向け価格予測ソリューションの例もご紹介します。

たとえば車の製造年が2009年以上かどうかでどう違うとか、ウェブに載せるとき解像度が細かいものと粗いものでどう違うとか、いろいろ面白い結果が得られています。

製造業様向け品質予測ソリューションの例です。

少し図のレイアウトがズレていて申しわけないのですが、材料、設計寸法、加工寸法があって、どうも3番目の物質の大きさと品質が左右されるらしいとか、設計寸法が5未満であるかどうかでモデルが違うらしいとか、それまでエキスパートが気づけなかったことが自動的に出てきます。

製造業様向け劣化予測ソリューションの例です。使用時間、使用頻度などによって、細かくモデルをつくることができます。

蓄電池のモデルですが、充放電回数とか平均出力などで、これはどうも替えたほうがより正確に予測できるらしいということが分かるようになります。

まとめですが、精度は高く、しかも説明できるようなモデルを簡単に調整不要で生成することができるというのが異種混合学習技術の特徴です。

こういう本や新聞なども、ご興味があれば見ていただければと思います。

ここからは画像認識についてのビッグデータ活用のお話になります。弊社は世界 No1 の顔認証エンジンを持っておりまして、これによって群衆や遠方を撮影した監視カメラ映像から個人を識別できるようにしていこうというのが今後の目標です。

まだ研究中の技術ですが、左の若干ボケた画像から、右の高い解像度の画像を生成する超解像という技術となります。特に人間の顔専用でモデル化を行い、解像度を増やす学習型超解像という処理方法で、ここに示した正面だけでなく、傾いたものでも正面を向くようにする技術にも取り組んでおります。

いま世界 No1 と申しましたのは、米国国立技術標準研究所 (NIST) に評価していただいたのですが、NIST がこのような評価を始めたのは 2011 年にアメリカで起こった同時多発テロが起因になっています。

9月11日のテロの後、アメリカの国土を守るためにどうしたらよいか国会で議論され、Patriot Act (米国愛国者法) が制定されました。この法律の中で、Biometrics、顔とか指紋とか虹彩などによる認証技術が、アメリカの国土を守るために必要な技術の1つであると位置づけられました。それら技術がどのぐらい活用できるかという精度評価と、システムに組み込んでいくのに必要な標準を制定していく機関として、米国国立技術標準研究所が位置づけられています。精度評価の経過を記しているのがこのリストとなります。アメリカが国を守るための技術として評価しているものですが、決して特殊な、アメリカの状況だけを考えたものではなく、いろいろな国から人が入ってくる国ですから、それらに対してもきちんと同定

できるかどうかという観点で、毎年のようにさまざまな実験が行なわれています。

具体的に 16 万人から本人を特定する実験例です。データベースに 16 万人登録されている場合の実験でありまして、横軸は 16 万人をサーチするために必要だった時間、単位は 100 ミリ秒で、左から 0.1 秒、0.3 秒、1 秒、3 秒となっています。縦軸は 16 万人を顔が似ている順番に並べたときに、一番似ていると判定した人が本人ではなかった、つまり失敗率です。横軸で左のほうに行けばいくほど、縦軸で下のほうに行けばいくほど、高速で精度が高いこととなります。

このベンチマークテストのレポートにちゃんと会社名が書かれています。国内では私どものほかに東芝さん、アメリカでは 3M/Cognet、フランスからは Morpho、ドイツからは Cognitec、リトアニアの小さい会社ですが、Neurotech と、この業界でのメインプレーヤーが全部このテストに参加されて、ごらんのような評価を受けています。ですから、決してマイナーなベンチマークテストでないことがお分かりいただけると思います。

こちらでも少しスライドの絵のレイアウトがズレていて申しわけないんですが、2010 年と最新の 2013 年に行なわれた実験結果の比較です。縦軸が 160 万人のデータベースから、一番似ていると判定した人が他人だったという失敗率ですが、弊社は 2010 年も 2013 年もトップでした。エラー改善率を見ていただきますと、ほかの会社さんは 3 年間で 10% ぐらいですが、弊社は 30%、3 倍改善していることがおわかりかと思えます。

具体的なデータです。下の 2 列は Mugshot といまして、犯罪を犯したと思われ、身柄を確保された被疑者の画像です。ほぼ正面から撮影されており、クリアな画像になっています。上の 2 列はアメリカの入国審査等で使われているウェブカメラで撮影された画像で、必ずしも正面を向いていないし、あまり品質がよくない画像です。これらの現実の顔画像で評価実験を行っています。

同じく 160 万人からの照合実験結果で、エラーの大きさの順番に並べています。Mugshot の場合、私どもが 1 とすると、フランスの Morpho が大体倍ぐらい、東芝さんが 2.6 倍ぐらい、以下ごらんのようになっていて、平均で 4 ぐらいです。弊社の場合は、100 回検索して 96 回は 160 万人から

本人が同定できていることとなります。クリアな画像の場合、ここまで精度が高まっているという実証です。条件が少し悪いウェブカメラの画像を使った場合、弊社も倍強エラーが多くはなりますが、それでも100回検索して89回程度、160万人の中から本人を同定できています。

(資料5) 顔認識はまだ万能なツールではなくて、画像の品質によって精度が大きく変わります。一番品質がよいのはパスポートで、社内テストでは他人なのに本人に間違えてしまう確率は0.1%で、1000回に1回ですから、一般的な指紋照合装置よりもかなり精度が高い状況となってきました。次によい品質が犯罪者データベースのMugshotの画像、そしてウェブカメラと続き、監視カメラで撮られた画像ではまだ難しい状況です。

では監視カメラの画像はまったく使えないのかと言われると、そういう状況でもありません。さすがに右端のものは難しいのですけれども、右から2人目は2013年、シカゴの列車の中でiPhoneを拳銃で強奪して逃げた犯人で、列車内につけられた監視カメラで撮影された画像です。この画像と被害者の目撃情報しかなかったのですが、顔照合システムで検索したところ、彼は前科者でシカゴ警察の450万人のデータベースの中にMugshotの画像が入っており、一位で本人がヒットしたのです。警察はさらに捜査を進めて犯人であると判断し逮捕、去年の6月には裁判所で判決が下り、余罪を含めて懲役22年の刑に服しています。顔照合で本人を特定し、逮捕まで至った初めての事例としてアメリカの新聞では報道されています。ここで用いられたのは弊社のシステムとなります。

ここまで犯罪捜査寄りの暗い話になりましたが、明るいビッグデータ応用ももちろんあります。その1つは顔認証技術活用のマーケティングサービスです。店舗、モール、遊園地などの設置カメラで撮影した来場者の年齢や性別を自動推定して、リピート顧客を算出する、また精度の高い来場者の傾向分析を行なって、キャンペーン等に活かすこともできます。

(資料6) 顔認証技術活用マーケティングサービスの利用イメージです。たとえば店舗の場合、入り口、出口にセンサーやカメラを設置したり、POSのところにもカメラを入れて、来店者の情

報をそれぞれインプットする。その情報で年代分析を行なって、その年代に合った販売をすることもできるようになります。不審者監視セキュリティサービスにも応用できます。不審者が特定エリアに入ったときから監視を開始して、画像から顔を切り出して事前登録人物と照合することによって、事前警告などによる防犯措置を行なう。あるいは、マスク・サングラス・年齢・性別などの情報で検索できるシステムもあります。

いまPOS端末(レジ)にはいろいろな情報が入られるようになってきました。たとえばコンビニで物を買うと、販売員が年齢とか性別を入力して、お客さまの情報と買った品物の情報が取れる。それで分析を行なって商品構成計画などをするというのは何年も前から実施されています。

映像を用いたビッグデータ・ソリューションを活用していただきますと、買った人だけでなく、興味があって店舗に来たけれども買わなかった人たち、さらにモールなどの情報からは商圏内の人たちの分析も可能になります。その分析結果を利用して、来店者にはより興味をひくような商品計画を、来店しなかった商圏内の人には広告・宣伝を打つことによって来店してもらうような、よりの確なマーケティングが可能になってきます。

具体的な売上向上支援について描いたものです。来店人数・客層分析、接客支援、店内行動分析など、このようなポイントで観測することができます。

それをもう少し具体的に書いたものですが、たとえばオーナーは30代のファミリー層を狙って一生懸命商売しようとしているが、効果が出ない。そこでこのシステムを導入して分析すると、実は平日は20代女性が多いことが分かった。そうすると平日は20代女性にフォーカスし直すとか、具体的な改善につなぐことができるわけです。

当然個人情報保護やプライバシーには配慮しておりまして、情報が漏れないように、また必要のない顔画像は保存しないように、変換した後の情報だけを保持するのみにとどめるようにしています。

接客支援の例ですが、お得意様が来られたとき、その方を知らない人しかいない場合でも、顧客ごとに適切な対応ができるように指示するシステムができていれば、効果的にそのお客さまに商

品を勧めることができます。

顔画像監視システムを導入していただいた例です。

店内行動分析ですが、店に入って興味のあるものが置いてある棚に近づくと止まって見ますので、人を追跡して滞留時間等を分析し、ホットマップのようなものをつくると、お客の興味をひくものがどこにあるか分かります。昼間、特に朝は雑誌類のコーナーに人が滞留していて、夜になると酒類コーナーに滞留するとか、このような情報を分析して店内のレイアウトを変えたり商品の構成を変えたりして、より効果的な販促につながることができます。

人物追跡システムで問題になるのは、障害物があって見えなくなる、あるいは死角に入った人物の追跡です。このような場合は、複数のカメラで連携して、死角が出ないような構成を考えています。

コスト削減や店員の作業効率改善にも役立てられますし、万引き対策にも有効ですし、不審行動の通報にも効果的です。周囲に人がいない状況をよくつくる人とか、犯罪を隠すような動きをする複数のグループとかは、要注意としてアラームを鳴らすこともできます。不正防止の観点ではPOS端末（レジ）操作者のチェックもありますし、蓄積画像からの人物追跡もできます。このように、従来はうまく捉えていなかったビッグデータを活用して、マーケティングに活かしていただく分野が増えてきています。

（ビデオ再生約2分 省略）

以上ご説明しましたように、センシングアーナ

リティクスーアクチュエーションというサイクルを回すことによって、社会の問題、企業のマーケティングなど、幅広く応用することができます。それらを支えているのは、各種センサであり、高性能・高信頼IT基礎技術であり、分析技術です。次世代ネットワーク技術もそれを支える重要な技術で、これらの技術によって価値創造を進めているところです。

自社の事例ベースでいろいろ申し上げてきましたけれども、これまでの事例を類型化しますと、顧客の期待は4領域に集約できます。「オペレーション高度化／最適化」のご要望が3割ぐらい、「製品・サービス価値向上と改善」が24%、「情報管理の強化、犯罪・不正の検知」が21%、「顧客獲得・維持、販売促進」が23%となっています。ビッグデータの活用の幅は広いのですが、むやみに広いのではなくて、このような類型化が可能であることが分かってきております。

宣伝になりますが、弊社のビッグデータソリューションとしてお示ししましたように、ビッグデータで求められる全ての要素を体系化して、漏れなくカバーできるような製品構成をさせていただいております。

ビッグデータ活用による社会価値創造実現のためには、最先端の分析技術だけでなく、具体的に問題を解決するためにはお客さまと十分対話することが重要です。お客さまとの実証を通して、継続的にソリューションを提供しているところです。

少々講演時間を余してしまっておりますが、以上で終わります。

NECが注力する社会ソリューション事業

■ 人が生きる、豊かに生きるための社会を実現し、未来につなげる

社会価値の創造

Orchestrating a brighter world
世界の想いを、未来へつなげる。

Safety
安全

Security
安心

Efficiency
効率

Equality
公平

卓越したICT技術とインテグレーション力でグローバルな社会課題を解決

エネルギー・気象

農業

製造

流通・物流

交通

防災・セキュリティ

医療

...

1
© NEC Corporation 2015
Orchestrating a brighter world **NEC**

ビッグデータ利活用を推進する独自技術

- **メディア処理技術** ⇒ 多様な実世界の状況を、速く、正確に意味解析
- **分析技術** ⇒ 新たな法則の発見や、予知・予測による、最適な働きかけ

収集・見える化

群衆監視

プレゼンスセンシング

メディア処理技術

超解像・顔認証 (映像理解)

言語解析 (自然言語処理)

予知・予測

インバリエント分析

異種混合学習

分析技術

RAPID機械学習

テキスト含意認識

社会価値の創造

財政の効率化
納税・社会保障

予防医療
健康増進

エネルギー
ロスの低減

重大事故・犯罪
災害脅威の抑制

食物生産量
拡大・ロス低減

最適化・制御

分析プロセス最適化技術

2
© NEC Corporation 2015
Orchestrating a brighter world **NEC**

システムインバリエント分析技術 (SIAT)

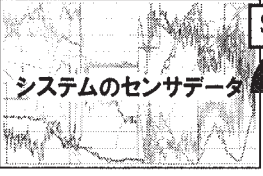
■ プラント、工場、鉄道車両、航空機などにおける、異常検知、保守点検プロセス効率化、品質管理、安全余裕度リスク管理などのソリューションを実現

特長

- 複雑な設定なしに、計測データのみから自動分析によって、システム全体を網羅的にモデル化
- 現在の情報とモデルからの予想値を比較し、「いつもと違う」動きをしているかどうかで異常“サイレント障害”や予兆を早期に発見

インバリエント分析による異常検知プロセス

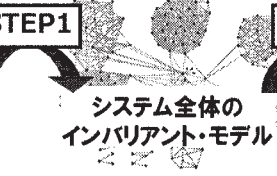
時系列数値データログ



システムのセンサデータ

STEP1

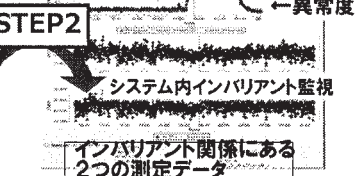
網羅的に自動分析



システム全体の
インバリエント・モデル

STEP2

ドメイン知識を組合わせて
インバリエントを監視し、異常を検知



システム内インバリエント監視

←異常度

インバリエント関係にある
2つの測定データ

3 © NEC Corporation 2015 Orchestrating a brighter world. NEC

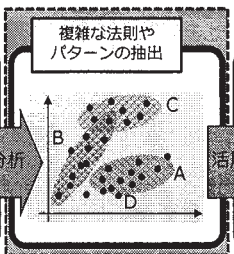
データ分析による価値の創造

データ分析による価値の創造

大量データ・情報の収集

- カメラ
- センサ
- 従来型データ
- スマートデバイス

複雑な法則やパターンの抽出



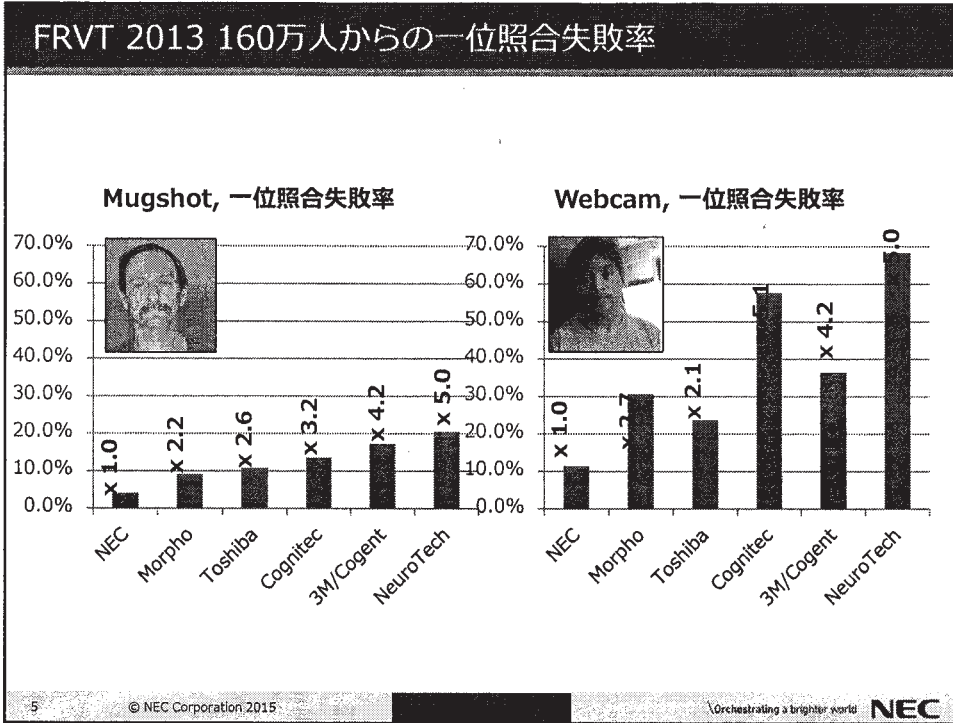
価値創造

予測	売上予測	発注数決定
検知	電力需要予測	発電・蓄電量決定
制御	健康危険度検知	健康アドバイス
	最適制御指示	生産性向上

データ分析手法 (≒機械学習) の役割

4 © NEC Corporation 2015 Orchestrating a brighter world. NEC

資料5



資料6

