

# 「イノベーション四国・新技術セミナー」 ～人工知能やIOTによる新たな地域社会の変革～

平成28年9月30日(金)

時間	内容等
13:00～13:05	<b>【開会挨拶】</b> (一財)四国産業・技術振興センター 理事長 洲之内 徹
13:05～14:05	<b>【基調講演】</b> 「ディープラーニングと脳型情報処理」 広島大学大学院 工学研究院情報部門 教授 栗田 多喜夫 氏
14:05～14:20 【休憩】	“Pepper”の展示・説明 (株)ビットコミュニケーションズ：四国初のPepper 代理店
14:20～15:20	<b>【講演】</b> 「IoTによるデータ収集とデータ分析」 (株)NTTデータ eコミュニティ事業部 IoTインフラ担当 開発グループ課長 土井 利次 氏
15:20～16:00	<b>【事例紹介】四国の企業のIoT取組紹介</b> ・「次世代LED植物工場「Smart Plant」とAIの活用について」 スタンシステム(株) 代表取締役副社長 眞鍋 厚 氏 ・「ドローンとAI技術を活用した農業分野における新サービスについて ～空の産業革命への挑戦～」 (株)日進機械 第二営業部主任 金崎 浩司 氏
16:00	<b>【閉会】</b>



RING!RING!  
プロジェクト  
競輪の補助事業

この事業は競輪の補助を受けて  
実施します。



# 最適な予測と識別

栗田多喜夫

広島大学大学院工学研究科情報部門

## 1 はじめに

今後の重要な情報技術のひとつとして、Deep Learning やその応用としての人工知能が注目されている。Deep Learning では、訓練データから機械学習によりモデルのパラメータを決定（学習）し、学習した結果を用いて予測や識別を行う。例えば、画像とその画像に含まれる認識対象の名前（教師ラベル）のペアを大量に用意し、Convolutional Neural Network (CNN) と呼ばれるモデルのパラメータを決定すると、新たな画像の識別が可能となる。このような機械学習では、モデルを定めて、ある目的関数を最小（あるいは最大）にするようにモデルのパラメータが求められる。予測のためのモデルを作りたい場合には、教師信号とモデルの推定値との誤差の2乗和（平均2乗誤差）を最小とするモデルのパラメータが求められる。識別のためのモデルを作りたい場合には、クロスエントロピーを最小とするモデルのパラメータが求められることが多い。

ここでは、このような機械学習によって、訓練データから学習したモデルが、究極的には、何を学習しているのかについて考えてみる。そのため、訓練サンプルが無限にあり、しかも、その背後の確率分布が完全に分かっていると仮定する。現実には、そのようなことはありえないが、これは、すべてが分かる神様なら最適な予測、あるいは、識別のために何をすべきかについて検討することに対応する。こうした考察から、機械学習の究極の目標がより明確になると期待できる。

## 2 最適な予測のための最適非線形回帰

入力ベクトル  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  から目的変数  $y$  を予測する問題を考えよう。予測を実現する関数を

$$y \approx f(x_1, x_2, \dots, x_m) = f(\mathbf{x}) \quad (1)$$

とする。この関数は、与えられた入力ベクトル  $\mathbf{x}$  から目的変数  $y$  の予測値として  $f(\mathbf{x})$  を計算する。

回帰分析では、予測の良さの評価基準として平均2乗誤差が用いられる。確率分布が完全にわかっており、訓練サンプルが無限にある場合の平均2乗誤差は、

$$\varepsilon^2(f) = \int \int (y - f(\mathbf{x}))^2 p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x} dy \quad (2)$$

で定義される。

この平均2乗誤差を最小とするような非線形の関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  を求めることを考えよう。最適な関数を求めることは難しいと思うかもしれないが、変分法を用いると比較的簡単に最適な関数を導出することができる。

### 2.1 平均2乗誤差を最小とする最適な非線形関数の導出

ここでは、変分法を用いて式(2)で定義される平均2乗誤差を最小とする最適な非線形関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  を導出する。

まず、最適解  $f_{opt}(\mathbf{x})$  の近傍での摂動

$$f_\delta(\mathbf{x}) = f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta\eta(\mathbf{x}) \quad (3)$$

を考える。

これを、平均2乗誤差の式(2)に代入すると、

$$\begin{aligned}\varepsilon^2(f_\delta) &= \int \int (y - f_\delta(\mathbf{x}))^2 p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x} dy \\ &= \int \int (y - (f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta\eta(\mathbf{x})))^2 p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x} dy\end{aligned}\quad (4)$$

となる。この式を  $\delta$  で偏微分すると、

$$\begin{aligned}\frac{d\varepsilon^2(\delta)}{d\delta} &= \int \int -2((y - (f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta\eta(\mathbf{x}))))\eta(\mathbf{x})p(y, \mathbf{x})d\mathbf{x}dy \\ &= \int \int \{-2y\eta(\mathbf{x}) + 2(f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta\eta(\mathbf{x}))\eta(\mathbf{x})\}p(y, \mathbf{x})d\mathbf{x}dy\end{aligned}\quad (5)$$

となる。

摂動の仮定から、平均2乗誤差は、 $\delta$  が 0 の時に最小値をとるので、 $\delta = 0$  での平均2乗誤差の偏微分は0となるはずであるから、上の式で  $\delta = 0$  とすると

$$\frac{d\varepsilon^2(0)}{d\delta} = 2 \int \eta(\mathbf{x}) \left\{ - \int yp(y, \mathbf{x})dy + f_{opt}(\mathbf{x}) \int p(y, \mathbf{x})dy \right\} d\mathbf{x} = 0 \quad (6)$$

が成り立たなければならない。

摂動の仮定から、 $\eta(\mathbf{x})$  は任意の関数であるから、上の式は、任意の関数  $\eta(\mathbf{x})$  に対して成り立つ必要がある。つまり、

$$- \int yp(y, \mathbf{x})dy + f_{opt}(\mathbf{x}) \int p(y, \mathbf{x})dy = 0 \quad (7)$$

でなければならない。これは、最適な非線形関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  が、

$$f_{opt}(\mathbf{x}) = \int \frac{yp(y, \mathbf{x})}{p(\mathbf{x})} dy = \int yp(y|\mathbf{x})dy \quad (8)$$

でなければならないこと（最適な非線形関数の必要条件）を示している。

## 2.2 非線形回帰関数 $f_{opt}(\mathbf{x})$ の最適性

変分法で求めた  $f_{opt}(\mathbf{x})$  は、最適解の必要条件から導出したものであるから、それが最適な解となっているかどうかは分からない。ここでは、 $f_{opt}(\mathbf{x})$  が平均2乗誤差の意味で最適な関数となっていることを示す。そのため、 $f_{opt}(\mathbf{x})$  での平均2乗誤差  $\varepsilon^2(f_{opt})$  が、任意の関数  $g(\mathbf{x})$  での平均2乗誤差  $\varepsilon^2(g)$  よりも確かに小さくなることを示す。平均2乗誤差の差は、

$$\begin{aligned}\varepsilon^2(g) - \varepsilon^2(f_{opt}) &= \int \int (y - g(\mathbf{x}))^2 p(y, \mathbf{x}) dy d\mathbf{x} - \int \int (y - f_{opt}(\mathbf{x}))^2 p(y, \mathbf{x}) dy d\mathbf{x} \\ &= \int (g(\mathbf{x}) - f_{opt}(\mathbf{x}))^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \geq 0.\end{aligned}\quad (9)$$

となる。つまり、

$$\varepsilon^2(g) \geq \varepsilon^2(f_{opt}) \quad (10)$$

である。これらの結果から、 $f_{opt}(\mathbf{x})$  は、平均2乗誤差を最小とする最適な関数であることがわかる。

以上の結果をまとめると、平均2乗誤算を最小とする最適な非線形関数（非線形回帰関数）は、目的変数  $y$  の条件付き期待値

$$f_{opt}(\mathbf{x}) = \int yp(y|\mathbf{x})dy \quad (11)$$

である。

### 2.3 最適な非線形回帰関数 $f_{opt}(\mathbf{x})$ で達成される誤差

次に、この最適な非線形回帰関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  で達成される平均 2 乗誤差を計算しておこう。式 (2) の  $f$  に  $f_{opt}$  を代入すると、

$$\begin{aligned}\varepsilon^2(f_{opt}) &= \int \int (y - f_{opt}(\mathbf{x}))^2 p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x} dy \\ &= \int \int (y - \int y' p(y' | \mathbf{x}) dy')^2 p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x} dy \\ &= \int y^2 p(y) dy - \int \int yy' \gamma(y, y') dy dy'\end{aligned}\quad (12)$$

となる。ここで、

$$\gamma(y, y') = \int p(y | \mathbf{x}) p(y' | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}\quad (13)$$

である。この  $\gamma(y, y')$  は、条件付き確率の積の期待値である。

### 2.4 最適な非線形回帰関数の統計量

ここでは、最適な非線形回帰関数の統計量について見ておく。最適な非線形回帰関数の期待値は、

$$\bar{f}_{opt} = \int f_{opt}(\mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \int yp(y) dy = \bar{y}\quad (14)$$

のように、目的変数  $y$  の期待値 (平均) に一致する。

同様に分散を計算をすると、

$$V(f_{opt}) = \int (f_{opt}(\mathbf{x}) - \bar{f}_{opt})^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \int \int yy' \gamma(y, y') dy dy' - \bar{y}^2\quad (15)$$

となる。ここにも  $\gamma(y, y')$  があらわれる。

さらに、目的変数  $y$  と最適な非線形回帰関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  の共分散は、

$$\begin{aligned}\text{COV}(y, f_{opt}) &= \int \int (y - \bar{y})(f_{opt}(\mathbf{x}) - \bar{f}_{opt}) p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x} dy \\ &= \int \int yy' \gamma(y, y') dy dy' - \bar{y}^2\end{aligned}\quad (16)$$

となる。

これらの結果から、最適な非線形回帰関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  で達成される平均 2 乗誤差は、

$$\varepsilon^2(f_{opt}) = V(y) - \text{COV}(y, f_{opt}) = V(y)(1 - \rho^2)\quad (17)$$

のように書ける。ここで、

$$V(y) = \int y^2 p(y) dy - \bar{y}^2\quad (18)$$

および

$$\rho = \frac{\text{COV}(y, f_{opt})}{\sqrt{V(y)V(f_{opt})}}\quad (19)$$

である。

式 (17) は、線形重回帰分析でも成り立つ有名な関係式であるが、この関係式が最適な非線形回帰関数でも成り立つことを示している。

### 3 ベイズ決定理論

パターン認識では、未知の認識対象を間違っって他のクラスに識別する確率 (誤識別率) をできるだけ小さくするような識別方式が最も望ましい。ここでは、まず、特徴ベクトルとクラスとの確率的な対応関係が完全にわかっている場合について、そのような識別方式がどうすれば実現できるかについて述べる。そのための理論的に最適な識別方式は、ベイズ識別方式と呼ばれている。

#### 3.1 ベイズ決定方式

識別したい  $K$  個のクラスを  $C = \{C_k\}_{k=1}^K$  で表し、認識対象を計測して得られた特徴ベクトルの空間 (特徴空間) を  $X = \{\mathbf{x} \in R^M\}$  で表す。

識別対象がクラス  $C_k$  に属している確率  $P(C_k)$  は、事前確率 (*prior probability*) あるいは先見確率と呼ばれている。識別対象が  $K$  個のクラスのどれかに属しているとする、 $\sum_{k=1}^K P(C_k) = 1$  が満たされる。また、あるクラス  $C_k$  に属する対象を計測した時、特徴ベクトル  $\mathbf{x}$  が観測される確率密度分布を  $p(\mathbf{x}|C_k)$  で表す。この時、当然、 $\int p(\mathbf{x}|C_k)d\mathbf{x} = 1$  が満たされる。これらの確率がわかれば、特徴ベクトルとクラスとの確率的な関係はすべて計算できる。例えば、パターン認識で非常に重要な事後確率 (*posterior probability*)、つまり、ある対象から特徴ベクトル  $\mathbf{x}$  が観測された時、それがクラス  $C_k$  に属している確率  $P(C_k|\mathbf{x})$  は、ベイズの公式 (Bayes theorem) から、

$$P(C_k|\mathbf{x}) = \frac{P(C_k)p(\mathbf{x}|C_k)}{p(\mathbf{x})}, \quad \sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) = 1 \quad (20)$$

のように計算できる。ここで、

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K P(C_k)p(\mathbf{x}|C_k), \quad \int p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1 \quad (21)$$

は  $\mathbf{x}$  の確率密度分布である。

このように特徴ベクトルとクラスの関係が確率統計的知識として事前に完全にわかる場合には、識別の問題は以下のように統計的決定理論の枠組で完全に定式化される。

特徴ベクトル  $\mathbf{x}$  に基づき対象がどのクラスに属するかを決定する関数 (決定関数) を  $d(\mathbf{x})$  で表し、クラス  $C_k$  の対象をクラス  $C_j$  に決定したときの損失 (loss) を  $r(C_j|C_k)$  で表すと、損失の期待値 (平均損失) は、

$$R[d] = \sum_{k=1}^K \int r(d(\mathbf{x})|C_k)P(C_k|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (22)$$

となり、決定関数の汎関数となる。これを最小とする決定関数  $d(\mathbf{x})$  を求めるのが統計的 (ベイズ) 決定理論である。

特に 0-1 損失、つまり、誤った識別に対して均等な損失を与える場合には、損失関数は、

$$r(C_k|C_j) = 1 - \delta_{jk} \quad (23)$$

で与えられ、これを最小とする最適な識別関数は、

$$d(\mathbf{x}) = C_k \quad \text{if} \quad P(C_k|\mathbf{x}) = \max_j P(C_j|\mathbf{x}) \quad (24)$$

となる。これは、事後確率が最大となるクラスに決定する識別方式であり、ベイズ識別方式と呼ばれている。この識別関数によって達成される最小誤識別率は、

$$P_e^* = 1 - \int \max_j P(C_j|\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (25)$$

で与えられる。

## 4 識別のための非線形回帰

次に、識別のための非線形回帰について考えてみよう。\$K\$ 個のクラスの識別問題に対して、\$k \in \{1, \dots, K\}\$ 番目のクラス \$C\_k\$ の代表ベクトル（教師信号）を \$k\$ 番目の要素のみが 1 で、それ以外の要素が全て 0 のベクトル \$\mathbf{t}\_k = [0 \ \dots \ 0 \ 1 \ 0 \ \dots \ 0]^T\$ で表し、これを目的変数として、入力特徴ベクトル \$\mathbf{x}\$ からクラス代表ベクトル \$\mathbf{t}\$ を推定する非線形回帰関数

$$\mathbf{t} \approx \mathbf{f}(\mathbf{x}) \quad (26)$$

を構成することを考える。

ここでも近似の良さの評価基準として平均 2 乗誤差

$$\varepsilon^2(\mathbf{f}) = \sum_{k=1}^K \int \|\mathbf{t}_k - \mathbf{f}(\mathbf{x})\|^2 p(C_k, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (27)$$

を用いることにする。

最適非線形回帰関数を求めたのと同様に、最適解 \$\mathbf{f}\_{opt}(\mathbf{x})\$ の近傍での摂動

$$\mathbf{f}_\delta(\mathbf{x}) = \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}) + \delta \boldsymbol{\eta}(\mathbf{x}) \quad (28)$$

を考える。

これを平均 2 乗誤差の式に代入すると

$$\begin{aligned} \varepsilon^2(\mathbf{f}_\delta) &= \sum_{k=1}^K \int \|\mathbf{t}_k - \mathbf{f}_\delta(\mathbf{x})\|^2 p(C_k, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \sum_{k=1}^K \int (\|\mathbf{t}_k - \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})\|^2 - 2\boldsymbol{\eta}^T(\mathbf{x})(\mathbf{t}_k - \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}))\delta + \boldsymbol{\eta}^T(\mathbf{x})(\boldsymbol{\eta})\delta^2) p(C_k, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (29)$$

となる。

これを \$\delta\$ で微分すると、

$$\begin{aligned} \frac{d\varepsilon^2(\delta)}{d\delta} &= -2 \int \sum_{k=1}^K \boldsymbol{\eta}^T(\mathbf{x})(\mathbf{t}_k - \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})) p(C_k, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &\quad + 2 \sum_{k=1}^K \int \boldsymbol{\eta}^T(\mathbf{x}) \boldsymbol{\eta}(\mathbf{x}) \delta p(C_k, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (30)$$

となる。

摂動の仮定から、平均 2 乗誤差は、\$\delta\$ が 0 の時に最小値をとるので、上の式で \$\delta = 0\$ とすると

$$\frac{d\varepsilon^2(0)}{d\delta} = -2 \int \boldsymbol{\eta}^T(\mathbf{x}) \sum_{k=1}^K (\mathbf{t}_k p(C_k, \mathbf{x}) - \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}) p(C_k, \mathbf{x})) d\mathbf{x} = 0 \quad (31)$$

となる。これが、任意の \$\boldsymbol{\eta}(\mathbf{x})\$ に対して 0 になるためには、

$$\sum_{k=1}^K (\mathbf{t}_k p(C_k, \mathbf{x}) - \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}) p(C_k, \mathbf{x})) = 0 \quad (32)$$

でなければならない。

これから、最適な関数  $f_{opt}$  は、

$$\begin{aligned} f_{opt}(\mathbf{x}) &= \sum_{k=1}^K t_k \frac{p(C_k, \mathbf{x})}{p(\mathbf{x})} = \sum_{k=1}^K t_k P(C_k | \mathbf{x}) \\ &= \begin{bmatrix} P(C_1 | \mathbf{x}) \\ \vdots \\ P(C_K | \mathbf{x}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (33)$$

のように事後確率を並べたベクトルとなる必要があることが分かる。つまり、最適な非線形回帰関数は、事後確率を計算する関数である。

## 5 クロスエントロピー最小化

識別のための Deep Learning やロジスティック回帰などでは、クロスエントロピーが使われる。ここでは、クロスエントロピーを最小化する最適な非線形関数について見ておく。

### 5.1 2クラス識別の場合

まず、簡単のため2クラスの識別の場合について考えよう。  $t \in \{0, 1\}$  を教師信号とし、識別のための関数を  $f(\mathbf{x})$  とする。このとき、クロスエントロピーは

$$\begin{aligned} L(f) &= - \int \sum_{t=0,1} (t \log f(\mathbf{x}) + (1-t) \log(1-f(\mathbf{x}))) p(t, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= - \int (\log f(\mathbf{x}) p(t=1, \mathbf{x}) + \log(1-f(\mathbf{x})) p(t=0, \mathbf{x})) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (34)$$

で与えられる。

このクロスエントロピーを最小化する最適な非線形関数を最適非線形回帰の場合と同様に、変分法を用いて導出する。最適解の近傍での摂動

$$f_{\delta}(\mathbf{x}) = f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta \eta(\mathbf{x}) \quad (35)$$

を考える。

これをクロスエントロピーの式に代入すると

$$L(\delta) = - \int (\log(f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta \eta(\mathbf{x})) p(t=1, \mathbf{x}) + \log(1 - f_{opt}(\mathbf{x}) - \delta \eta(\mathbf{x})) p(t=0, \mathbf{x})) d\mathbf{x} \quad (36)$$

となる。

ここで、  $L(\delta)$  を  $\delta$  で微分すると、

$$\frac{dL(\delta)}{d\delta} = - \int \left( \frac{\eta(\mathbf{x}) p(t=1, \mathbf{x})}{f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta \eta(\mathbf{x})} - \frac{\eta(\mathbf{x}) p(t=0, \mathbf{x})}{1 - (f_{opt}(\mathbf{x}) + \delta \eta(\mathbf{x}))} \right) d\mathbf{x} \quad (37)$$

となる。

摂動の仮定から、クロスエントロピーは  $\delta = 0$  のときに最小値をとるので、上の式で  $\delta = 0$  とすると、

$$\frac{dL(0)}{d\delta} = - \int \eta(\mathbf{x}) \left( \frac{p(t=1, \mathbf{x})}{f_{opt}(\mathbf{x})} - \frac{p(t=0, \mathbf{x})}{1 - f_{opt}(\mathbf{x})} \right) d\mathbf{x} \quad (38)$$

となる。ここで、摂動の仮定から  $\eta(\mathbf{x})$  は任意の関数であるから、最小値を持つための条件は、

$$\frac{p(t=1, \mathbf{x})}{f_{opt}(\mathbf{x})} - \frac{p(t=0, \mathbf{x})}{1-f_{opt}(\mathbf{x})} = 0 \quad (39)$$

となる。これから、

$$p(t=1, \mathbf{x}) = f_{opt}(\mathbf{x})(p(t=0, \mathbf{x}) + p(t=1, \mathbf{x})) = f_{opt}(\mathbf{x})p(\mathbf{x}) \quad (40)$$

となり、最適な非線形関数は、

$$f_{opt}(\mathbf{x}) = \frac{p(t=1, \mathbf{x})}{p(\mathbf{x})} = P(t=1|\mathbf{x}) \quad (41)$$

となる。つまり、この場合にも最適な非線形関数は、事後確率であることが分かる。

## 5.2 $K$ クラスの場合

次に、 $K$  クラスの場合について考える。識別のための非線形回帰の場合と同様に、 $K$  個のクラスの識別問題に対して、 $\mathbf{x}$  の教師ラベルが  $k \in \{1, \dots, K\}$  番目のクラス  $C_k$  の場合には、先の  $C_k$  の代表ベクトル  $k$  番目の要素のみが 1 で、それ以外の要素が全て 0 のベクトル  $\mathbf{t}_k = [0 \ \dots \ 0 \ 1 \ 0 \ \dots \ 0]^T C_k$  の代表ベクトル  $\mathbf{t}_k = [0 \ \dots \ 0 \ 1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$  を用いて、 $\mathbf{t}_k$  とする。このとき、 $K$  クラスの識別に対するクロスエントロピーは、

$$\begin{aligned} L(\mathbf{f}) &= - \int \sum_{k=1}^K \left( \sum_{j=1}^{K-1} t_k^{(j)} \log f^{(j)}(\mathbf{x}) + (1 - \sum_{l=1}^{K-1} t_k^{(l)}) \log(1 - \sum_{l=1}^{K-1} f^{(l)}(\mathbf{x})) \right) p(C_k, \mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= - \int \left( \sum_{k=1}^{K-1} p(C_k, \mathbf{x}) \log f^{(k)}(\mathbf{x}) + p(C_K, \mathbf{x}) \log(1 - \sum_{l=1}^{K-1} f^{(l)}(\mathbf{x})) \right) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (42)$$

のように書ける。ここで、 $t_k^{(j)}$  および  $f^{(j)}(\mathbf{x})$  は、それぞれ、 $\mathbf{t}_k$  および  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  の  $j$  番目の要素である。

これまでと同様に、このクロスエントロピーを最小化する最適な非線形関数を最適非線形回帰の場合と同様に、変分法を用いて導出する。最適解の近傍での摂動

$$\mathbf{f}_\delta(\mathbf{x}) = \mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}) + \delta\boldsymbol{\eta}(\mathbf{x}) \quad (43)$$

を考える。

これをクロスエントロピーの式に代入すると

$$\begin{aligned} L(\delta) &= - \int \sum_{k=1}^{K-1} p(C_k, \mathbf{x}) \log(f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x}) + \delta\eta^{(k)}(\mathbf{x})) d\mathbf{x} \\ &\quad - \int p(C_K, \mathbf{x}) \log \left( 1 - \sum_{k=1}^{K-1} (f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x}) + \delta\eta^{(k)}(\mathbf{x})) \right) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (44)$$

となる。

ここで、 $L(\delta)$  を  $\delta$  で微分すると、

$$\frac{dL(\delta)}{d\delta} = - \int \left( \sum_{k=1}^{K-1} \frac{\eta^{(k)}(\mathbf{x}) p(C_k, \mathbf{x})}{f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x}) + \delta\eta^{(k)}(\mathbf{x})} - \frac{\sum_{k=1}^{K-1} \eta^{(k)}(\mathbf{x}) p(C_K, \mathbf{x})}{1 - \sum_{k=1}^{K-1} (f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x}) + \delta\eta^{(k)}(\mathbf{x}))} \right) d\mathbf{x} \quad (45)$$

となる。

摂動の仮定から、クロスエントロピーは  $\delta = 0$  のときに最小値をとるので、上の式で  $\delta = 0$  とすると、

$$\frac{dL(0)}{d\delta} = - \int \sum_{k=1}^{K-1} \eta^{(k)} \left( \frac{p(C_k, \mathbf{x})}{f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x})} - \frac{p(C_K, \mathbf{x})}{1 - \sum_{k=1}^{K-1} f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x})} \right) d\mathbf{x} = 0 \quad (46)$$

となる。

摂動の仮定から  $\eta^k(\mathbf{x})$   $k = 1, \dots, K-1$  は任意の関数であるから、最小値を持つための条件は、

$$\frac{p(C_k, \mathbf{x})}{f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x})} - \frac{p(C_K, \mathbf{x})}{1 - \sum_{k=1}^{K-1} f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x})} = 0 \quad (k = 1, \dots, K-1) \quad (47)$$

ここで、 $\alpha = 1 - \sum_{k=1}^{K-1} f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x})$  とおくと、最適な非線形関数の必要条件は、

$$f_{opt}^{(k)} = \frac{\alpha p(C_k, \mathbf{x})}{p(C_K, \mathbf{x})} \quad (k = 1, \dots, K-1) \quad (48)$$

と書ける。これから、

$$\alpha = 1 - \sum_{k=1}^{K-1} f_{opt}^{(k)}(\mathbf{x}) = 1 - \sum_{k=1}^{K-1} \frac{\alpha p(C_k, \mathbf{x})}{p(C_K, \mathbf{x})} = 1 - \alpha \sum_{k=1}^{K-1} \frac{p(C_k, \mathbf{x})}{p(C_K, \mathbf{x})} \quad (49)$$

となる。これから、

$$\alpha = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} \frac{p(C_k, \mathbf{x})}{p(C_K, \mathbf{x})}} = \frac{p(C_K, \mathbf{x})}{p(C_K, \mathbf{x}) + \sum_{k=1}^{K-1} p(C_k, \mathbf{x})} = \frac{p(C_K, \mathbf{x})}{p(\mathbf{x})} \quad (50)$$

となる。

したがって、求める最適非線形関数は、

$$f_{opt}^{(k)} = \frac{\alpha p(C_k, \mathbf{x})}{p(C_K, \mathbf{x})} = \frac{p(C_K, \mathbf{x}) p(C_k, \mathbf{x})}{p(\mathbf{x}) p(C_K, \mathbf{x})} = \frac{p(C_k, \mathbf{x})}{p(\mathbf{x})} = P(C_k | \mathbf{x}) \quad (k = 1, \dots, K-1) \quad (51)$$

となる。つまり、クロスエントロピーを最小とする最適な非線形関数は、事後確率  $P(C_k | \mathbf{x})$  を要素とするベクトル

$$\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} P(C_1 | \mathbf{x}) \\ \vdots \\ P(C_K | \mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (52)$$

である。

### 5.2.1 最適な非線形識別関数 $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$ で達成されるクロスエントロピー

式 (42) のクロスエントロピーに最適な非線形識別関数  $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  を代入すると、

$$\begin{aligned} L(\mathbf{f}_{opt}) &= - \int \left( \sum_{k=1}^{K-1} p(C_k, \mathbf{x}) \log P(C_k | \mathbf{x}) + p(C_K, \mathbf{x}) \log \left( 1 - \sum_{l=1}^{K-1} P(C_l | \mathbf{x}) \right) \right) d\mathbf{x} \\ &= \int \left( - \sum_{k=1}^{K-1} p(C_k, \mathbf{x}) \log P(C_k | \mathbf{x}) \right) d\mathbf{x} \\ &= \int \left( - \sum_{k=1}^{K-1} P(C_k | \mathbf{x}) \log P(C_k | \mathbf{x}) \right) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \int H(C | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = H(C | X) \end{aligned} \quad (53)$$

となる。ここで、

$$H(C|\mathbf{x}) = -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log P(C_k|\mathbf{x}) \quad (54)$$

および、

$$H(C|X) = \int H(C|\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (55)$$

である。これらは条件付きエントロピーと呼ばれている。つまり、最適な非線形識別関数  $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  で達成されるクロスエントロピーは、入力ベクトルからクラスへの相互情報量に一致することを示している。

### 5.2.2 非線形識別関数 $\mathbf{J}\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$ の最適性

変分法で求めた  $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  は、最適解の必要条件を満たしているが、それが最適な解となっているかわからない。ここでは、それを確かめるために、 $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  で達成されるクロスエントロピーが、その要素の和が1となる ( $\sum_{k=1}^K g^{(k)} = 1, g^{(k)} \geq 0 (k=1, \dots, K)$ ) 任意の関数  $\mathbf{g}(\mathbf{x})$  のクロスエントロピーよりも確かに小さくなることを確かめておこう。

$\mathbf{g}(\mathbf{x})$  のクロスエントロピーは、

$$\begin{aligned} L(\mathbf{g}) &= -\int \left( \sum_{k=1}^{K-1} P(C_k|\mathbf{x}) \log g^{(k)}(\mathbf{x}) + P(C_K|\mathbf{x}) \log(1 - \sum_{l=1}^{K-1} g^{(l)}(\mathbf{x})) \right) d\mathbf{x} \\ &= \int \left( -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log g^{(k)}(\mathbf{x}) \right) d\mathbf{x} = \int \left( -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log g^{(k)}(\mathbf{x}) \right) p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (56) \end{aligned}$$

となる。 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$  のクロスエントロピーと  $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  のクロスエントロピーの差は、

$$\begin{aligned} L(\mathbf{g}) - L(\mathbf{f}_{opt}) &= \int \left( -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log g^{(k)}(\mathbf{x}) \right) p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \\ &\quad - \int \left( -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log P(C_k|\mathbf{x}) \right) p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \\ &= \int \left( -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log \frac{g^{(k)}(\mathbf{x})}{P(C_k|\mathbf{x})} \right) p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \\ &= \int D_{KL}(\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})||\mathbf{g}(\mathbf{x}))p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (57) \end{aligned}$$

となる。ここで、

$$D_{KL}(\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})||\mathbf{g}(\mathbf{x})) = -\sum_{k=1}^K P(C_k|\mathbf{x}) \log \frac{g^{(k)}(\mathbf{x})}{P(C_k|\mathbf{x})} \quad (58)$$

は、カルバック・ライブラー情報量と呼ばれる確率分布間の近さの尺度として知られている量である。カルバック・ライブラー情報量は、 $D_{KL}(\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})||\mathbf{g}(\mathbf{x})) \geq 0$  であることが知られている。したがって、 $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  はクロスエントロピーを最小とする最適な非線形関数であることがわかる。また、 $D_{KL}(\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})||\mathbf{g}(\mathbf{x})) = 0$  となるのは、 $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x}) = \mathbf{g}(\mathbf{x})$  の時だけあることも知られている。つまり、 $\mathbf{f}_{opt}(\mathbf{x})$  がクロスエントロピーを最小とする唯一の解である。

以上の議論と入力ベクトルとクラスとの相互情報量  $I(C, X)$  が,

$$I(C, X) = H(C) - H(C|X) \quad (59)$$

で定義されることを考え合わせると、クロスエントロピーを最小とする最適な非線形識別関数  $f_{opt}(\mathbf{x})$  は、入力ベクトルとクラスとの相互情報量  $I(C, X)$  を最大とする非線形識別関数であるとも言える。

## 6 まとめ

ここでは、Deep Learning などの機械学習の手法で広く用いられている平均 2 乗誤差最小化とクロスエントロピー最小化によって、究極的には、どのような非線形関数を学習すべきなのかについて、訓練サンプルが無数にあり、背後の確率分布が完全にわかっている神様の立場から検討した。その結果、究極の最適非線形回帰関数は、目的変数の条件付き期待値であり、究極の最適非線形識別関数は、事後確率を要素とするベクトルを出力する関数であることを示した。これらの結果を理解することによって、有限のサンプルしか与えられなく、背後の確率分布が分からない現実の世界でモデルを学習する際の指針（目標）が明確になり、手法の改良などに役立つと考えられる。

【MEMO】

【MEMO】

# IoTによるデータ収集とデータ分析

2016.9.30



株式会社NTTデータ e-コミュニティ事業部  
土井 利次

## 本日の内容

NTT DATA

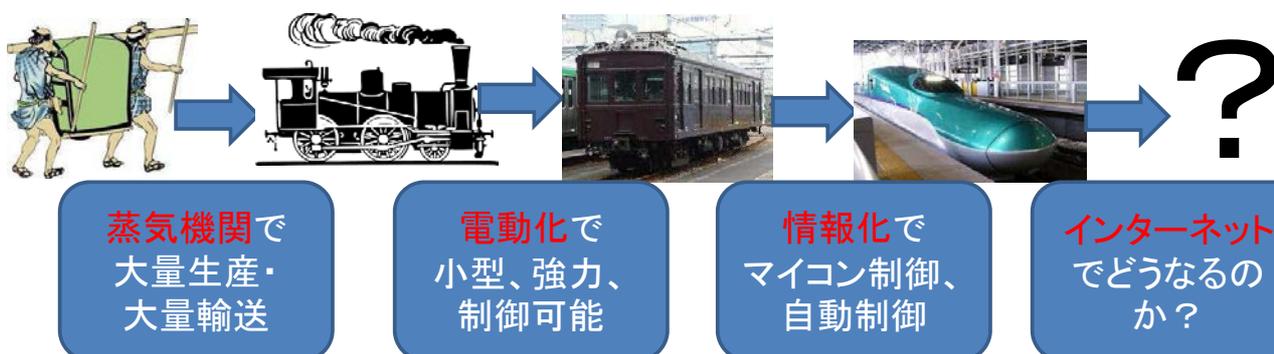
1. モノの進化とインテリジェンス
2. 機械学習とは
3. NTTデータの分析システム
4. 観光データの適用事例
5. 装置データの適用事例
6. 工場・プラントの適用事例
7. 発展的なアプローチ

# 1.モノの進化とインテリジェンス

## 1.1 モノの進化 (IoTへの道)

NTT DATA

パラダイムシフトが起こってきたが...



クラウドにつながることで

①クラウド上のすべてのデータが利用可能

②計算機リソースからの解放

→インテリジェンスがクラウドへ

## 富士山で使える電子ジャーを作る

● 第三次的発想 = 凸凹電気製

● 第四次的発想 = NTTデータ製



センサーや解析アルゴリズムをクラウド側に分担させ、装置は通信機能とローカル制御のみを分担させる。

名古屋工大 橋本先生とのディスカッションをもとに作成

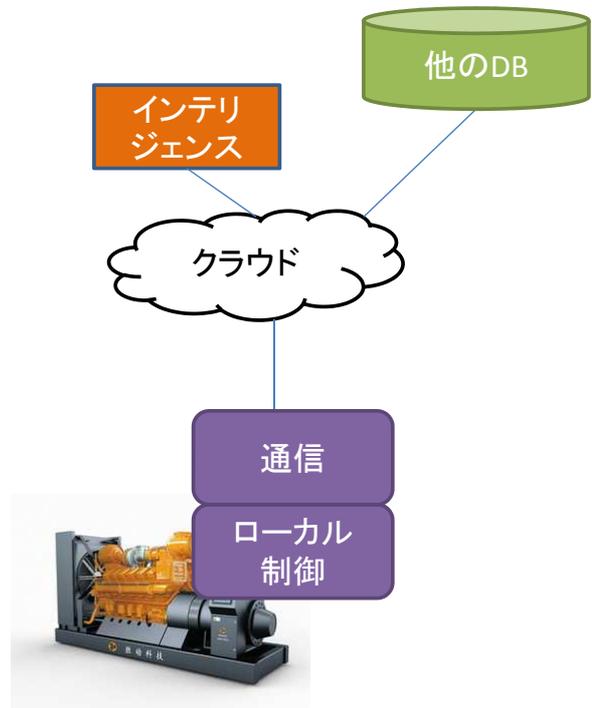
# 1.3 Industry4.0の要件

Industry 4.0の要件として以下を満たす必要がある。

インテリジェンスが分離され、クラウドでも実行できること

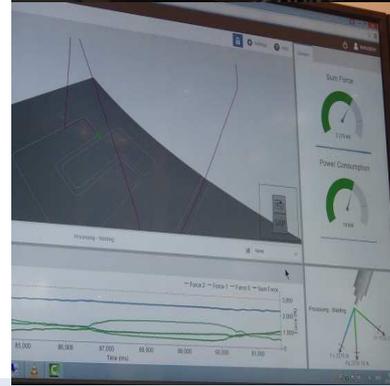
外部のセンサー等の各種情報がクラウド経由で接続されデータが活用できること

ローカルな制御機能と通信機能を装置がもち、クラウドと接続可能なこと



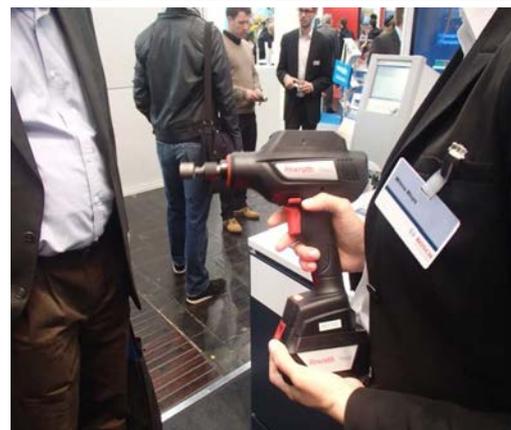
# 1.4 ドイツのI4.0の例

## ■クラウド(SAP HANA)へのリアルタイム連携



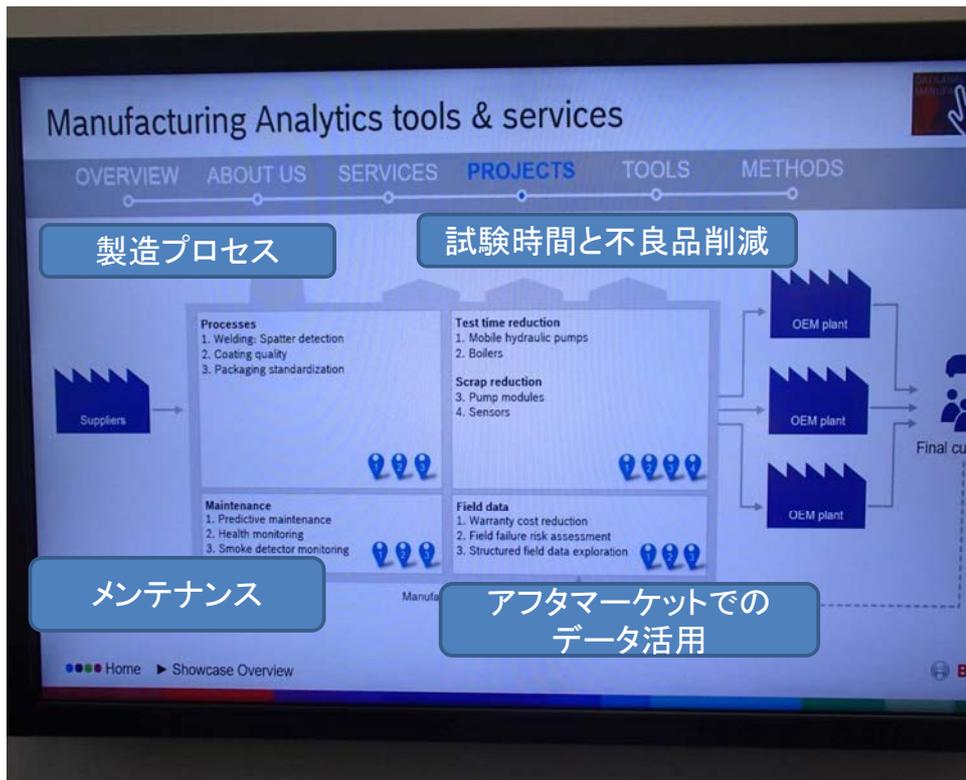
# 1.4 ドイツのI4.0の例

## センサーや工具データをBOSCH IoTクラウドに収集。

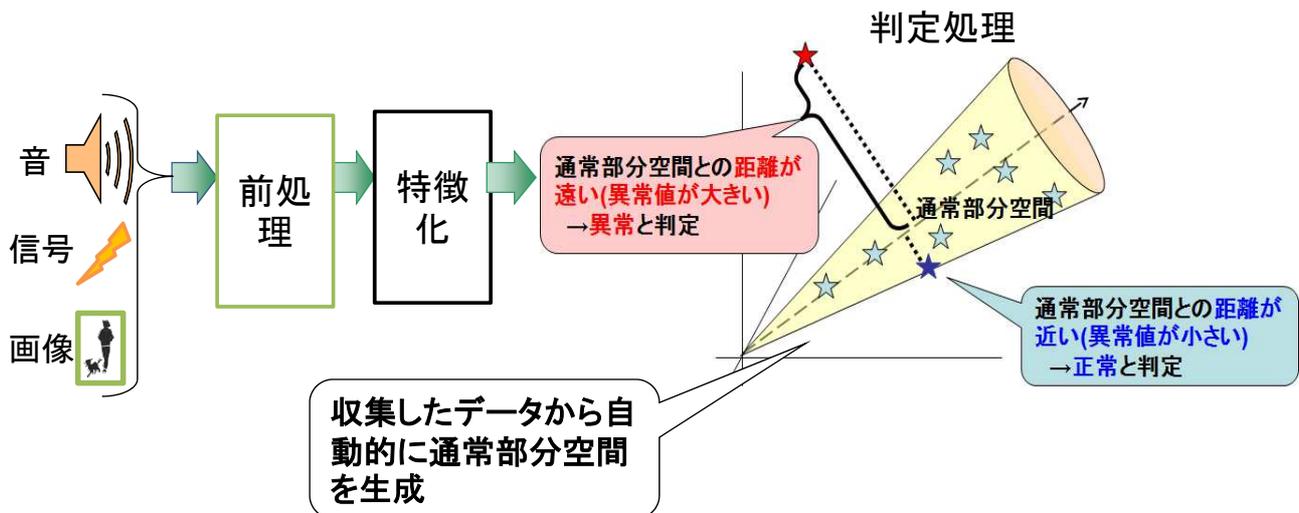
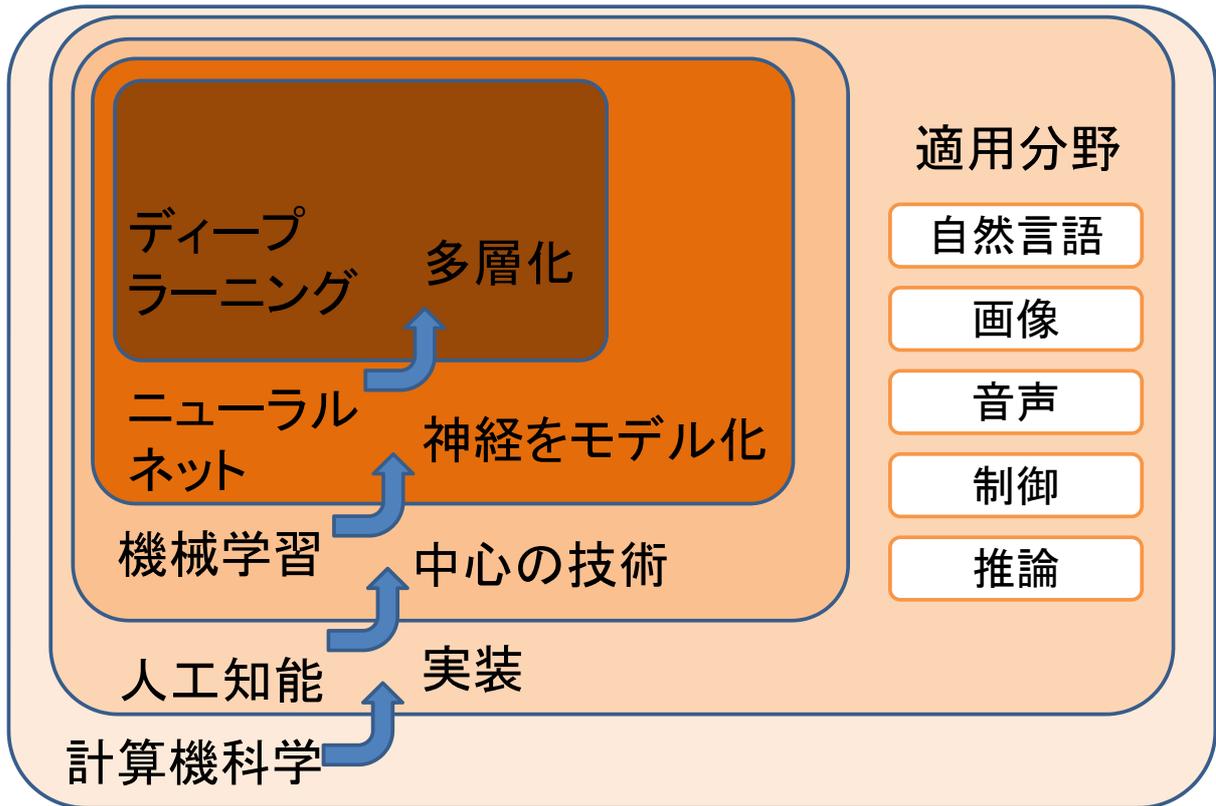


# 1.4 ドイツのI4.0の例

## ■ BOSCHの製造解析ツールとサービス。



## 2. 機械学習とは



## 強み1: 予期しない異常への対応が可能

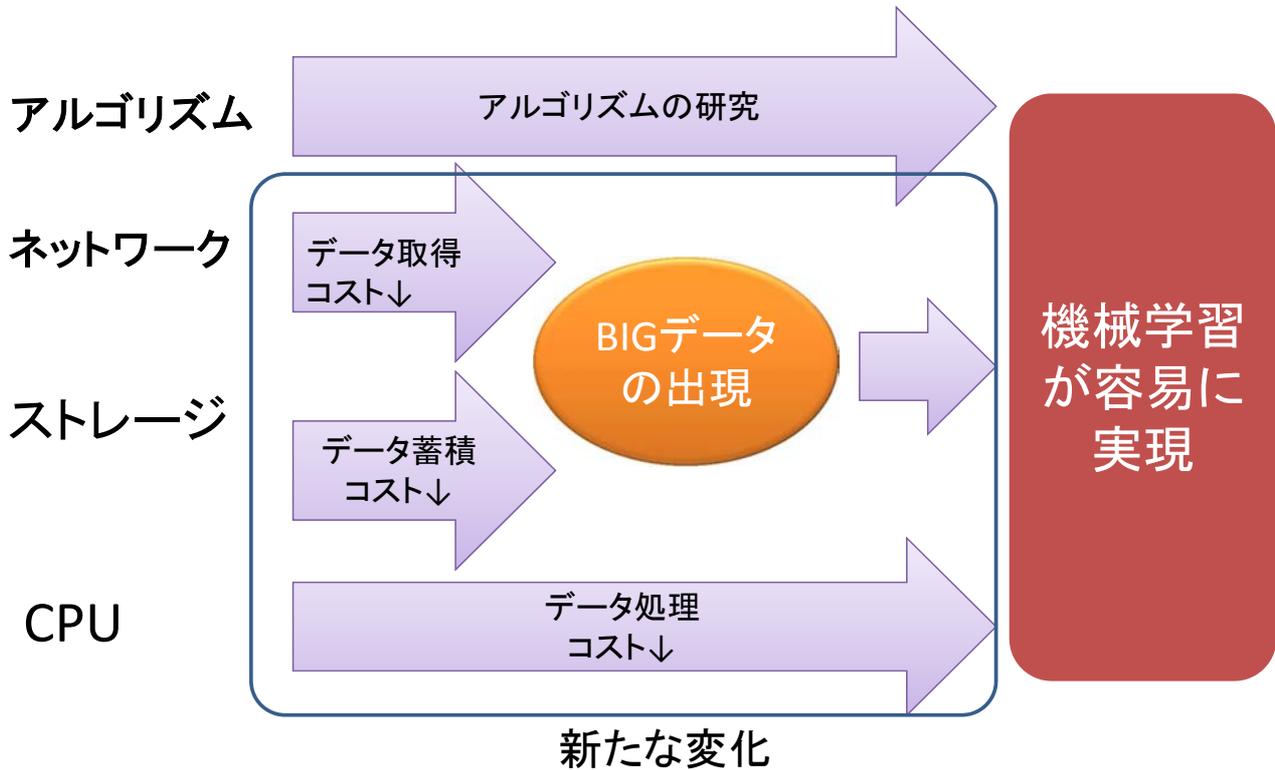
→正常と異なるケース全般を「異常」とするため、予期しない異常も検知可能

## 強み2: 従来手法では検出できない異常も検出可能

→音の場合、通常は考慮されない位相情報を加味した解析が可能

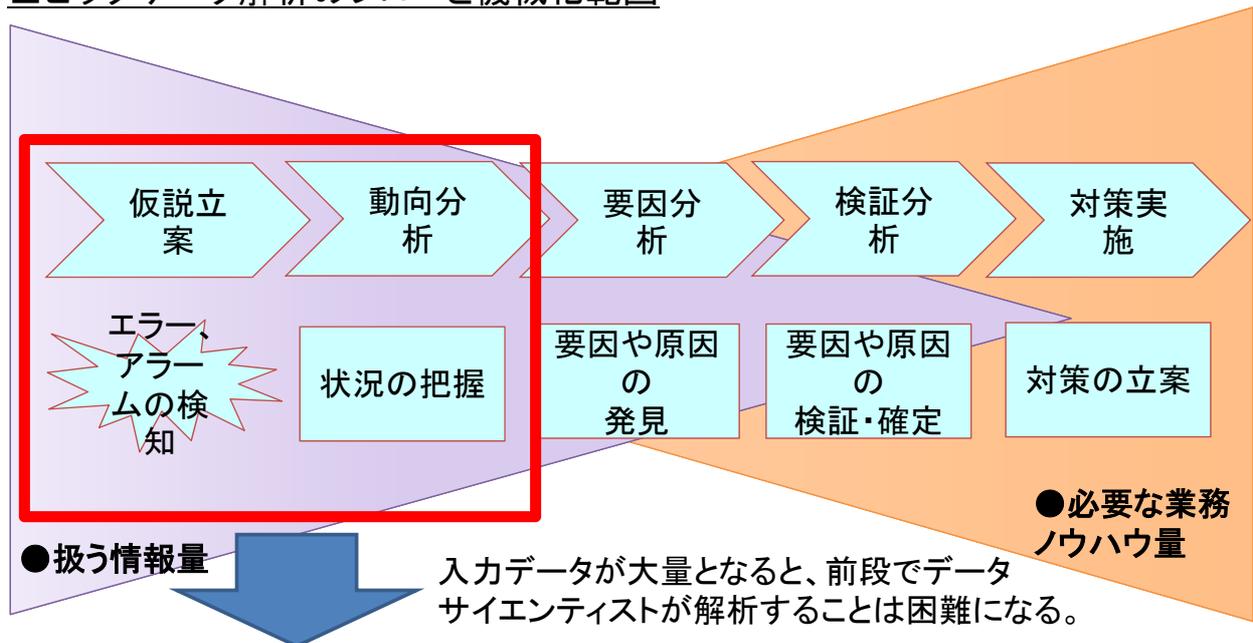
## 2.3 機械学習の現状

機械学習は1970年代から、研究されてきた。(弱いAI)



## 2.4 機械学習は万能か？

### ■ビッグデータ解析のフローと機械化範囲



データ処理の前工程を自動化し、機械により状況の把握ができるようにする。  
(原因の発見や確定と対策は、業務ノウハウのある現場で実施)

# 3. NTTデータの分析システム

## 3.1 解析基盤の概要

NTT DATA

- ビッグデータの扱いにはHadoopに代表される大規模／高速／多様なデータを処理するための①基盤技術と、それを価値に転換するための統計処理／機械学習等に代表される②分析技術をあわせて活用することが鍵となる

### SPaSE

#### データ分析シナリオ

#### OSSビッグデータ分析基盤技術

- 可視化  
ビッグデータ分析の成果をインタラクティブな可視化ツールで表現
- データマイニング・分析レポート  
ビッグデータ分析の成果をレポート形式で、さまざまな分析を基盤とする
- ビジネスルールエンジン  
ビッグデータ分析の成果をビジネスルールエンジンで活用
- バッチ処理  
Hadoopを用いた大規模データ処理
- データ連携  
Hadoopと他のシステム間で、データ、アプリ、サービス間の連携を実現
- ストリーム処理  
リアルタイムデータ処理、再処理、リアルタイムデータ連携を実現
- データ収集  
さまざまなシステム、デバイスからデータを収集

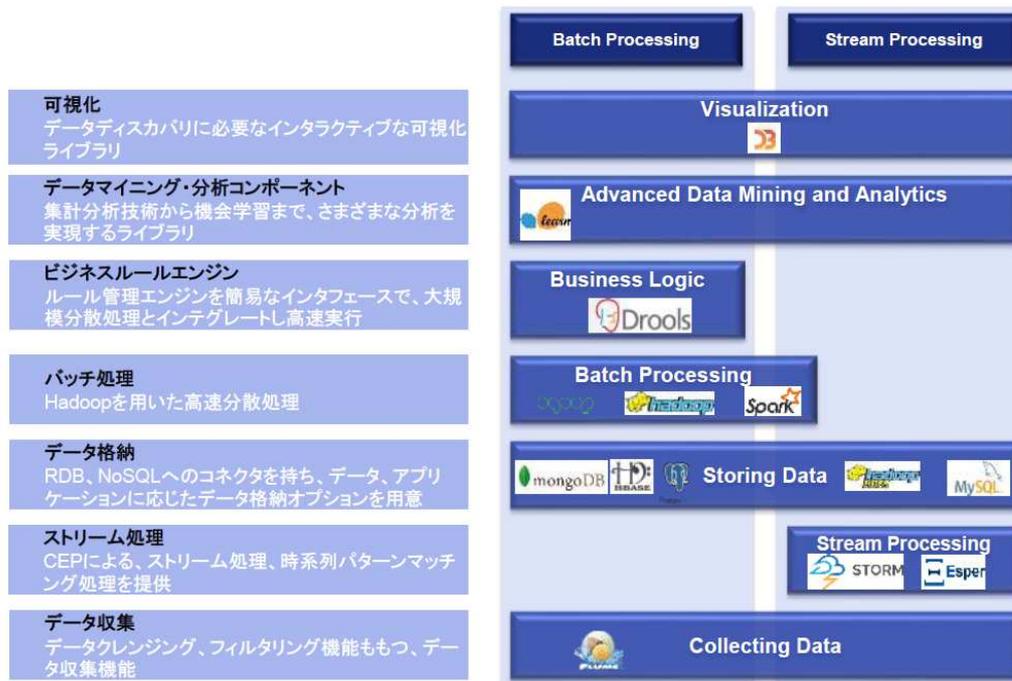


NTTデータではデータ分析サービス200以上の実績をベースとした分析方法論を保有



Hadoop、NoSQL DBなどビッグデータ分析を行うための基盤技術は先進IT企業が主導して開発するOSSが中心

- SPaSE (Stream Processing and Storing Environment)とは、分析コンポーネントと大規模処理・ストリーミング処理技術といった基盤技術を組み合わせた、ビッグデータ分析ソリューション



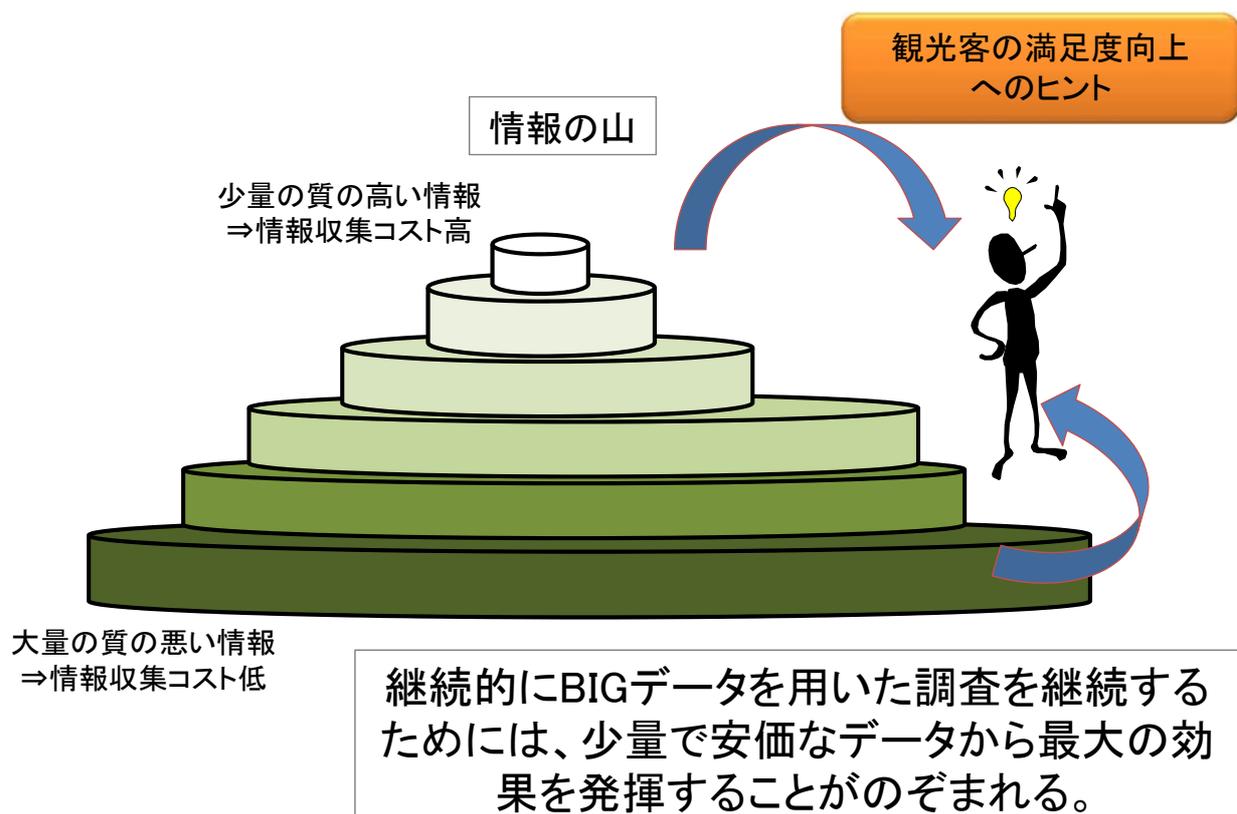
## 4. 観光データの適用事例

● 名護市における観光政策の課題

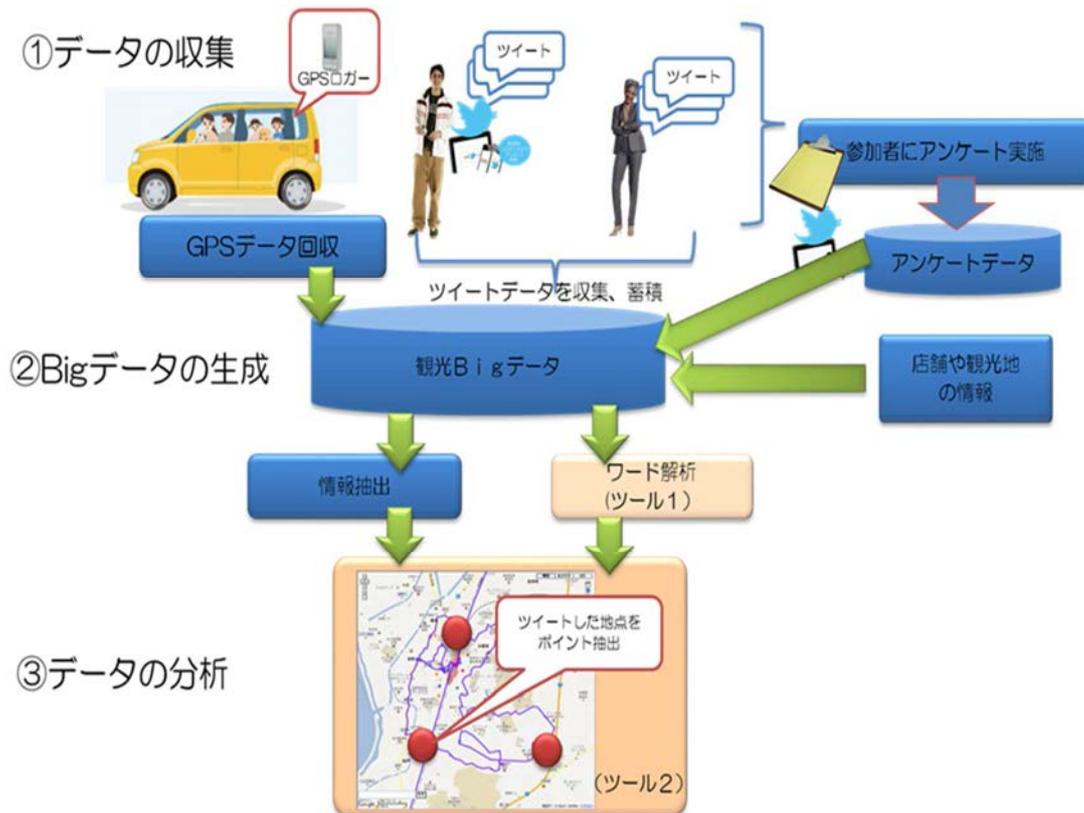
- ・観光客が名護市を通過するだけで滞在しない。
- ・観光客の動向把握や行動傾向がリアルタイムにできない。

⇒ 観光客の行動“見える化”と満足度の向上

	内容
実証 1	名護市において、 <u>いつ、どこで、どのような属性の人が、何を、発言しているのか</u> を分析して、観光に関する要改善検討項目を抽出する。
実証 2	レンタカーの位置を定期的にGPSで収集し、観光客が名護市でどこに滞在しているかを地図上で可視化し、 <u>観光客の行動履歴</u> を分析する。



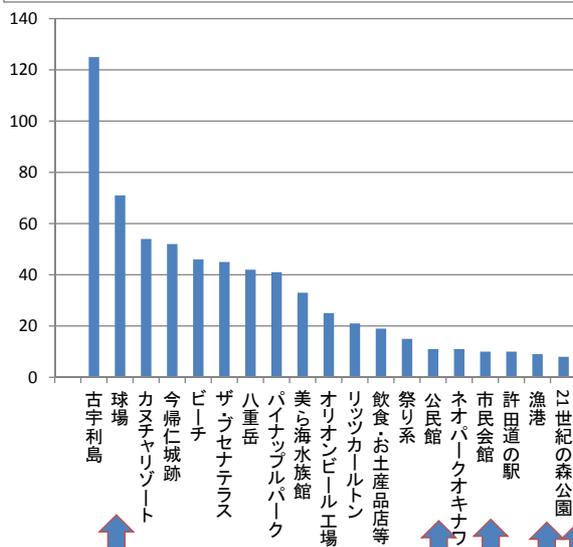
## 4.3 システムの概要



## 4.4 解析結果

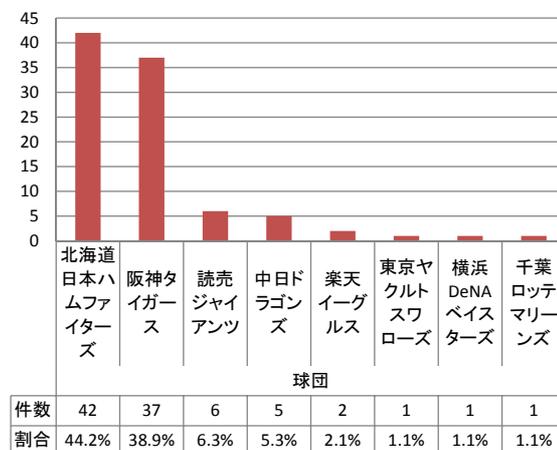
名護市役所から半径13Km以内で位置情報付でつぶやかれた情報の解析(12月~2月)(2.1万件)

Twitterの観光キーワードでのヒット数



球場とその周辺施設でのヒット数が多い。

Twitterの球団でのヒット数



名護市でキャンプを行っている日ハムだけでなく、隣町の阪神のツイート数も多い。

# 4.4 解析結果

## プロ野球のキャンプ見学を中心とした観光客の行動例 (GPSによる10分以上の滞在箇所)



# 4.4 解析結果

### 球場による相違

### ●男女別

男性

女性

名護市民球場  
(日ハム 一軍)

宜野座村野球場  
(阪神 一軍)

くにがみ球場  
(日ハム 二軍)



女性がやや多い  
傾向にある。

圧倒的に男性が  
多い傾向にある。

圧倒的に女性が  
多い傾向にある。

## 4.4 解析結果

### 球場による相違

### ●年齢別



#### 名護市民球場 (日ハム 一軍)



50代以上と30代が中心となっている。

#### 宜野座村野球場 (阪神 一軍)



40代と50代以上が中心となっている。

#### くにがみ球場 (日ハム 二軍)

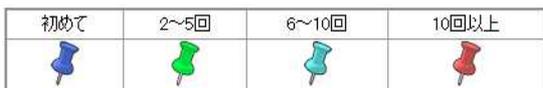


30代と40代が中心で名護、宜野座に比べ若い層が多い。

## 4.4 解析結果

### 球場による相違

### ●訪問回数別



#### 名護市民球場 (日ハム 一軍)



6回～10回のリピート回数の多い層が中心となっている。

#### 宜野座村野球場 (阪神 一軍)



初めてから10回以上まで、さまざまな層が集まっている。

#### くにがみ球場 (日ハム 二軍)

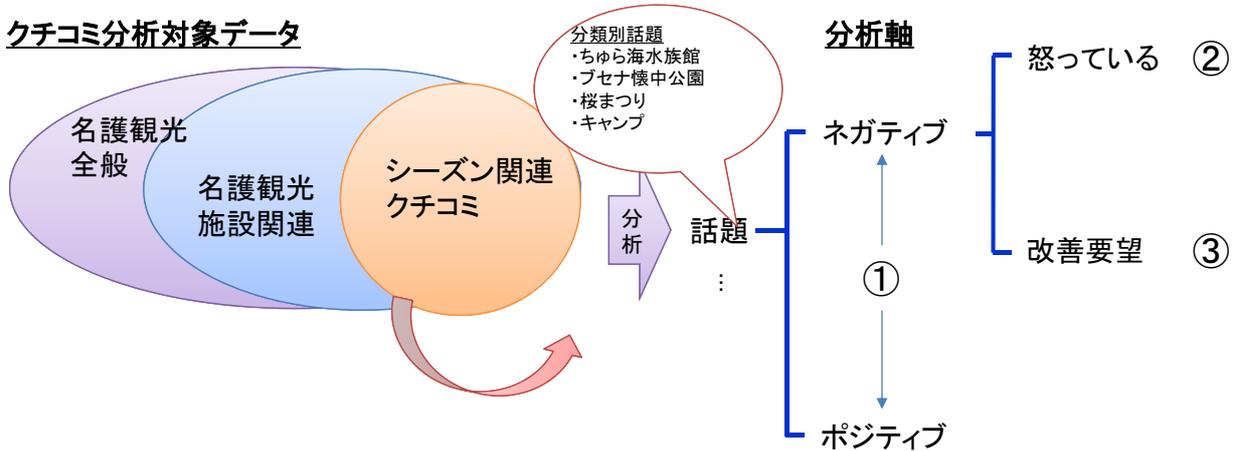


2～5回のリピート回数が少ない層が中心となっている。

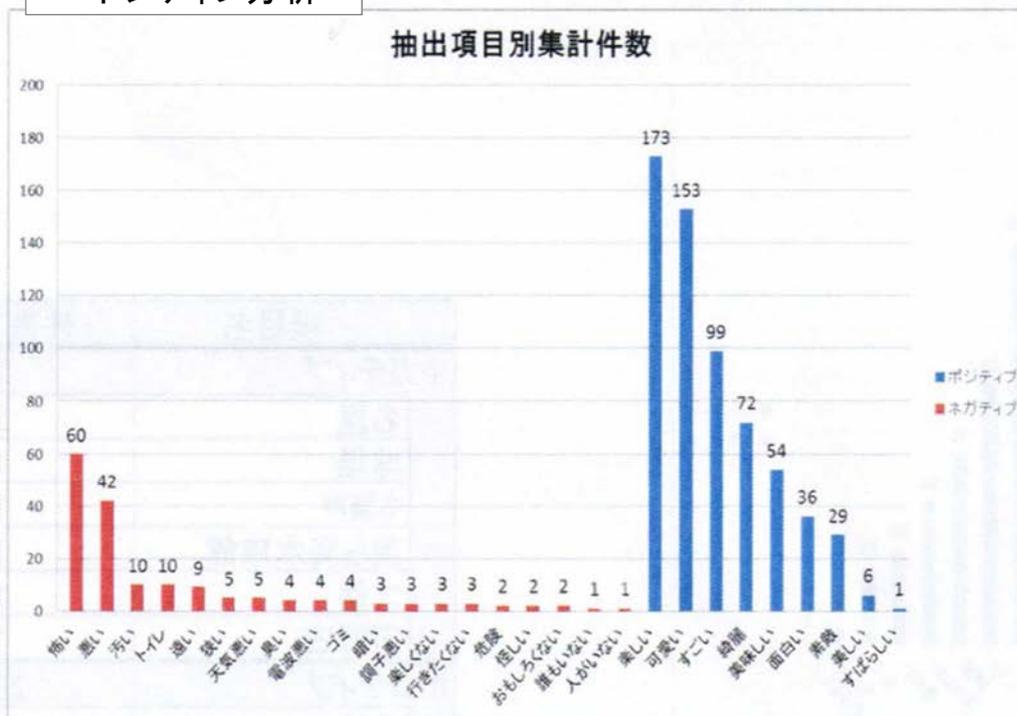
ネガティブ  
・ポジティブ分析

キーワードをポジティブ、ネガティブに仕分け、どのくらいよい印象をもっているのか、悪い印象をもっているのか、その理由はなにかを分析する。

クチコミ分析対象データ



ネガティブ  
・ポジティブ分析



項目名	件数
ネガティブ	173件
怖い	60件
悪い	42件
汚い	10件
トイレ	10件
遠い	9件
狭い	5件
天気悪い	5件
臭い	4件
電波悪い	4件
ゴミ	4件
暗い	3件
調子悪い	3件
楽しくない	3件
行きたくない	3件
危険	2件
怪しい	2件
おもしろくない	2件
誰もいない	1件
人がいない	1件
ポジティブ	623件
楽しい	173件
可愛い	153件
すごい	99件
綺麗	72件
美味しい	54件
面白い	36件
素敵	29件
美しい	6件
すばらしい	1件

ネガティブ  
・ポジティブ分析

生の声 (Twitter) の例

	ポジティブ	ネガティブ
球場	—	行ったらファームの選手ですら誰もいなかった...
トイレ	今帰仁城跡のトイレの解放感がすごいー今帰仁のトイレ、リゾートかW	トイレの電気が切れてた。
電波	—	ちょW電波悪すぎてTWITTE遅い 沖縄電波悪すぎて死にそうW

今帰仁城跡のトイレ(参考)



## (参考) 類似の解析事例

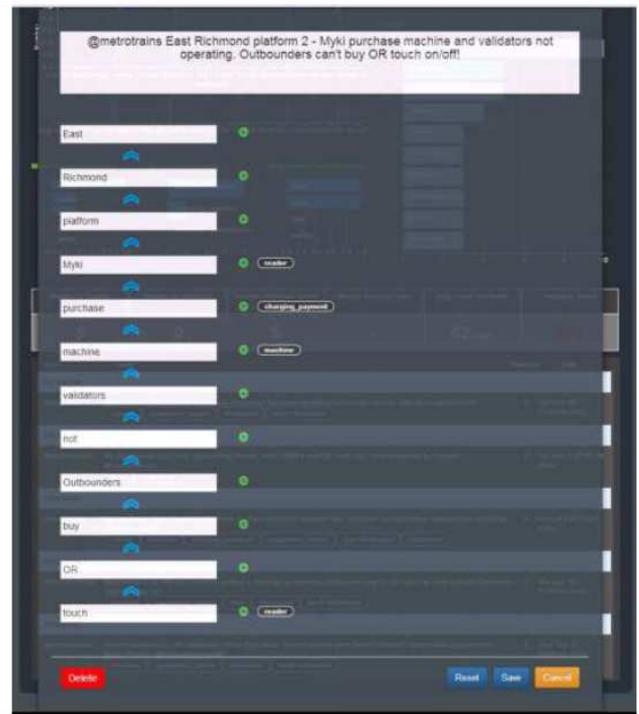
### Targetingシナリオの特徴

- SNSの分析ではトレンドをとらえるマクロアプローチが主流である。一方で、SNSの活用にはもう一つ別のアプローチがある。**大量のデータの中から、目的に必要なわずかなデータを見つけ出すというミクロを重視したアプローチ**である。
- 重要な情報を効果的・効率的に絞り込むための分析モデルを、ストリーム処理及び分散処理に組み込み、継続的なモニタリングを実現。

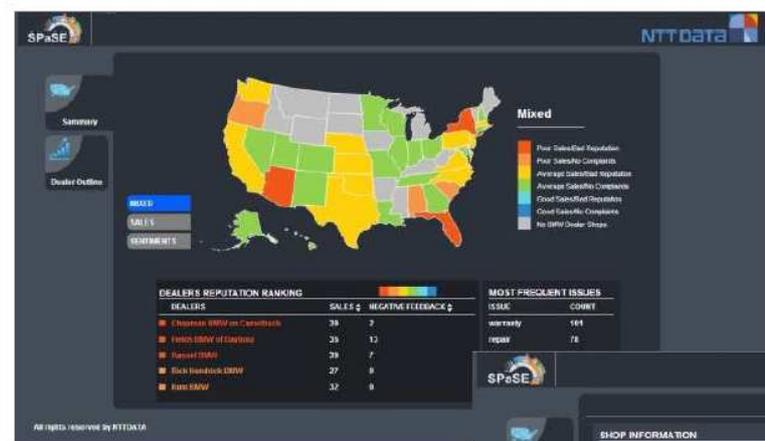
### ユースケース

- [公共システムの評判モニタリング]
  - ✓ 公共交通システムにおいて使われるデバイスやWebサービスに関する評判を分析する。不具合、不満がどこでおきているかという情報を抽出・モニタリングし、システム改善へのフィードバックのサイクルを自動化／短期化
- [自動車ディーラー評判分析]
  - ✓ 自動車ディーラー各店舗ごとの情報を収集し、サービスの問題・トラブル情報を抽出・モニタリングし、店舗への改善指導を実現
- [自動車メーカーのリコール早期検知]
  - ✓ SNSユーザから特定車種のオーナーを検出し、オーナーのSNSをモニタリングすることで故障持込前に事象を把握、リコール可能性の調査開始を早期化

# (参考) 公共システムの評判の分析



# (参考) 自動車ディーラーの評判分析

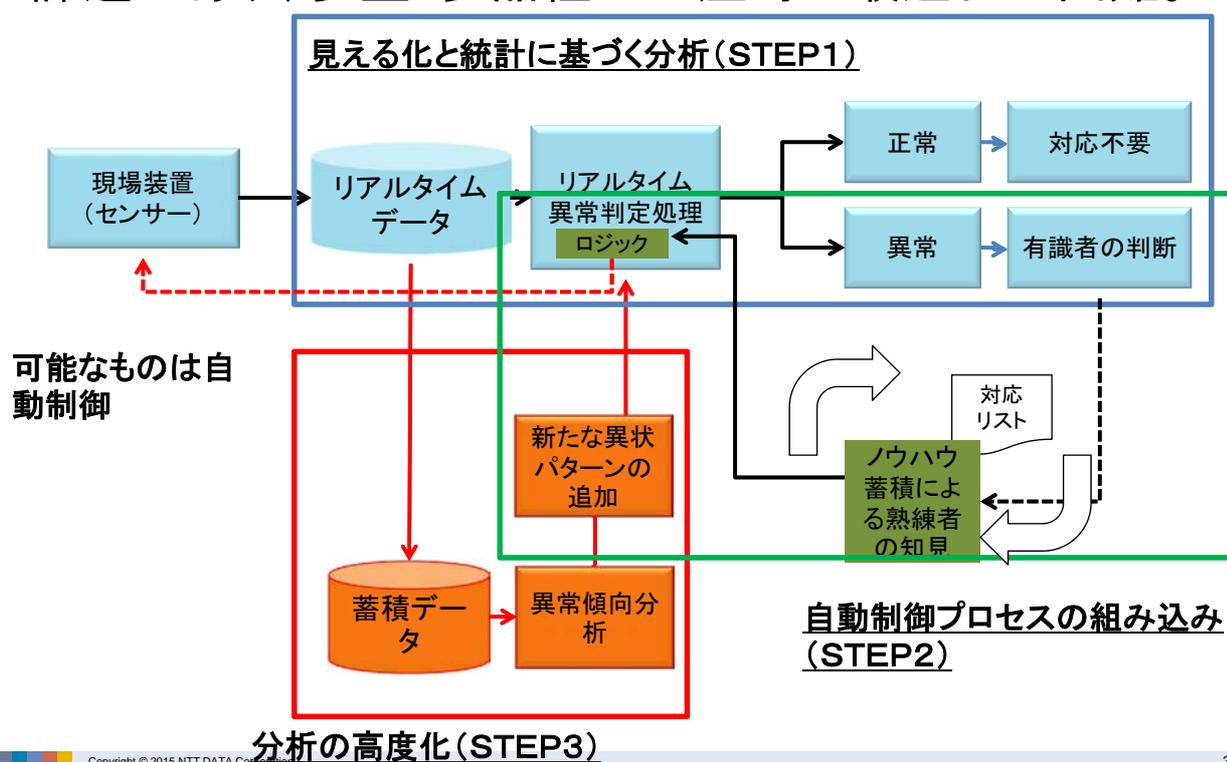


## 5. 装置データの適用事例

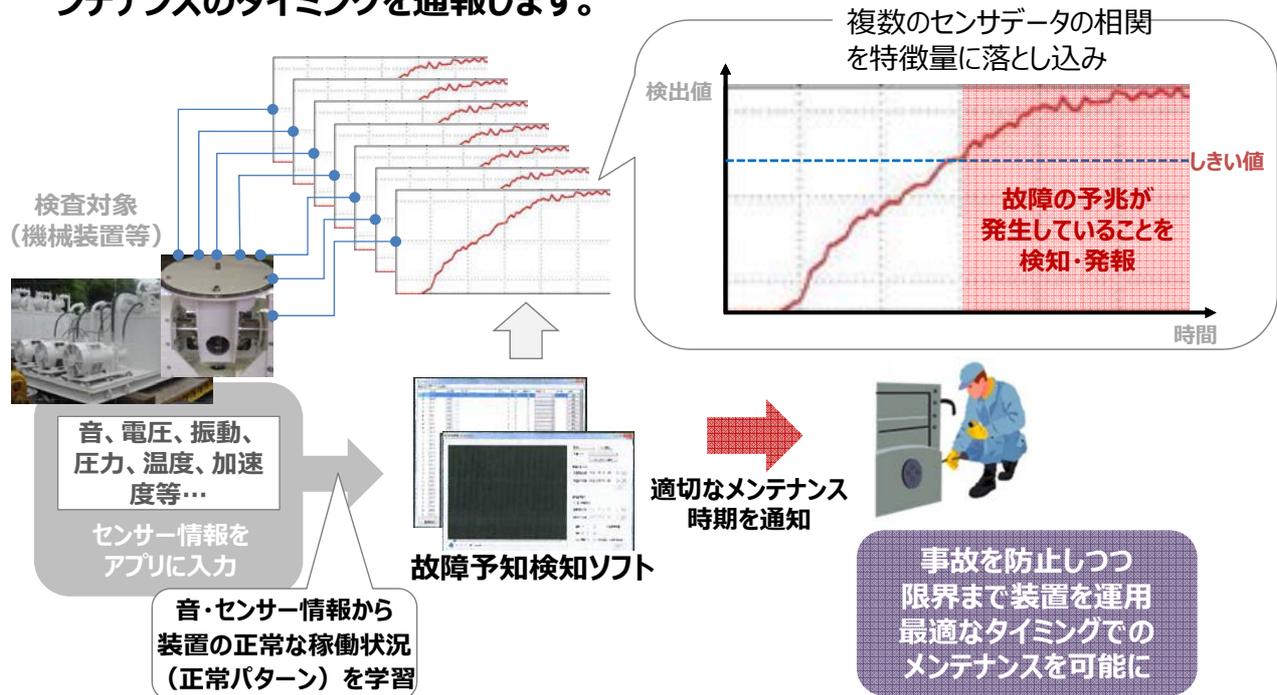
### 5.1 装置データ解析の概念

NTT DATA

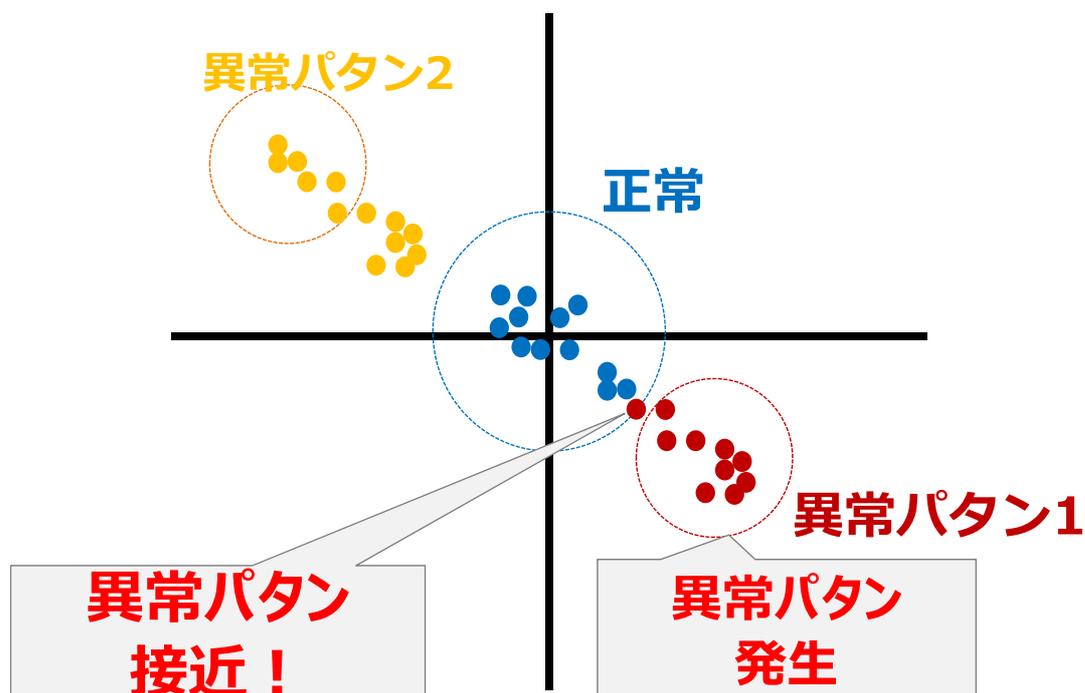
統計に基づく分析手法は、閾値をどのように定めるかに課題があり、少量・多品種の生産時に最適化が困難。



- 音・センサー情報から装置の正常な稼働状況(正常パターン)を学習、装置の変調・劣化具合を定量化・可視化し、**突発的な故障や事故を予防し**、適切なメンテナンスのタイミングを通報します。



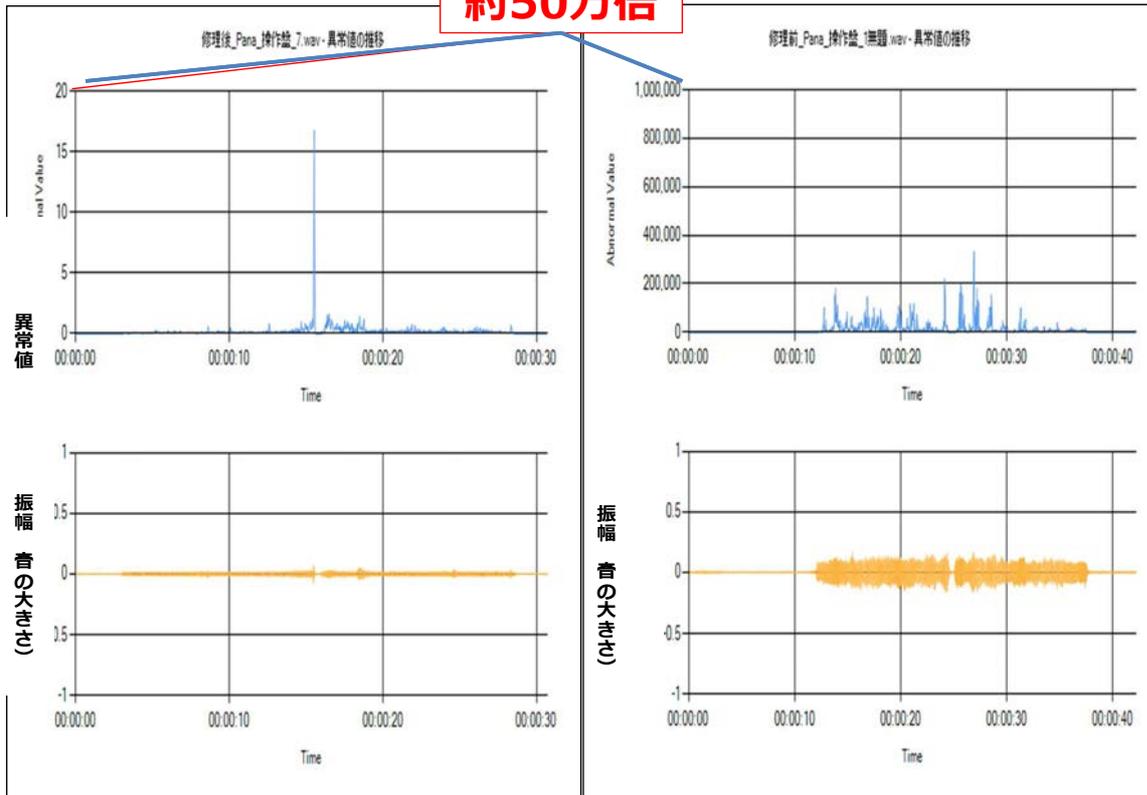
正常・異常をパターンごとに分別し、時系列でトレンドを捕捉する。



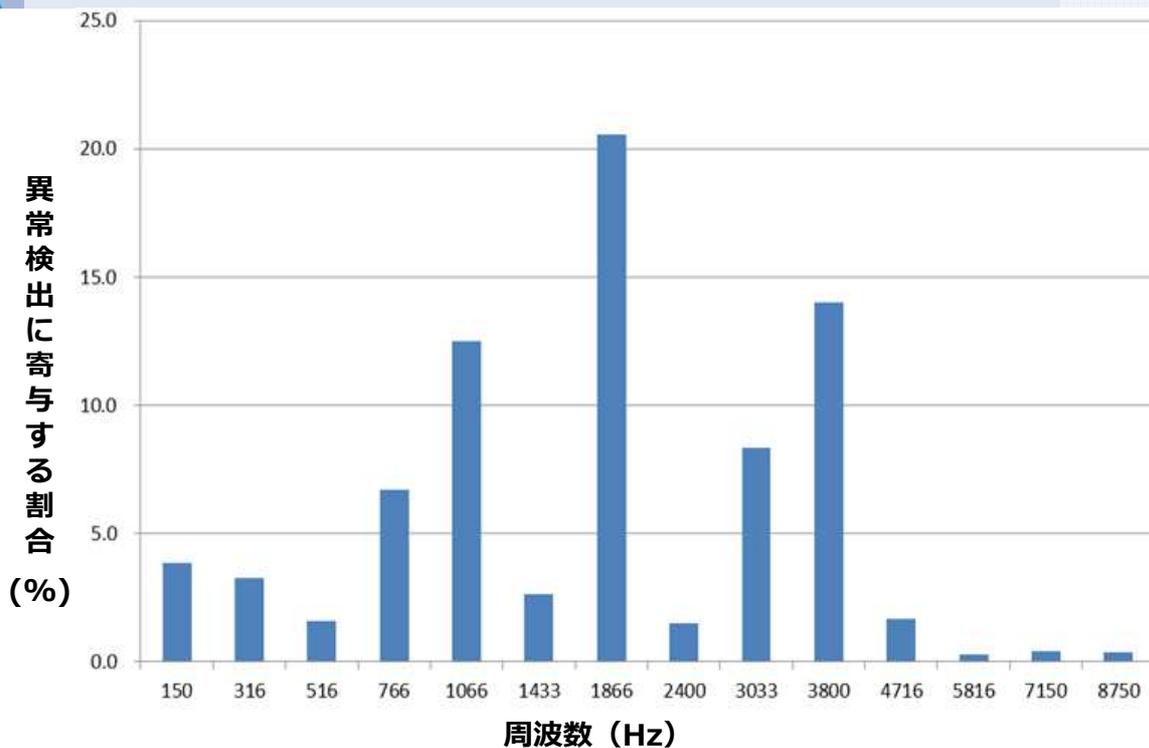
## 5.2 工作機械のベアリング異常解析

正常（修理後）

異常時（修理前）

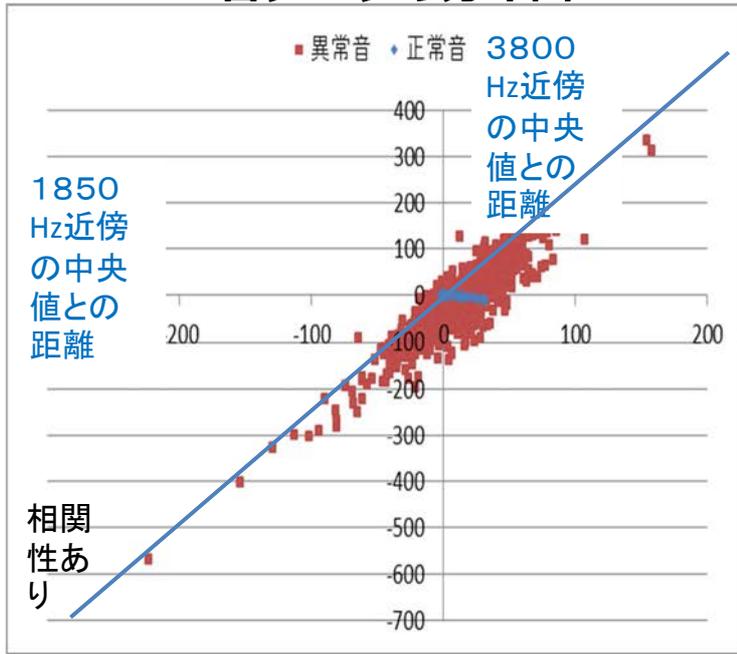


## 5.2 工作機械のベアリング異常解析

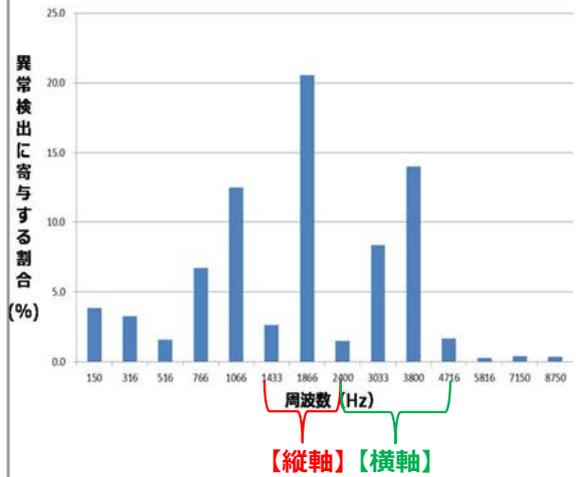


周波数帯ごとの、異常検出に寄与する割合を算出

### 音データの分布図



### 周波数帯の異常値寄与割合

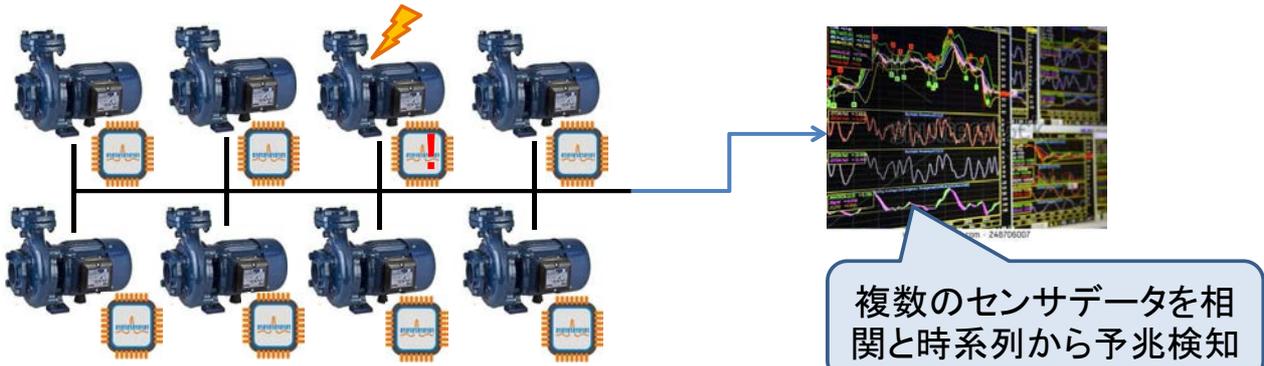


## 6. 工場・プラントの適用事例

## 生産機器の不具合予兆検知の例（総合電機メーカー（Y社））

生産機器に取り付けられた複数のセンサデータを当システムが一元的に解析することで得られた不具合要因となる候補リストを作成。このリストを工場内メンテナンス・プロセス管理担当者の知見と照らし合わせることで、確率論的なアプローチと経験的なアプローチを融合させ判断をスピーディに実施できるようになった。

その結果、生産機器の故障が発生する一定期間前にアラートを発し、未然に対策を講じることができるようになりました。



※画像はイメージ図です

### ■ 解析結果の例

要因軸No	要因	重み係数	要因度	パラメータ
0	0	0.496709	0.24672	温度データ1*温度データ1
0	1	0.461219	0.212723	温度データ2*温度データ1
0	2	0.429266	0.184269	温度データ2*温度データ2
0	3	0.367766	0.135252	温度データ1*外部センサー1
0	4	0.34245	0.117272	温度データ2*外部センサー1
0	5	0.273224	0.074651	外部センサー1*外部センサー1
0	6	0.093561	0.008754	温度データ1*外部センサー2
0	7	0.087144	0.007594	温度データ2*外部センサー2
0	8	0.06953	0.004834	外部センサー1*外部センサー2
0	9	0.034501	0.00119	温度データ1*左部モーター電流
0	10	0.032119	0.001032	温度データ2*左部モーター電流
0	11	0.025624	0.000657	左部モーター電流*外部センサー1
0	12	0.025474	0.000649	温度データ1*右部モーター電流
0	13	0.02413	0.000582	温度データ1*ブースターポンプモーター電流

要因軸No: 前項特徴分布図のどの軸に対応するかを示す値

要因: 番号が小さいほど主要因になる

重み係数: 実際の解析処理に用いる重み値

要因度: 各要因の重要度を0~1で示す値

パラメータ: パラメータの名称

⇒このデータから電流値の変動よりも温度変動が故障要因として重要である事がわかる

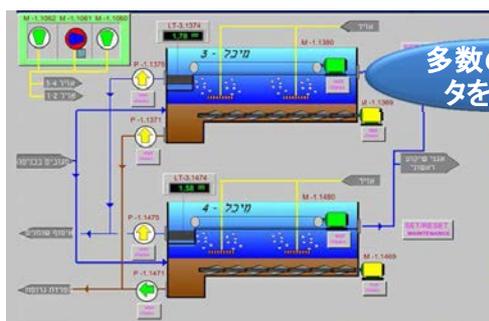
## 海外(イスラエル)の浄水場での適用事例

イスラエルの浄水場ではプラントの運転停止時間を最小化するために本システムが導入されており、システムの外部からのハッキング、オペレータによるオペレーションミス、機器故障等を検知し、アラーム発報可能です。



導入目的: 以下の内容をリアルタイムに行う

- ポンプ、モーター、部品などの設備の故障の検知
- オペレーションミスの検知
- 各種サイバー攻撃の検知



多数のデータを  
入力

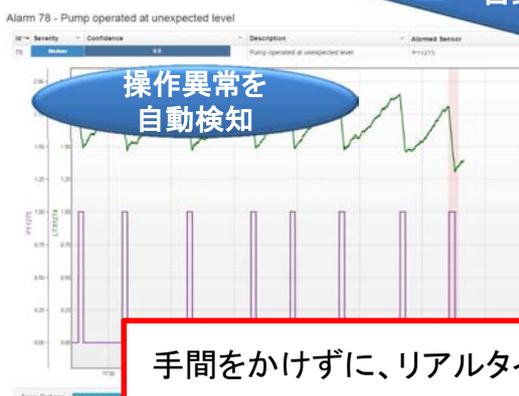
上段: ポンプの水位、下段: ポンプのON/OFF



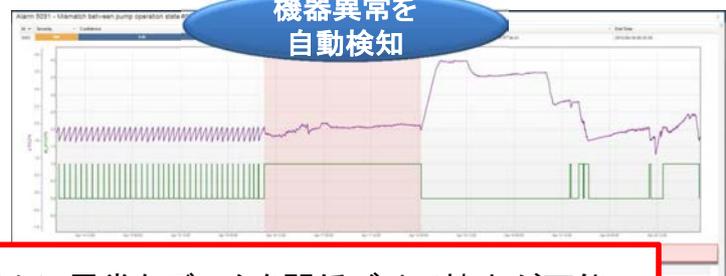
データ間の関係性を  
自動学習



数週間~数カ月の  
自動学習により



操作異常を  
自動検知



機器異常を  
自動検知

手間をかけずに、リアルタイムに異常なデータを関係づけて抽出が可能。

## ●大規模計算機システムの異常ログへの適用

### Target Operation

オペレーションシステムにおけるメッセージロストによりビジネス上の損害が発生している。サイロ化したITシステムにおける、システム間のメッセージフロー監視／アラートリングすることで、この損害を未然に防ぐ

### Target users

- システム管理者

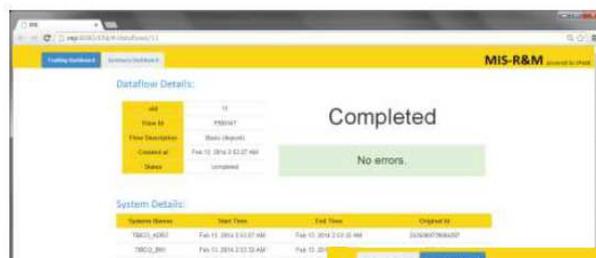
### Technical Challenge

- リアルタイムな時系列分析
- 複数のログサーバにまたがる400近い異なるデータフローの処理
- 異なるデータフローパターンをモニターするためのイベントドリブンアーキテクチャ構築
- 効率的に膨大な情報を監視するためのダッシュボード構築

### Why SPaSE ?

- SPaSEのストリーム処理コンポーネントを活用して、データフローのリアルタイム監視とリアルタイムアラートを実現
- SPaSEの可視化コンポーネントを活用して、リアルタイム可視化とドリルダウン、フィルタリングを同時に実現

## ●大規模計算機システムの異常ログへの適用

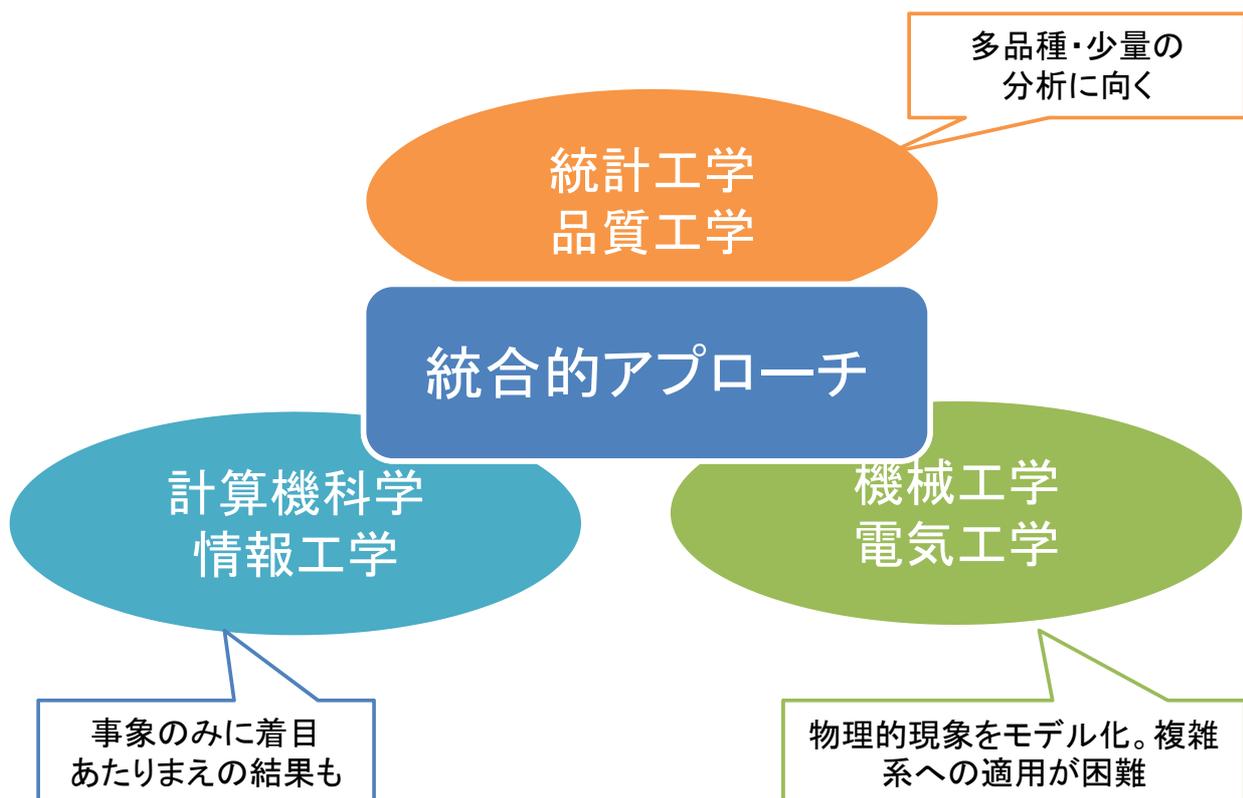


ID	Flow ID	Flow Description	Created At	Status
1	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 54:29 AM	run pending
2	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 55:10 AM	completed
3	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 55:28 AM	run pending
4	PMS107	Basic Logput	Feb 11, 2014 2 55:37 AM	completed
5	PMS107	Inventory processor connect	Feb 11, 2014 2 55:38 AM	stop
6	PMS107	Basic Logput	Feb 11, 2014 2 57:30 AM	completed
7	PMS107	Basic Logput	Feb 11, 2014 2 58:33 AM	completed
8	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 58:34 AM	run pending
9	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:28 AM	completed
10	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 59:30 AM	run pending
11	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:32 AM	completed
12	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 59:33 AM	run pending
13	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:34 AM	completed
14	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 59:34 AM	run pending
15	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:35 AM	completed
16	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 59:35 AM	run pending
17	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:36 AM	completed
18	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 59:36 AM	run pending
19	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:37 AM	completed
20	PMS106	Inventory Data for Customer	Feb 11, 2014 2 59:37 AM	run pending
21	PMS106	Inventory	Feb 11, 2014 2 59:38 AM	completed

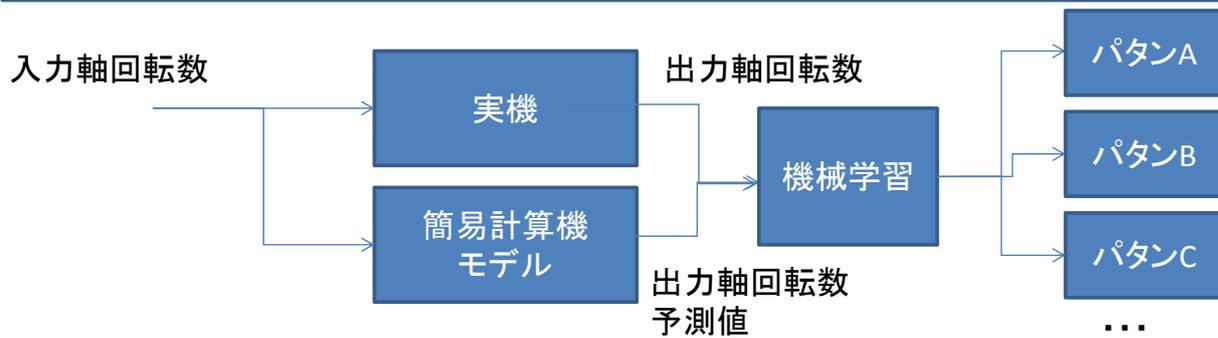
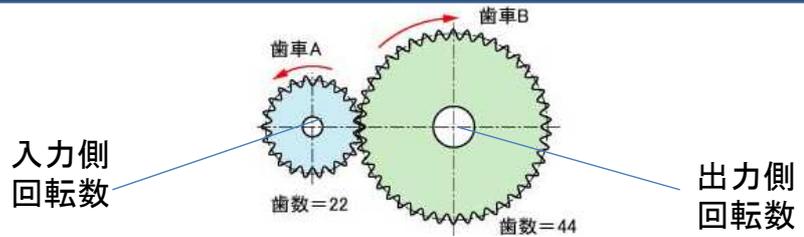


## 7. 発展的なアプローチ

### 7.1 発展的なアプローチ



例: 2つの歯車による  
システムの故障検知



Global IT Innovator

お問い合わせは ANYSENSESALESまで。

[anysense\\_sales@kits.nttdata.co.jp](mailto:anysense_sales@kits.nttdata.co.jp)

記載されている会社名、商品名、又はサービス名は、各社の商標  
又は登録商標です。

# イノベーション四国 新技術セミナー

## 次世代LED植物工場「Smart Plant」と AIの活用について

平成28年 9月 30日

STAN スタンシステム株式会社



Data sharing system to Enhance COmmunication



STAN

スタンシステム株式会社

本社所在地 徳島県徳島市万代町3丁目5番地4

東京支店 東京都港区赤坂

事業内容 基幹情報システムの設計&開発(SI)、コンサルティング、情報通信関連機器販売  
インターネットプロバイダ事業、クラウドコンピューティングサービス、ホームページ作成  
ハードウェア保守、Network設計&構築、ハウジング・ホスティングサービス  
各種ソフトウェア導入保守サポート 他

設立 1982年4月

資本金 1600万円

代表取締役 近藤紳一郎



株式会社ニューメディア徳島

本社所在地 徳島県徳島市万代町3丁目5番地4

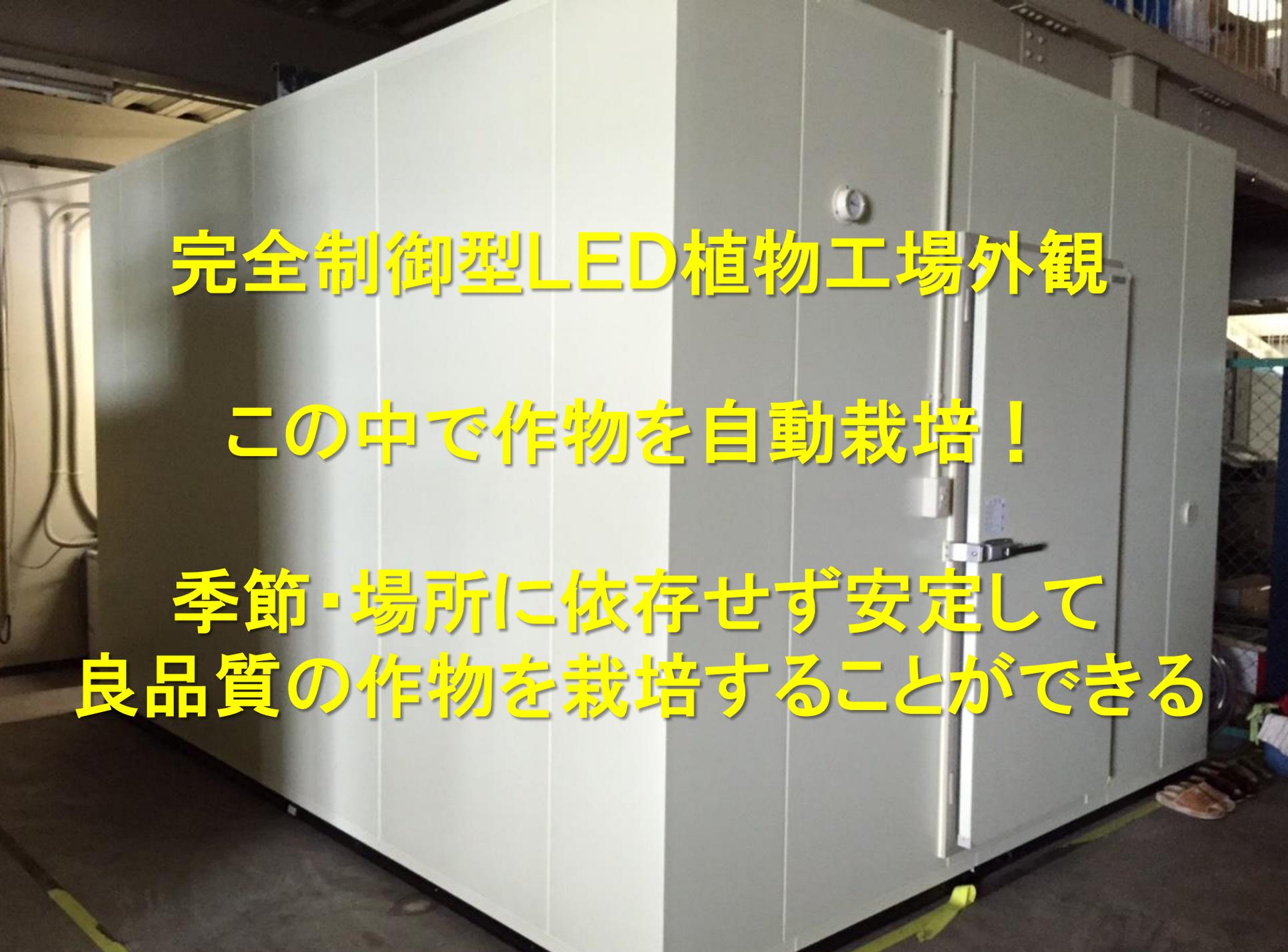
事業内容 ISP事業、ネットワーク構築・運用、Webアプリケーション開発 他

設立 1989年2月

資本金 1500万円

代表取締役 近藤紳一郎

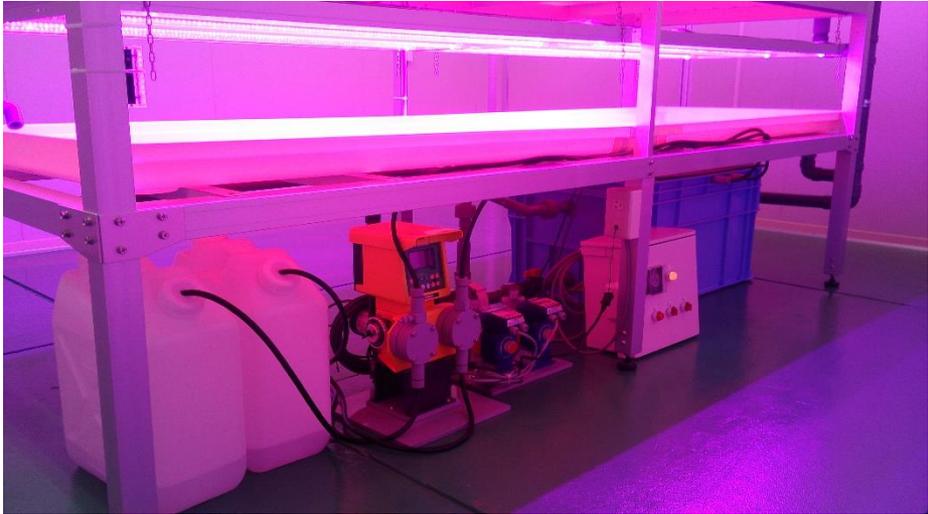




**完全制御型LED植物工場外観**

**この中で作物を自動栽培！**

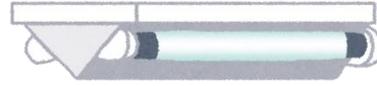
**季節・場所に依存せず安定して  
良品質の作物を栽培することができる**



# いろいろな植物工場



太陽光



蛍光灯等の人工灯



## 完全制御型植物工場

LED光

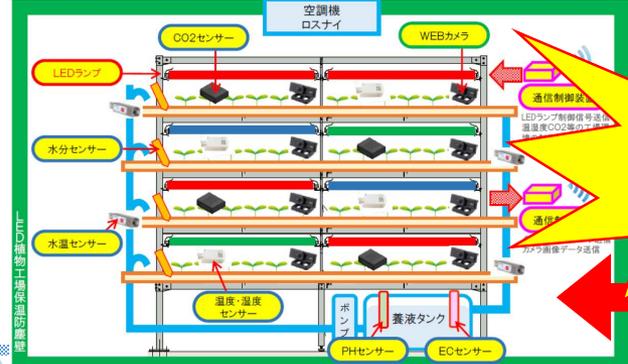


## クラウドコンピュータ



LED光  
自動制御型

## Smart Plant



栽培レシピによる  
完全自動栽培  
データ収集と監視

# 完全制御型植物工場の優位点

● 自然環境に影響を受けない

→ 災害・天候不順等のリスク回避、安定した収穫

● 安心・安全・高付加価値な作物栽培が可能

→ 無農薬 / 無塵環境 / 病害虫を排除

● 栽培環境の制御が可能

→ 生育期間調整 / 作物付加価値創造 / 高品質維持

● 栽培作物毎のレシピに基づいて「完全自動栽培」が可能

● 季節・栽培場所を選ばない

→ 緯度・経度、太陽光プラント下、建物中、地下、船上・・・

# Smart Plant システムの概要

- 完全制御型植物工場であり、自然天候・土壌品質・施肥・病害虫等の外因の管理から解放される
- 季節、場所に依存せず、作物の収穫量が安定
- 「栽培レシピ」により完全自動栽培が可能
- 作物毎の自動栽培用「レシピ」を開発することが可能
- 蓄積される栽培環境・生育データ(ビッグデータ)の分析・利活用が可能
- ビッグデータの分析・再利用により、「栽培レシピ」をチューニングし精度を上げていくことができる
- 高度な作物の生育監視と工場監視機能が利用可能
- 栽培作物の収穫時期を自動調整することも可能である

## Smart Plant用クラウドコンピュータ

SOFTLAYER<sup>®</sup>

Linux CentOS / Apache / MongoDB / Ruby / Ruby on Rails

環境データ収集・工場制御管理システム

LED植物工場レシピ自動制御システム

LED工場自動制御システム

自動栽培用レシピ管理システム

画像処理システム

栽培履歴情報収集分析システム

「自動栽培用レシピ」データベース

栽培環境履歴データベース (ビッグデータ)

インターネット網

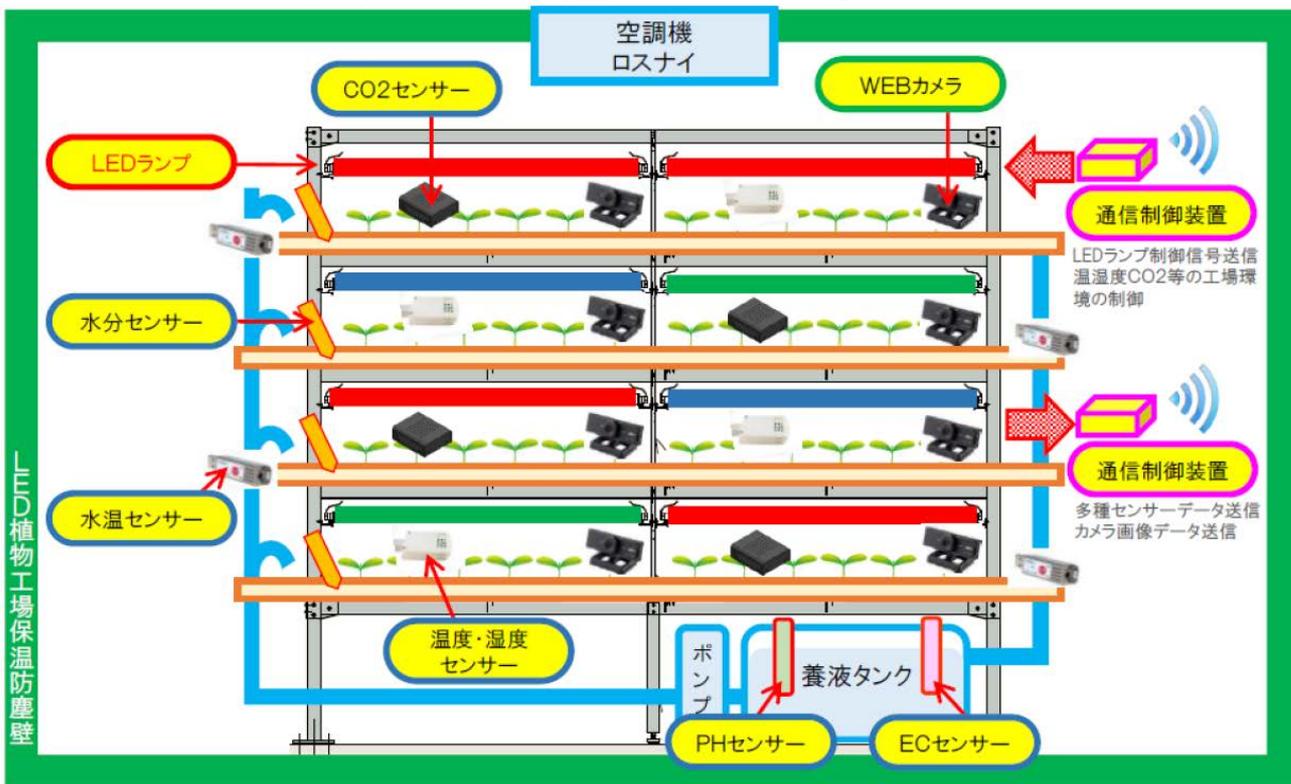
米国サンノゼ

BackUp

IOTに不可欠なMQTTプロトコルを採用

異常時の通報着信  
生育状況・工場の遠隔監視  
遠隔からの栽培環境のリアルタイム制御  
栽培レポートの自動作成他

工場管理者



# Smart Plant通信システムの概要

## MQTT Publish

```
{ "DATE": "2015-11-07 00:00:00",
  "温度": "25.0",
  "湿度": "65.4",
  "水温": "21.0",
  "CO2": "489", ... }
```

MQTT

## MQTT Publish

```
{ "DATE": "2015-11-07 00:00:00",
  "LED赤1": "100",
  "LED白": "100",
  "LED赤1": "50",
  "LED青": "0" }
```

Smart Plant用  
クラウドコンピュータ

- MQTT Broker
- MQTT Publisher
- MQTT Subscriber
- httpd
- MongoDB
- ftpd

FTP

FTP ファイルアップロード

HTTP

工場管理者  
用端末

● ブラウザー

- 生育状況の観察・監視
- 異常情報の自動発報
- 工場監視
- 工場環境のリアルタイム制御
- データ解析
- レシピ開発
- 生育レポートの自動作成

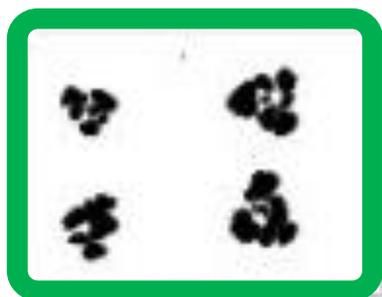
完全制御型植物工場内

# 生育画像の解析と生育状況の監視機能

1. 画像データを取り込む
2. RGB要素値を取り出し、色空間HSV変換処理
3. 移動平均フィルタ処理によるノイズ除去
4. 緑色部分の自動抽出と、「しきい値」による「2値化」
5. 2値化画像より判定のための要素算出
  - 「苗の広がり」 → 区画内「総ピクセル数」および「黒色ピクセル」の算出
  - 「苗の高さ」 → 区画内の黒色ピクセルの「最高ポイント」および「最低ポイント」を算出
6. 上記算出により各空間の「葉の占有率」および「葉の高さ」を算出



自動解析



解析データの自動登録

## <解析結果のデータベース「MongoDB」への自動登録>

- ・解析用画像の撮影日時により、最も近い環境データ(温度・湿度・CO2など)と共に解析結果をデータベースに登録する。
- ※データベースに登録するフィールドは下記とする。

### 「苗の広がり」

- ・本日日付
- ・棚番
- ・カメラ名
- ・画像名
- ・LED情報
- ・照射パターン情報
- ・総合ピクセル数
- ・緑色ピクセル数
- ・占有率
- ・電気量
- ・温度
- ・湿度
- ・CO2
- ・EC
- ・Ph
- ・更新日時

### 「苗の高さ」

- ・本日日付
- ・棚番
- ・カメラ名
- ・画像名
- ・LED情報
- ・照射パターン情報
- ・最高ポイント
- ・最低ポイント
- ・高さ
- ・電気量
- ・温度
- ・湿度
- ・CO2
- ・EC
- ・Ph
- ・更新日時

ObjectID	Fields	Object
ObjectID("55ded2491208b26cc875b02")	{ 16 fields }	Object
_id	ObjectID("55ded2491208b26cc875b02")	ObjectID
Date	2015/08/27	String
TanaNo	8	Int32
CameraNm	8T	String
PhotoNm	8T_20150827000451.jpg	String
LEDInfo	R8R8	String
WIrrodiationInfo	R(CN(0800-2400)_OFF(0000-0800))_B(R-CN(0000-0800)_OFF(0	String
SumPixel	7990272.000000	Double
GreenPixel	5258637.000000	Double
SenyuRt	0.658130	Double
SensorDate	2015-08-26 15:02:16.597Z	Date
Power	105.000000	Double
Temperature	225.000000	Double
Humidity	85.000000	Double
CO2	415.000000	Double
UpdateDt	2015/08/27 06:03:05	String

画像分析結果

温度・湿度などの環境データは、画像撮影日時に一番近い情報を採用とする。

## 自然環境下の農業



IOT技術  
クラウド  
インターネット技術  
ビッグデータ解析  
AI

### 管理・制御対象:

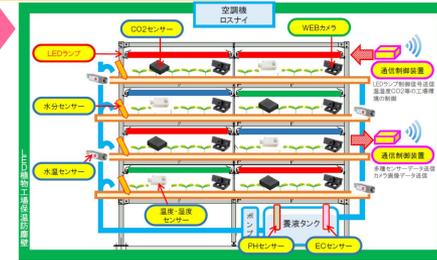
- 地球規模の自然環境
- 土壌
- 肥料
- 農薬材
- 病気
- 害虫
- 動物・野鳥・植物 他

### リスク:

- 周辺の環境変化
- 各種災害
- 地球規模の環境変化(温暖化等...)
- 病害虫の感染
- 動物・植物の異常行動、繁殖

## 完全制御型植物工場 を利用した農業

### Smart Plant LED光制御



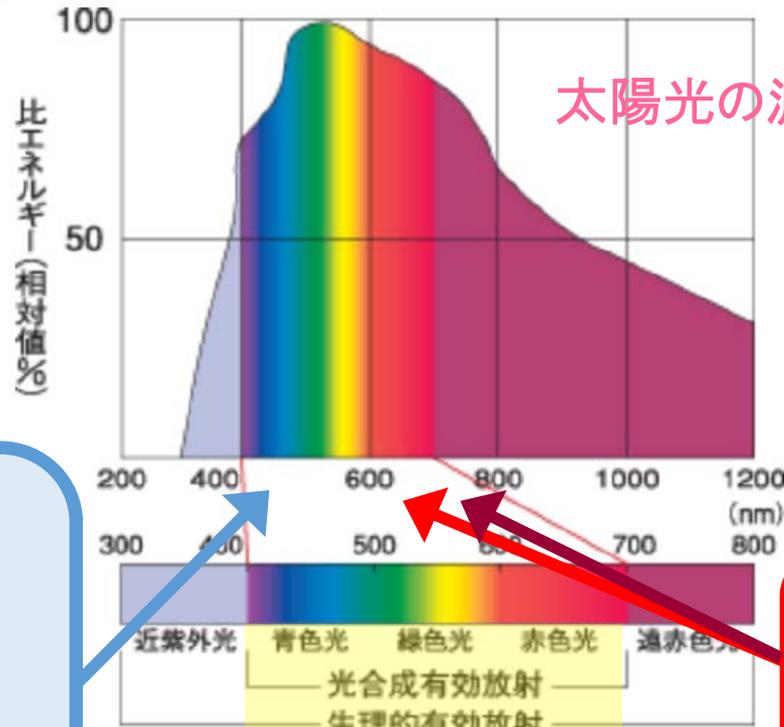
### 管理・制御対象:

- 栽培レシピの開発・管理
- 作物に適したレシピ開発と利用により  
完全自動栽培が可能
- 授粉作業

### リスク:

- 機器・設備の故障等 (停電...)
- 大規模プラントのリスク

# 分光放射エネルギーと植物成長に有効な波長域について

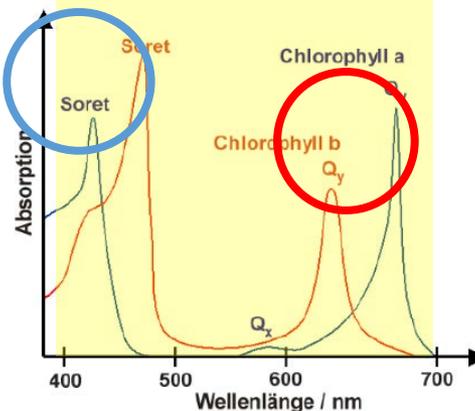


クリプトクロム  
(cry1,cry2)  
370, 450

フィトロピン  
(phot1,phot2)  
370, 450, 470

フィトクロム  
(phyA~phyE)  
660, 730

クロロフィルが吸収する光



## 種子系イチゴ

# エラン

育ちが違います！とても栽培しやすい四季成りいちご

### 品種の特長

- 種子系の一代交配種。
- 育苗は従来の栽培より格段に省略的であり、苗はウィルスフリーとなる。
- F1品種なので生育は早く、良く揃った苗になる。育苗期間は60～80日。定植～収穫までの期間は60日～80日。
- 四季成り性が強く、長日条件下でも次々に開花・結実するので、初夏～秋までの長期収穫が可能。ケーキなどの業務用・一般生食用・観光農園のいずれにも適する。
- 果実の光沢に優れた鮮紅色のやや長めの円錐形。果肉は硬く、果皮は強い方である。
- 果実は甘み・酸味が適度で、食味は良好。



- 花数が適当で、ムダ花・クズ果の発生が少ない。
- 生育強健で、うどんこ病、イオウ病などの病害に強い。

### 要点・注意

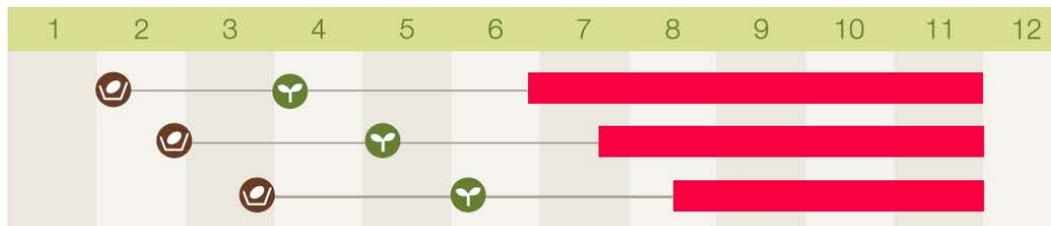
- 播種は128～200穴セルトレイを使用すると管理しやすい。覆土は厚くせず、コート種子がほんのわずかかくれるくらいで十分である。
- 播種後、発芽までは乾燥に注意し、灌水は噴霧器等を使いやさしく行う。
- 発芽適温は25～27℃。発芽後は温床の温度を20～25℃に下げ、苗の徒長を防ぐ。
- 病害虫では、果実に大きな被害をもたらすミカンキイロアザミウマの回避が最も重要なポイントになる。被害にあうと果実は褐色のサメ肌になり肥大せず、花は中心部が茶褐色になり良い果実にならない。

### 作型

🕒 播種 🌱 定植 🟡 収穫

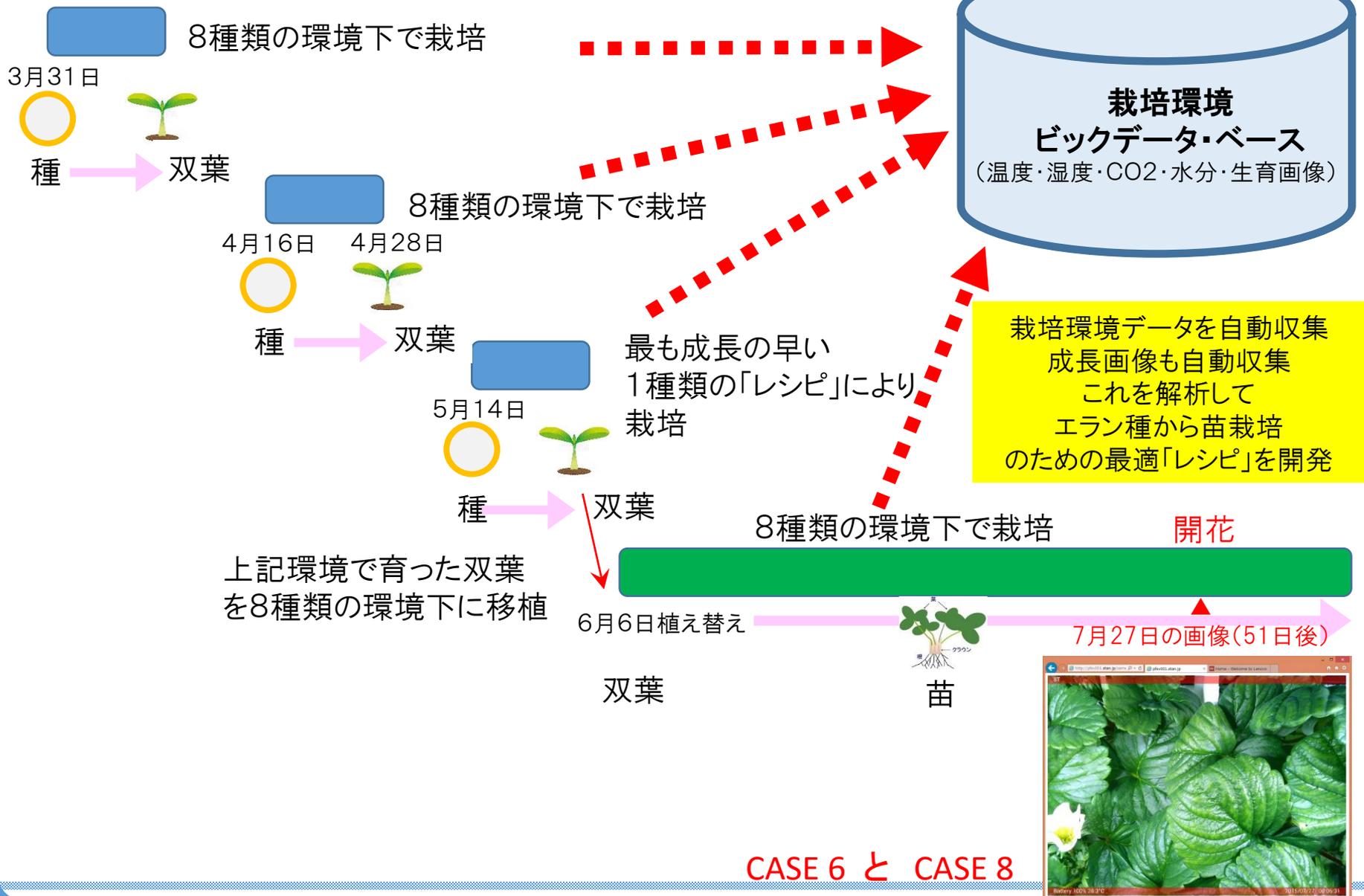
\* 作型は代表的なものです。目安としてご利用下さい。

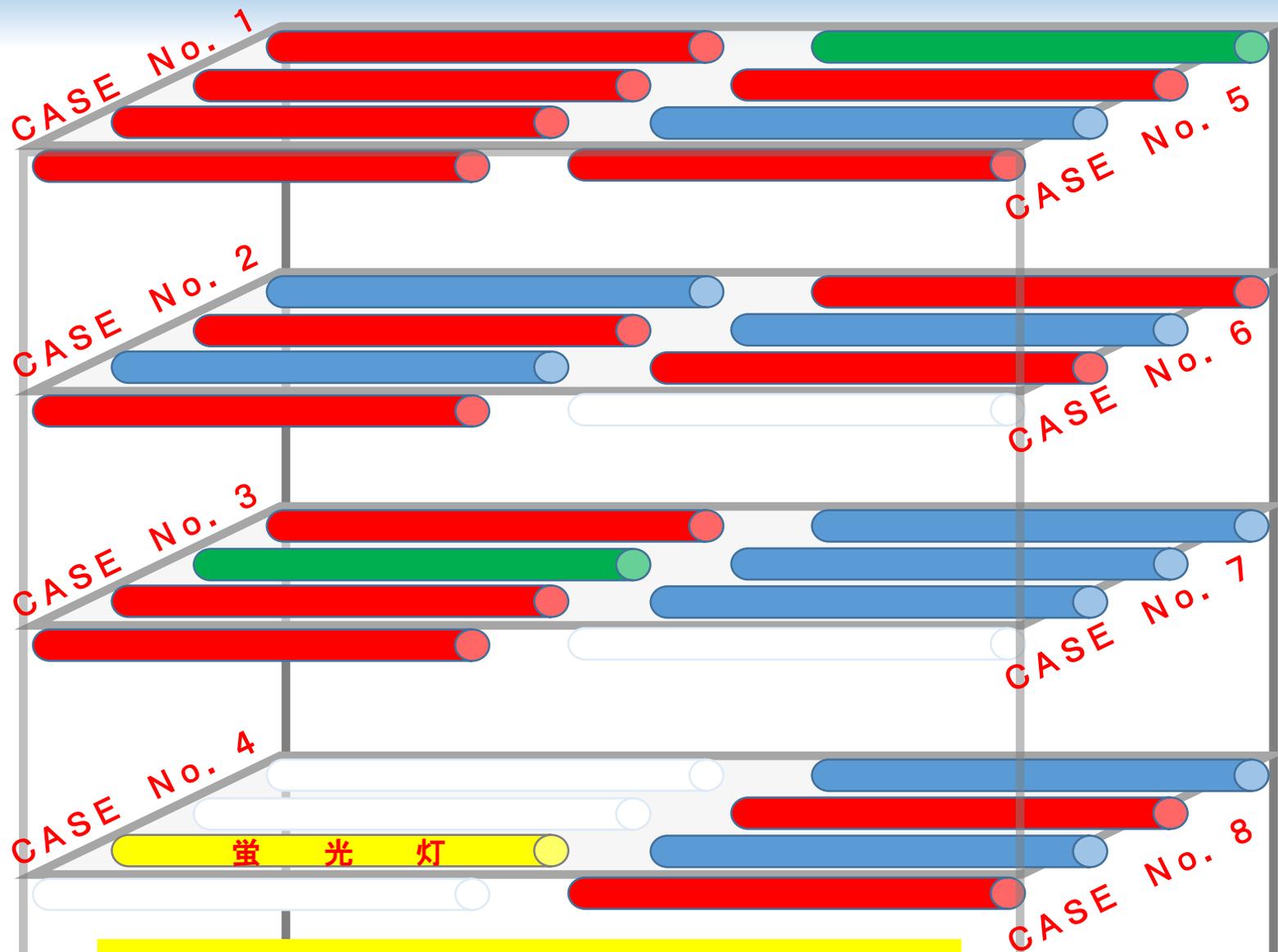
冷涼地 および 高冷地



# Smart Plantでの苺(エラン種)の栽培事例 (2015年)

## スタンシステムLED植物工場での苺の種から苗の栽培事例





★栽培棚を8栽培空間に区切り  
異なるLEDの照射条件下で生育状況を比較

# LED植物工場内のLED光の ON/OFF計画(レシピ)を設定し、コンピュータで自動制御

CASE	LED配置	1:00	2:00	3:00	4:00	5:00	6:00	7:00	8:00	9:00	10:00	11:00	12:00	13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00	0:00
CASE No. 1									Red																
									Red																
									Red																
									Red																
CASE No. 2									Blue																
									Red																
									Blue																
									Red																
CASE No. 3									Red																
									Green																
									Red																
									Red																
CASE No. 4	蛍光灯								Yellow																
									Yellow																
CASE No. 5									Green																
									Red																
									Blue																
									Red																
CASE No. 6									Red																
									Blue																
									Red																
CASE No. 7									Blue																
									Blue																
CASE No. 8									Red																
									Blue																
									Red																

CASE	LED配置	6月10日	7日	6月17日	3日	6月20日	4日	6月24日	7日	7月01日	14日	7月15日
CASE No. 1												
CASE No. 2												
CASE No. 3												
CASE No. 4	蛍光灯											
CASE No. 5												
CASE No. 6												
CASE No. 7												
CASE No. 8												



# 苺(よつばし品種)の自動栽培レシピ案 → 2016年8月より検証中

「よつばし」は、三重農研・香川農試・千葉農総研・九沖農研の共同開発 種子繁殖型イチゴ品種

「よつばし」セル苗二次育苗栽培事例:「イチゴ種子繁殖型品種研究コンソーシアム栽培マニュアル」より

6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
●播種 約3週間で発芽 (発芽率80%)	●苗を鉢上げ (9cmポット)		花芽分化時期 9/15~9/25 ●定植 長日処理 24時間 約2週間	ミツバチ導入 ●葉かき・芽かき	収穫期の葉柄搾汁液の 硝酸イオン濃度の目安1000ppm以上	収穫
育苗中の窒素量 120~150mg/株		EC 0.5~0.6mS/cm		EC 0.6~0.7mS/cm		
20°C			25°C以下	日中24°C~26°C	収穫期日中25°C~27°C	

天候・土壌/施肥管理・病害虫(炭疽病/うどんこ病/灰色ガビ病/ハダニ)防除が不可欠

## 「よつばし」 Smart Plant 自動栽培レシピ案

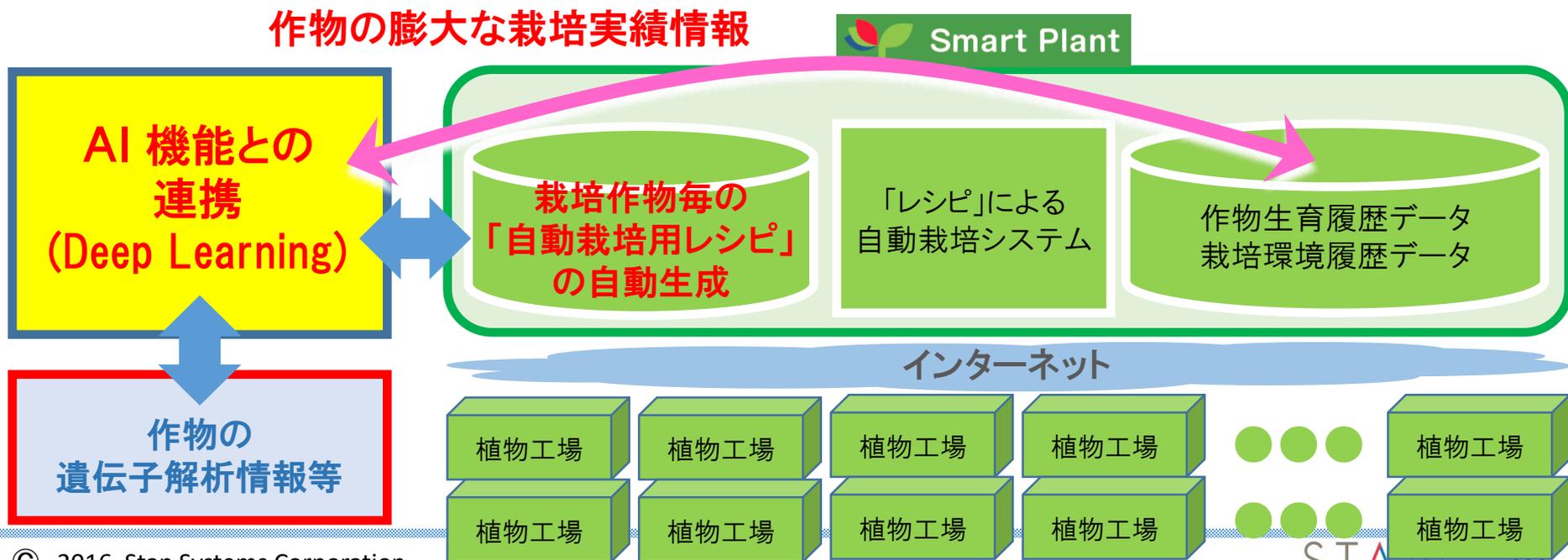
1	2	3	4	5	6	7
660nm 照射時間: 7:00 - 20:00	450nm 照射時間: 24時間	照射時間: 24時間	照射時間: 7:00 - 20:00			
●播種 8/1 ●発芽 8/7 ●本葉 8/11 ●養液に変更 8/??		花芽分化時期 長日処理 24時間 約2週間	人工授粉		収穫	
真水	藻類の発生に注意		EC 0.5~0.6mS/cm			
室温:24°Cに制御 CO2 監視 35ppm以上						

# 植物工場の進化に不可欠な技術

- 高効率なLED光源
- AI(深層学習フレームワーク)を活用した「栽培レシピ」の自動生成システム
- 次世代データ収集通信システム
- ロボット技術 (授粉用・収穫用他)

# AI(深層学習フレームワーク)を活用した Smart Plant

- 完全制御技術により、作物生育に影響を与える管理要因を極力排除できる
- 栽培最適化「レシピ」による完全自動栽培が可能
- 作物毎の自動栽培用の「レシピ」を効率よく開発することができる
- 蓄積される栽培環境・生育データ(ビッグデータ)の分析・利活用が可能
- ビッグデータとAI技術により、栽培環境をリアルタイムにチューニングし、最適化することができる



# AIによる栽培レシピ自動生成と自動環境制御のイメージ

クラウドコンピュータAI機能(API)

Smart Plant用クラウドコンピュータ

## AI Comuting Cloud



Deep Learning

画像認識・解析

ビックデータ解析



ビックデータ  
教師データ  
栽培知識ベース

環境データ  
生育画像  
教師データ

環境制御データ

## SOFTLAYER®

Linux CentOS / Apache / MongoDB / Ruby / Ruby on Rails

環境データ収集・工場制御管理システム

LED植物工場レシピ自動制御システム

LED工場自動制御システム

自動栽培用レシピ管理システム

画像処理システム

栽培履歴情報収集分析システム

「自動栽培用レシピ」データベース

栽培環境履歴データベース (ビックデータ)

AIが、生育画像を解析して、栽培環境を最適な状態に自動制御する

● AIによる栽培環境制御用データ

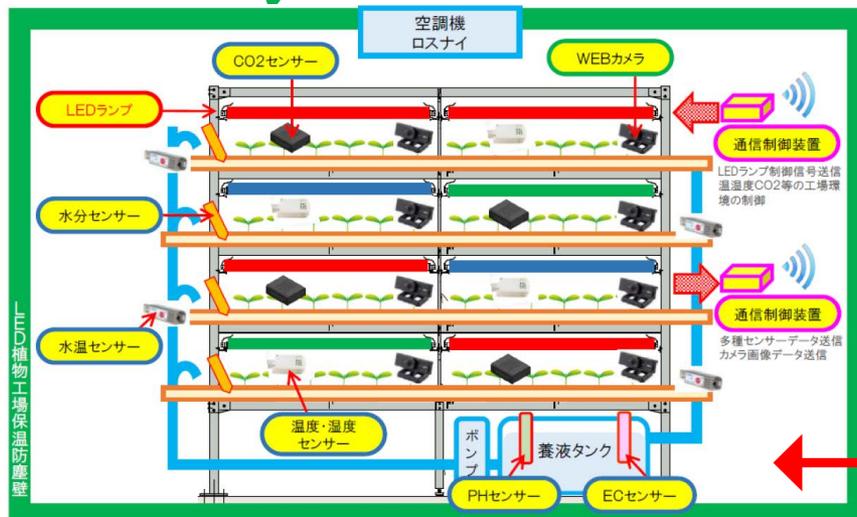
- 作物栽培状況のリアルタイム監視
- 警告・注意情報発報
- 強制環境制御
- 栽培レポート

● 栽培環境実測データ  
● 生育画像データ

稼動中の Smart Plant

稼動中の Smart Plant

完全制御型LED植物工場 Smart Plant



工場管理者

# Smart Plant の適用分野

## ①生産性が非常向上する作物の栽培

(例) 苗(年間通しての生産が可能・生産期間の短縮が可能・根洗い不要)

## ②栽培環境制御により、付加価値を創造できる作物の栽培

## ③露地栽培では収穫できない時期に作物を収穫・出荷するビジネス

## ④収穫・出荷時期を環境制御により調節し、作物の売価を高める

## ⑤国内の露地栽培では、栽培が困難とされている付加価値作物の自動栽培用「レシピ」を開発し、自動栽培する

## ⑥お客様毎に、スペシャルな植物工場をインテグレーションが可能

(例) 外国のお寿司屋さん向け 「わさび用Smart Plant」 / 豪華客船向け

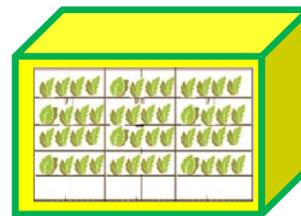


### 植物工場毎に国別の栽培環境を作る

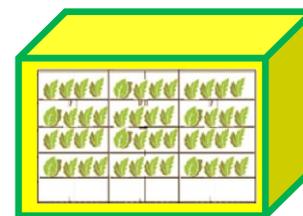
チアシードの  
自動栽培

リアンの  
自動栽培

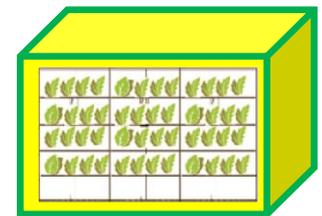
ネパール薬草の  
自動栽培



高付加価値  
いちごを自動栽培  
できる植物工場



本わさびを自動  
栽培可能な  
植物工場

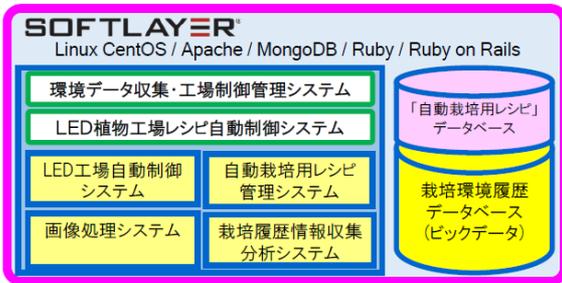


希少観葉植物  
栽培用植物工場

(例) ゴールデンモンキー

# Smart Plant の適用分野

- 国内自給率に貢献！
- 1家に1台植物工場！



Smart Plant用  
クラウドコンピュータ

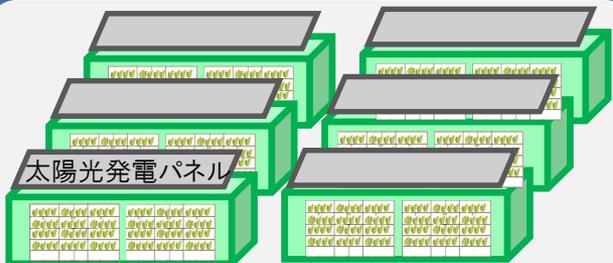
工場内栽培環境データの自動収集・蓄積

高付加価値作物栽培のためのレシピ開発

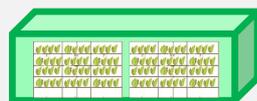
「自動栽培用レシピ」による工場内環境の自動制御

工場内栽培環境のモニタリング遠隔制御

栽培技術ビッグデータの分析・活用

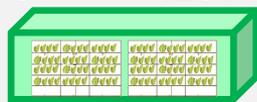


太陽光発電プラントと一体型  
大規模LED植物プラント



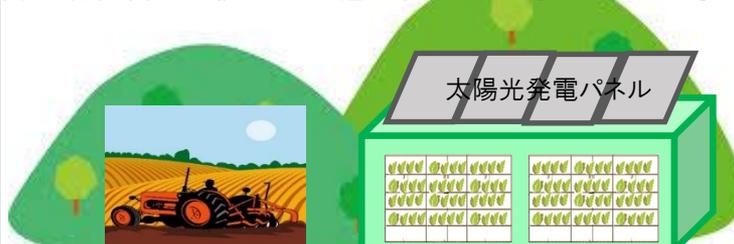
農業法人用  
LED植物工場

企業のLED植物工場

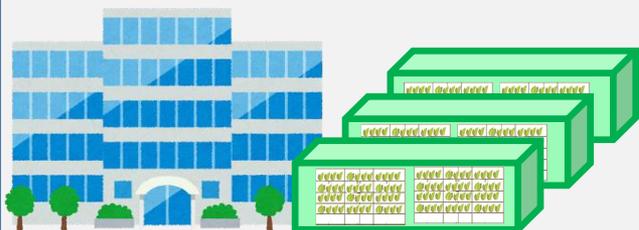


製薬会社・量販店・  
レストランチェーン他

高付加価値作物栽培 / 繁忙期の平準化 / 新品種の開発  
苗栽培 / 自然天候リスクの軽減 / 植物工場栽培進出 等々

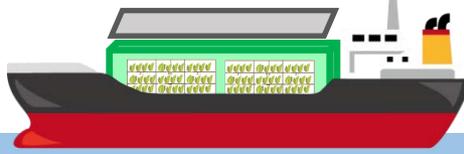


完全制御型LED植物工場  
自然農業とLED植物工場のハイブリッド農業



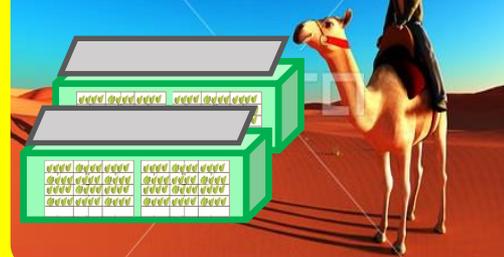
大学・研究機関他  
高付加価値作物の自動栽培技術開発

無線通信



移動型LED植物工場

海外にSmart Plantを輸出  
インテグレーション



Smart  Plant

イノベーション四国・新技術セミナー  
～人工知能やIoTによる新たな地域社会の変革～

## ドローンとAI技術を活用した 農業分野における新サービスについて ～空の産業革命への挑戦～

平成28年9月30日

株式会社日進機械  
本社営業部 金崎 浩司

1

### 会社概要

Nissin-Kikai

#### 商号

株式会社 日進機械

#### 資本金

2,100万円（授權資本4,800万円）

#### 代表者

代表取締役 田中忠好

#### 創業創立

昭和47年4月1日

#### 登録関係

- ・濃度計修理事業登録
- ・毒物劇物一般販売業
- ・毒物劇物製造業登録（香第14号）
- ・高圧ガス販売事業
- ・実用新案登録1件（No.55-056231）
- ・高度管理医療機器等販売業賃貸業
- ・産業廃棄物収集運搬業
- ・特別管理産業廃棄物収集運搬業
- ・産業廃棄物処分業
- ・特別管理産業廃棄物処分業
- ・建設業登録 香川県知事（般）24-8645号  
（機械器具設置、電気通信、電気、管）
- ・国土交通省等の建設工事入札参加資格
- ・全省庁統一一般競争（指名競争）参加資格  
（物品の製造、販売及び役務の提供）
- ・各県、市、町の物品、委託、役務及び建設工事の入札参加資格

#### 所属学会

大気環境学会  
中四国科学機器協会  
日本機械学会  
日本環境技術協会  
香川県計量協会  
電気学会



2



従業員数	84名
内、技術要員	
本社	19名
徳島支店	6名
松山支店	4名
岡山営業所	4名
新居浜営業所	1名

**機器販売**

国内外からご用途に応じた製品を選定、提案します

**設計開発・制作・施行**

ご要望に応じた機器の設計開発を行います

**メンテナンス**

機器の安定した運用のため保守・点検を行います

**ソフト開発**

選定した機器や自社開発した機器に、独自のソフトをつけることで付加価値を生み出します



- ・分析機器
- ・精密測定機器
- ・工業計測／計装機器
- ・気象海象水理機器
- ・理化学機器
- ・環境測定装置
- ・検査システム
- ・工作機器関連
- ・バイオ／ライフ機器
- ・専用オリジナル検査／制御ソフトウェア
- ・環境試験装置
- ・プラント／工場設備
- ・MEMS関連機器
- ・光学／レーザー機器
- ・材料／非破壊試験機
- ・情報システム／情報機器
- ・粉体関連機器
- ・研究設備／研究機械
- ・レンタル／リース



5

<b>CHINO</b> 株式会社チノー	<b>TOA DKK</b> 東亜ディーケーケー株式会社	<b>IWAKI</b> 株式会社イワキ	<b>NIKKISO</b> 日機装株式会社	<b>Rigaku</b> 株式会社リガク
株式会社日立ハイテクサイエンス 日立ハイテクサイエンス	<b>JEOL</b> 日本電子株式会社 日本電子株式会社	<b>ZEISS</b> カルライスマイクロスコピー株式会社	株式会社ダルトン ダルトン株式会社	<b>AND</b> エー・アンド・ティ株式会社
<b>VAISALA</b> ヴァイサラ株式会社	<b>ThermoFisher SCIENTIFIC</b> サーモフィッシャーサイエンティフィック株式会社	株式会社三菱化学アナリティック 三菱化学アナリティック株式会社	<b>リオン株式会社</b> リオン株式会社	We measure it. <b>testo</b> テスト株式会社
<b>TML</b> 株式会社東京測器研究所 東京測器研究所	<b>INSTRON</b> The difference is measurable. インストロンジャパン株式会社	<b>SATAKE</b> 佐竹化学機械工業株式会社	<b>ACCURETECH</b> 東京精密株式会社	<b>ELIONIX</b> エリオニクス株式会社
株式会社小笠原計器製作所 小笠原計器製作所	<b>EKO</b> EKO INSTRUMENTS 英弘精機株式会社	<b>Nikon</b> ニコンインステック株式会社	<b>BRUKER</b>	<b>Avio</b> Challenge For The Future 日本アビオニクス株式会社
<b>Waters</b> THE SCIENCE OF WHAT'S POSSIBLE. 日本ウォーターズ株式会社	<b>HACH</b> ハック・ウルトラ株式会社	<b>VALCOM</b> バルコム株式会社	楠本化成株式会社 楠本化成株式会社	<b>GRUNDFOS</b> グランドフォスポンプ株式会社

上記の他にも、2000社以上との取引実績あり

## 瀬戸内かもめプロジェクト@観音寺：2015/9/15



## G7 ICT見本市：2016/4/28～30



## DISわあるど高松：2016/7/20・21



分類	用途	分類	用途
農林水産業	農業散布	危険区域作業	原子力発電所の事故対応
	農作物管理		工場内作業
	害獣駆除		工事現場作業
	魚群探査		災害現場作業
巡視・点検	河川・ダムの巡視・点検	計測・観測	火災現場作業
	高速道路の巡視・点検		高層ビル外壁作業
	送電線の巡視・点検		空間情報・地図情報収集
	石油基地の巡視・点検		交通量計測
	化学コンビナートの巡視・点検		気象観測
	造船場の巡視・点検		海洋観測
	高炉・原子力発電所の巡視・点検		大気観測
	メガソーラー巡視・点検		放射能計測
	橋梁・トンネルの巡視・点検		生態系観測
	警備・監視		国境警備
海上警備		鍾乳洞・洞窟観測	
沿岸警備		映画・TV番組・ニュース報道撮影	
麻薬管理		スポーツ撮影	
交通監視		プロモーションビデオ撮影	
イベント監視		記録撮影	
ビル・工場警備		輸送・物流	
災害対策	洪水・津波監視	その他	宅配
	森林火災監視		AED輸送
	火山監視		緊急物資輸送
	地震監視		孤立地帯への物資輸送
捜索・救助	海上遭難捜索・救助	災害時基地局	
	山岳遭難捜索・救助	広告	
			アトラクション
			ホビー

表 ドローンの用途。その他にホビーを挙げたが、市場ポテンシャルの算出ではホビー用途は除いた(出所：日経BPクリーンテック研究所)

# ドローンの活用分野（農業）



# ドローンの活用分野（農業）

農業

- ・ 農業散布
- ・ 鳥獣被害対策
- ・ 発育状況監視
- ・ 土壌管理

観測

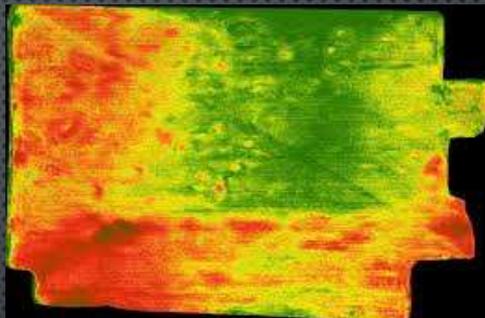
- ・ 赤潮
- ・ 土壌分析

将来の展開先

《農薬散布》



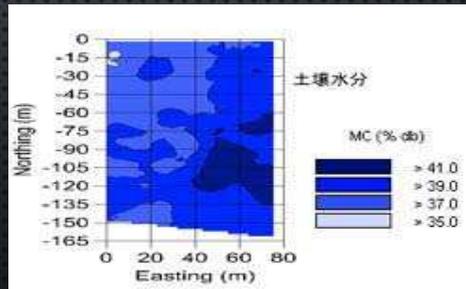
《発育状況監視》



《鳥獣被害対策》



《土壌管理》



年間を通した昼夜を問わない利用

《農薬散布》

【散布例】1ha=(10,000m<sup>2</sup>)の場合  
1haあたりの散布の場合、5mの散布幅で行うと10往復で散布は終了となり、非常に効率の良い時間短縮の散布となります。  
※ノズルによって異なります。

株式会社 エンルート社製  
農業用ヘキサコプター AC940

約100m

- 1ha(10000m<sup>2</sup>)あたりの散布量 ..... 8ℓ
- 1ha(10000m<sup>2</sup>)あたりの散布時間 ..... 8分~10分
- 飛行速度 ..... 20km/h

AI 制御

<http://www.agri-plan.jp/dax04.php>

散布状況の確認による、均一散布制御、不均一場所への再散布制御

香川県  
経営耕地面積規模別農家数  
販売農家  
1ha未満が約80%

# 「鳥獣被害対策」



## 稲作作付面積と被害額

	稲作作付面積(ha)	鳥獣被害額(万円)	単位面積当たり被害額(円/ha)
全国	1,575,000	1,913,386	12,148
香川	14,400	25,013	17,370
徳島	13,200	11,345	8,595
愛媛	15,000	38,160	25,440
高知	12,700	21,498	16,928

### 赤外線による動物の検知



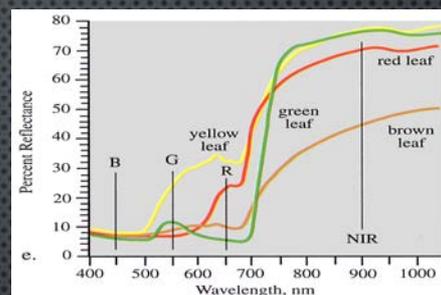
害獣を検知し、近づくようにAI制御  
↓  
ドローンでの追い払い  
↓  
「動く案山子」

# 「発育状況監視」

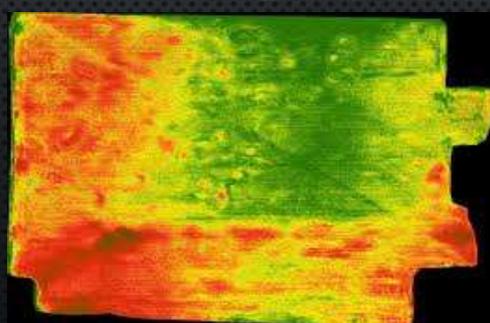
## NDVI (正規化植生指数)

植物の中の葉緑素が持つ光の吸収特性を利用し、植生を評価する。可視と近赤外領域の分光特性から数値化することができる。

## 分光器によるNDVIの測定

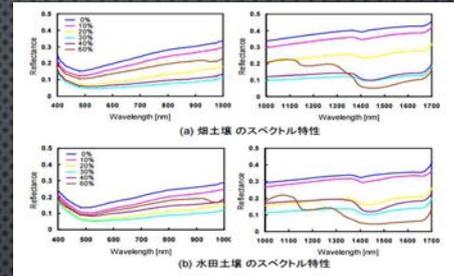


作物の育成状況を広範囲で把握



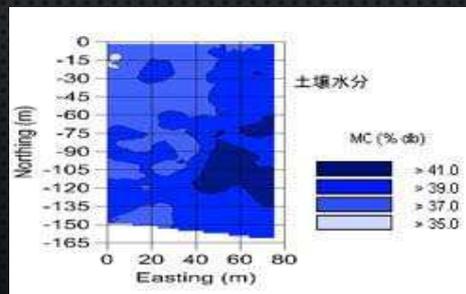
NDSMI (含水比推定指標)  
 土壤水分情報  
 ・作物の育成環境の整備  
 ・耕地の灌漑計画  
 ・斜面災害対策  
 などで有効な情報

分光器によるNDSMIの測定

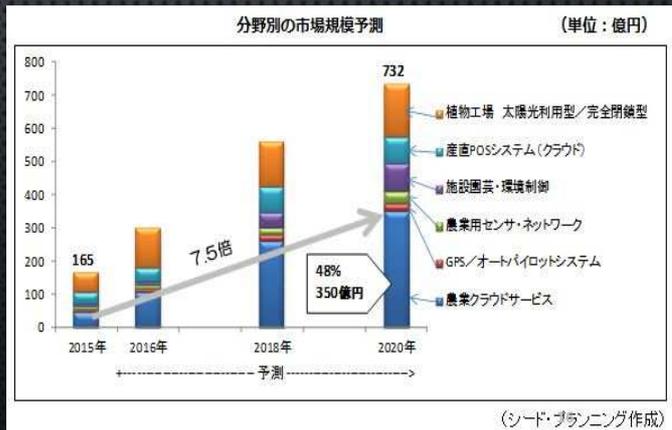
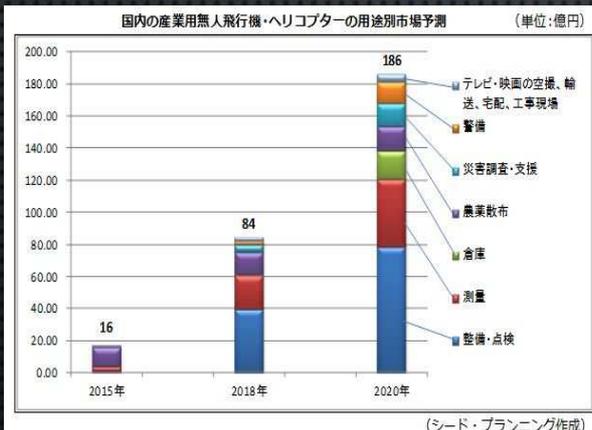


東京工業大学大学院総合理工学研究科  
 小杉研究室発表

土壤含有水分を広範囲で把握



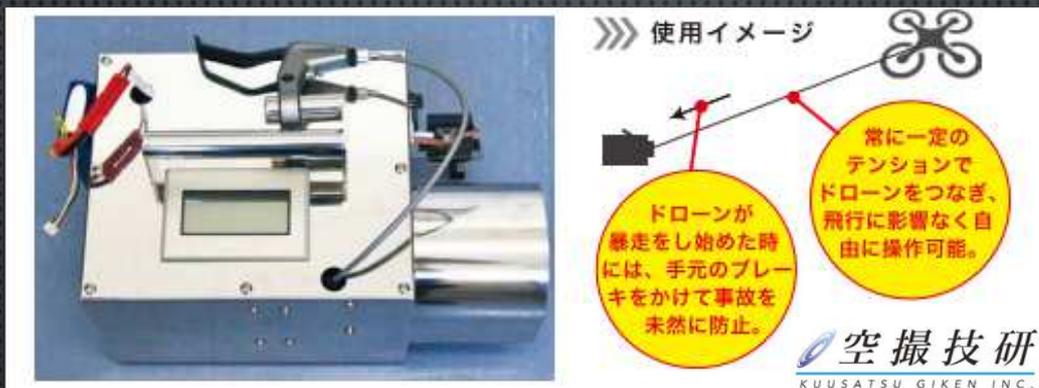
事業規模





手のひらサイズの分光器

- 小型軽量 & 高頑健性 & 低価格を実現することで移動体への搭載が容易に



安全なドローン運用のために

- ドローンスパイダーはより安心・安全にドローンを使うための装置です
- 万が一ドローンが暴走を始めても、最高時速45km/hの速度で糸を巻き取り、暴走事故を未然に防ぐことができます

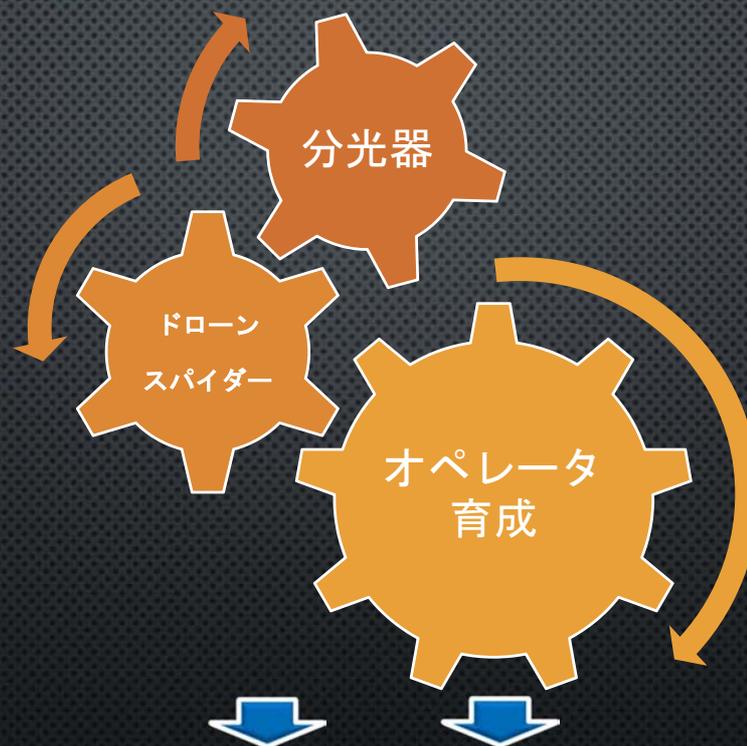


## 1. 精度の高い安全・確実な操作技術の習得

- ・ 簡易・小型のマルチコプターから段階を経た訓練計画 → 操縦感覚を覚える
- ・ ルートを設定できるか
- ・ 離発着を行えるか
- ・ 上空での飛行を行えるか

## 2. 教育課程の構築

- ・ 基礎知識の習得（電気、空力、気象、無線）
- ・ 関連法規の学習（航空法、電波法、道路交通法、民法、その他規則、条例等）
- ・ 機体情報の学習（機体構成、飛行メカニズム、想定されるトラブルと対処方法、メンテナンス）



**地域創生への貢献**  
**「食」の安心・安全、安定供給における社会貢献**



ご清聴ありがとうございました