

製造業様向け IoTソリューション **LOSSØ**

『統計解析』で組み上げる

工場オートメーション化

株式会社 N T C
ビジネスアナリティクス事業部

AGENDA

- 会社紹介(沿革)
- **工場オートメーション化** の目的
- 本プレゼンテーション中『**モデル**』と言うキーワードの意味
- **工場オートメーション化** を実現する仕組み
- **工場オートメーション化** の事例のご紹介

会社紹介



- 会社名 : 株式会社NTC
- 設立年月日 : 1960年9月22日
- 資本金 : 1億8,000万円
- 売上高 : 89億円(2018年度)
- 代表取締役社長 : 和田 賢太郎
- 従業員 : 360名(2019年4月1日現在)
- 所在地 : 池袋オフィス
東京都豊島区東池袋3-1-1 サンシャイン60 28階

会社紹介 (沿革)



時代

2010 年代

- IoT 事業
- ビッグデータ事業
- ERP 事業
- AI・ナレッジ事業
- 公共系システムの開発
- デジタルマーケティング事業
- オンラインフィッティング事業
- mvno 事業
- Android アプリ開発 etc

2000 年代

- IP 移动通信網の開発
- 企業の各種オペレーションシステムの開発

1990 年代

- 大手モバイルキャリア様の移动通信網の開発に着手

携帯電話

1960 年代

- 通信インフラのコンサルティング事業により設立

電話網

モバイルコアネットワークの開発

過去の業務から培った
通信技術、高速データ処理
技術、解析技術を活かして
新たな事業を展開。

2010年以降、製造業様向けにIoTビジネスを展開

海外の発展途上国へ、電話網を敷設

製造業様でのIoTビジネスの状況

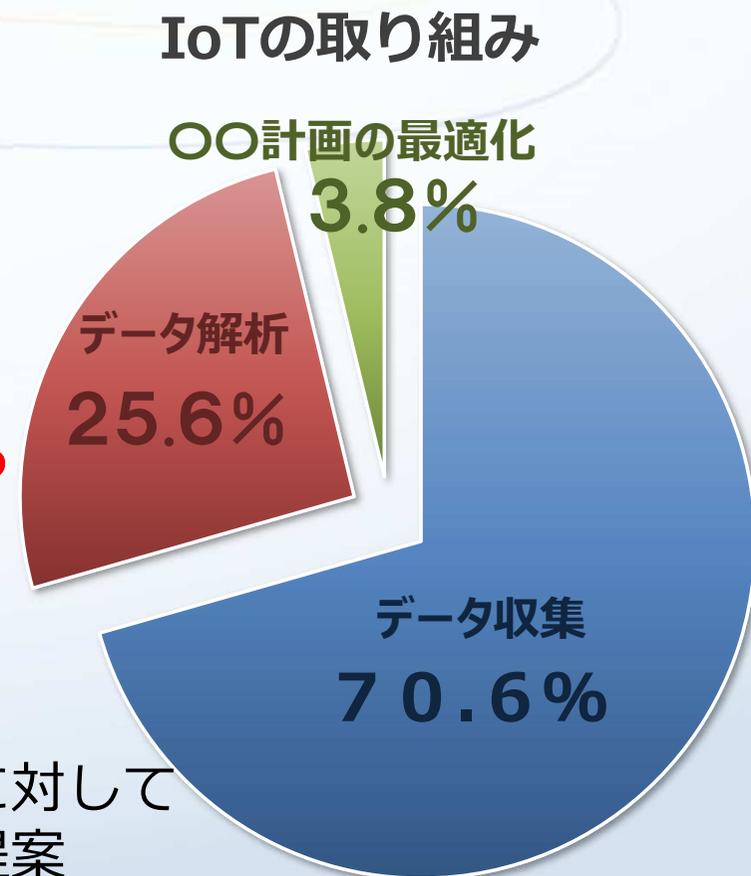
年間200社以上の製造現場へ訪問し、

「IoTの取り組み」を調査！

「データ収集」が70%、「データ解析」は25%
残りの3%の先行者が既にデータ活用へ向けて動いている



データ解析・活用に取り組みようとしている製造業様に対して
LOSSØを活用した**工場オートメーション化**を提案



工場オートメーション化 の目的

以下、4つの課題を解決する事が工場オートメーション化の目的

- 働き手不足を補完する仕組み（労働人口の減少）
- 熟練者の経験やノウハウを仕組みとして残すため（技術やノウハウの継承問題）
- 人手作業で起こるミスを極力減らすため（人為的ミスの軽減）
- より稼働率を上げるため（作業効率の向上）

LOSSØ は、これらの課題を解決し、製造業の発展に寄与

本プレゼンテーション中『モデル』と言うキーワードの意味

モデルの作成

予測・判別・最適化

過去に蓄積したデータ



参考となるデータ



統計解析の手法



新たに解析したいデータ



解析結果



法則性を使うことで、新たに解析したいデータから状態を予測したり、判別したり、最適化させることができる

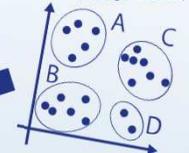
数理最適化



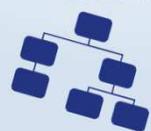
品質・故障予測



異常判別



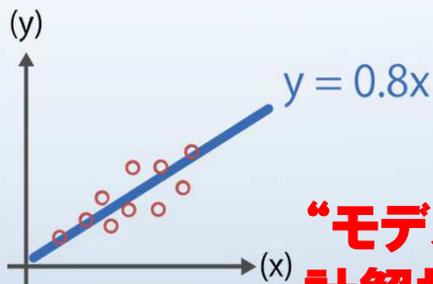
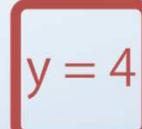
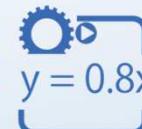
品質因果



法則性

Yを予測できる

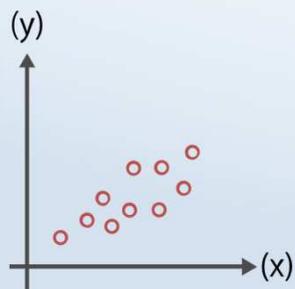
x = 5



法則性は $y = 0.8x$

“モデル”とは、過去に蓄積したデータを統計解析の手法を介して導き出す“法則性”

具体的には…



過去に蓄積したデータ (散布図)

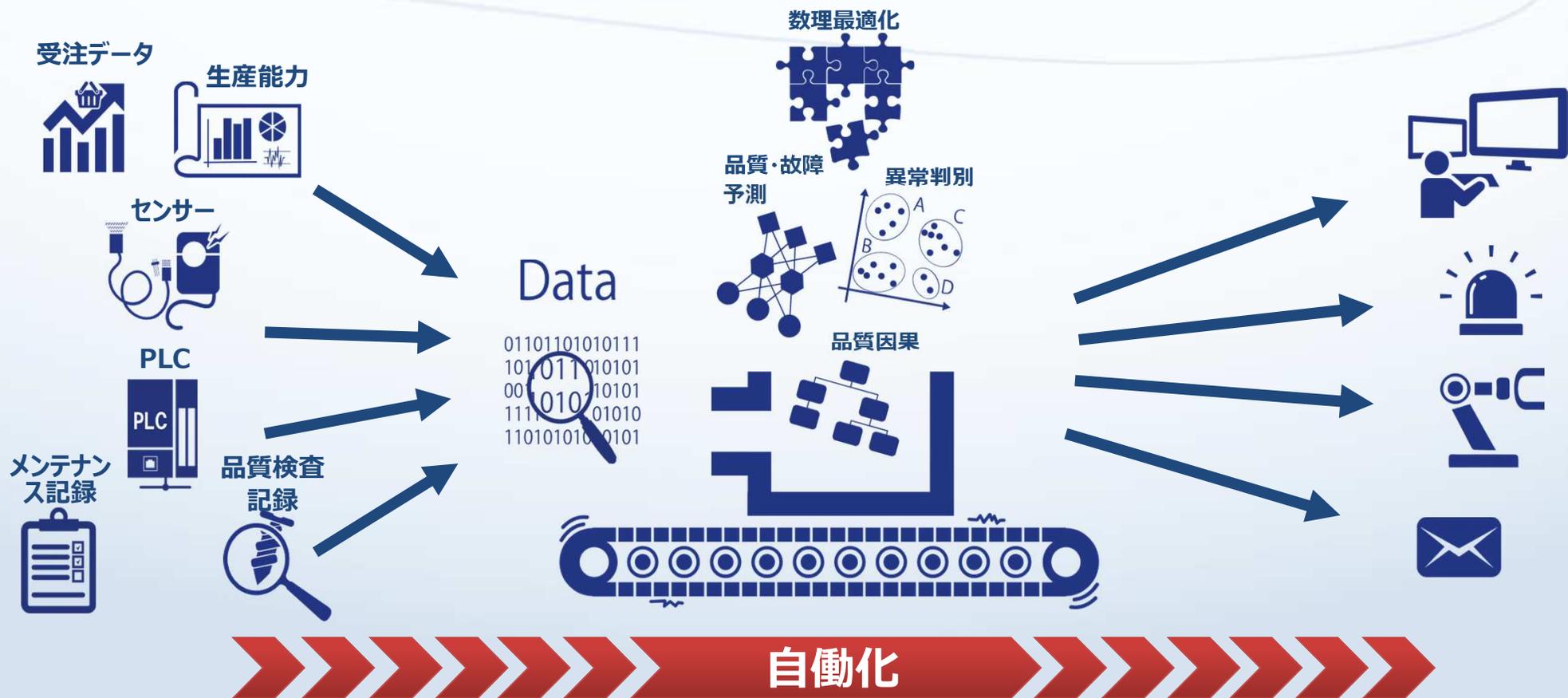
統計解析で法則性を見つけ出す

工場オートメーション化 を実現する **LOSS0** の仕組み

データ収集・蓄積

意思決定の補完

通知・見える化・制御

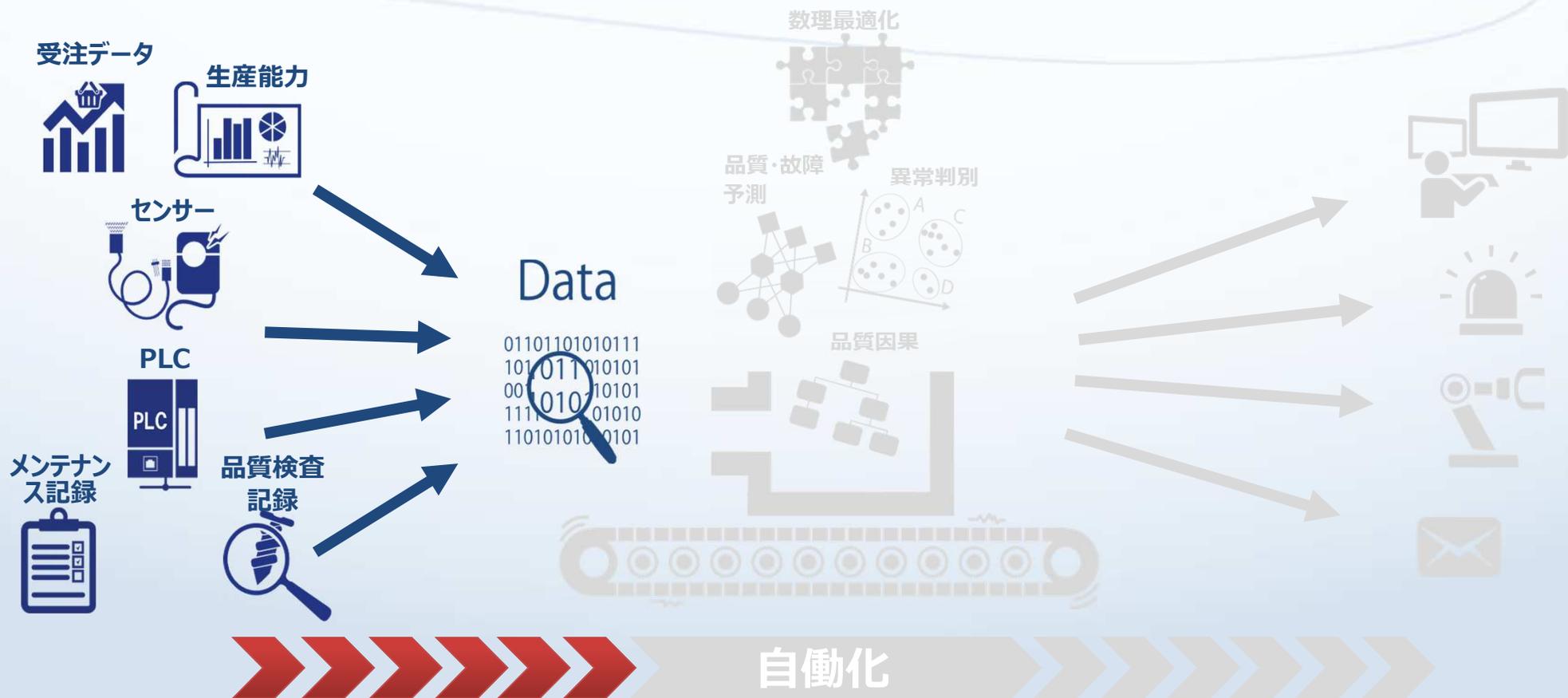


工場オートメーション化 を実現する **LOSS0** の仕組み

データ収集・蓄積

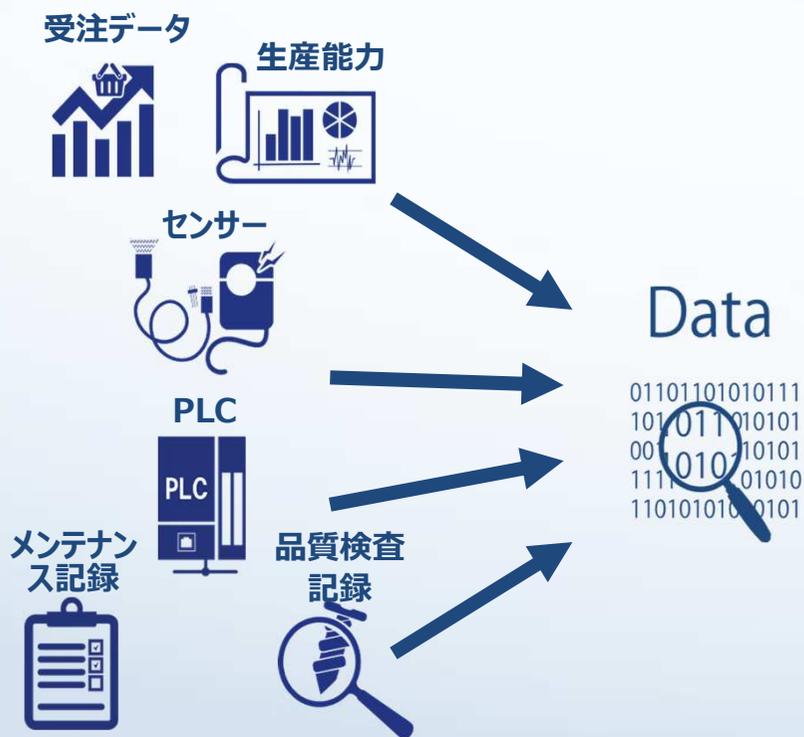
意思決定の補完

通知・見える化・制御



工場オートメーション化 を実現する **LOSSØ** の仕組み

データ収集・蓄積



電流センサー



人感センサー



振動センサー



PLC接続ゲートウェイ



データベース



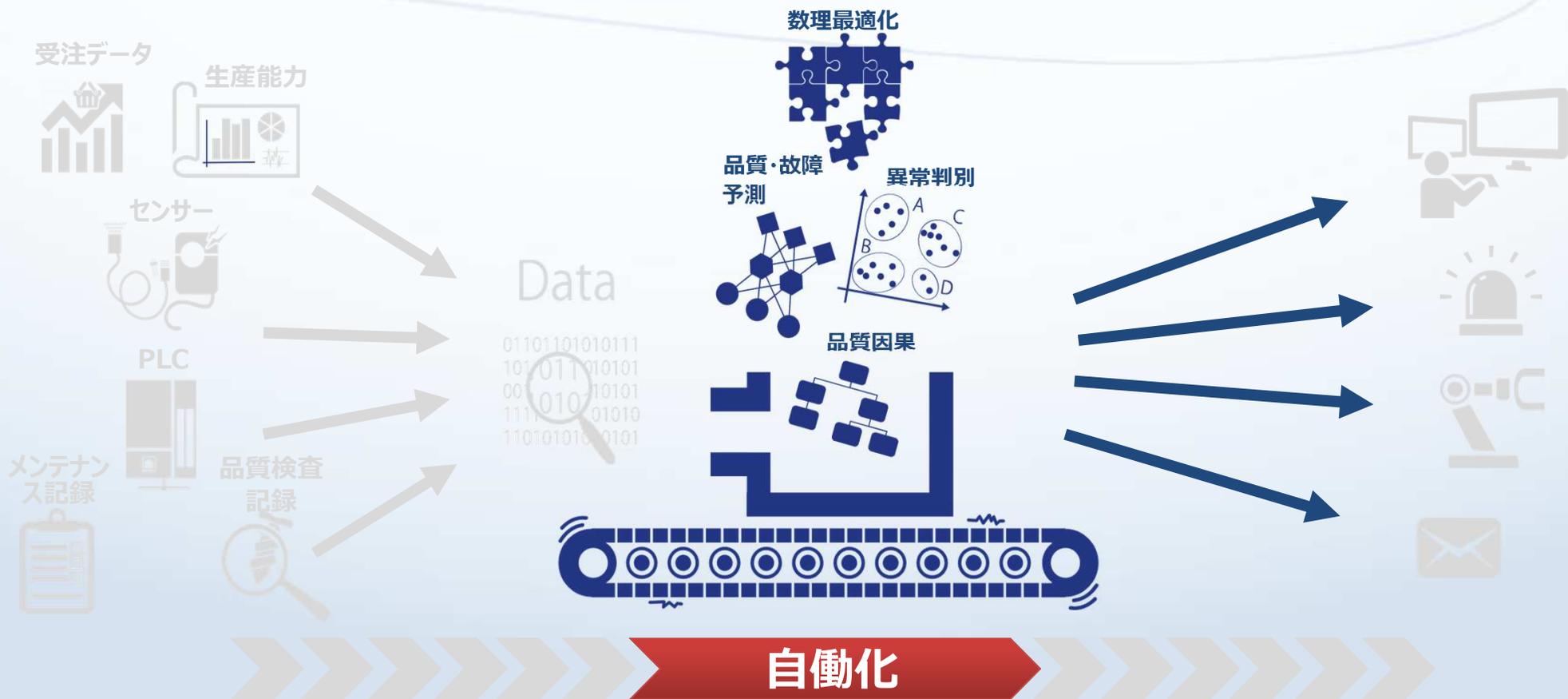
自動化

工場オートメーション化 を実現する **LOSS0** の仕組み

データ収集・蓄積

意思決定の補完

通知・見える化・制御

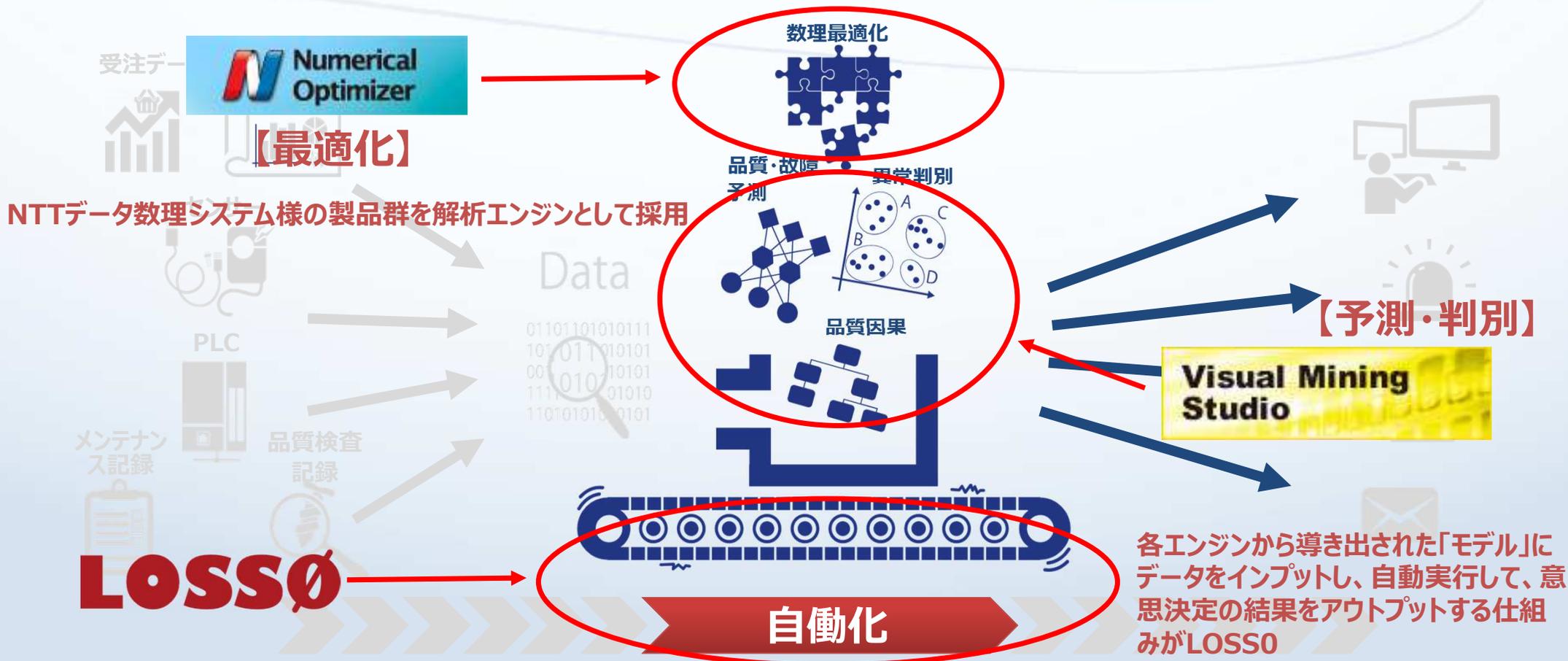


工場オートメーション化 を実現する **LOSSO** の仕組み

データ収集・蓄積

意思決定の補完

通知・見える化・制御

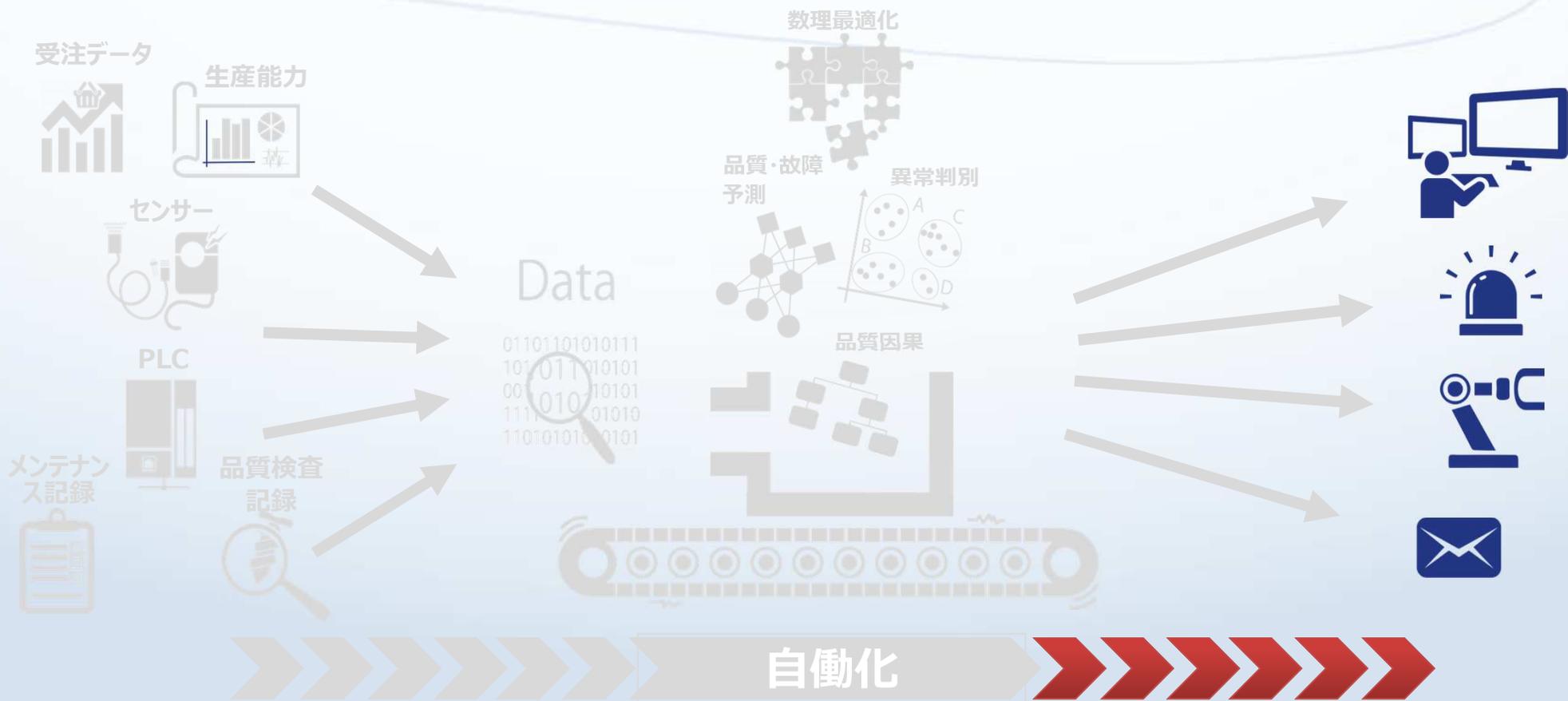


工場オートメーション化 を実現する **LOSS0** の仕組み

データ収集・蓄積

意思決定の補完

通知・見える化・制御



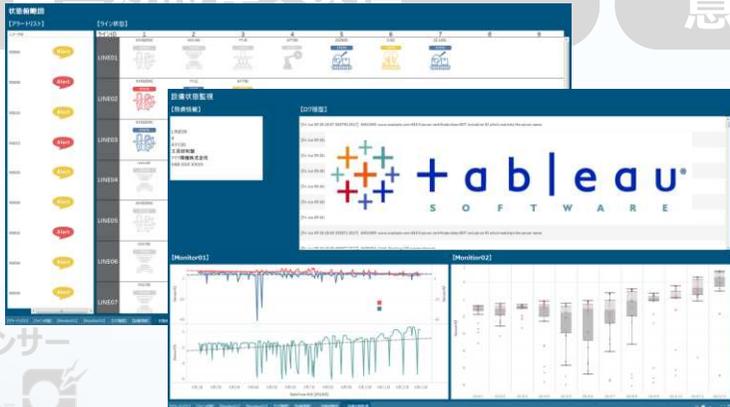
工場オートメーション化 を実現する **LOSSØ** の仕組み

データ収集・蓄積

意思決定の補完

通知・見える化・制御

受注データ



数理最適化



質・故障測

異常判別

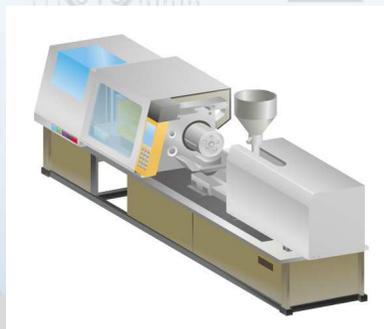


品質因果

品質因果



Data



メンテナンス記録

PLC



自動化

工場オートメーション化 を実現する **LOSS0** の仕組み サマリ

データ収集・蓄積

意思決定の補完

通知・見える化・制御

受注データ



生産能力



数理最適化



品質・故障
予測

異常判別

データを収集し、統計解析の手法を用いて、意思決定を（補完）して、
通知や見える化、機械の制御などの業務を自動化する

メンテナ
ンス記録



品質検査
記録



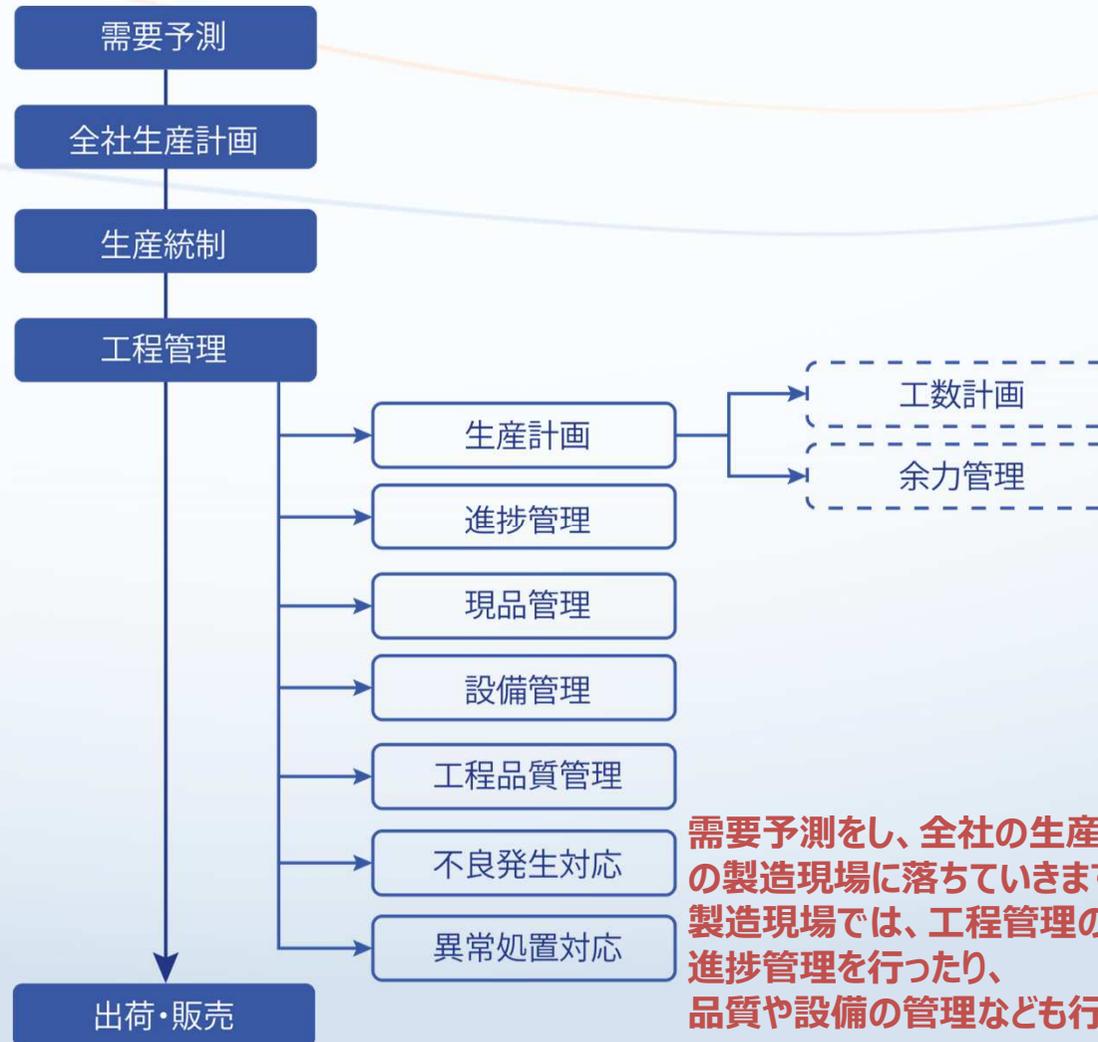
自動化

工場オートメーション化で業務を自動化する

工場オートメーション化とは製造業のどのような業務に適用できるものなのか？との観点で事例を交えて、ご紹介いたします

工場オートメーション化で業務を自動化する

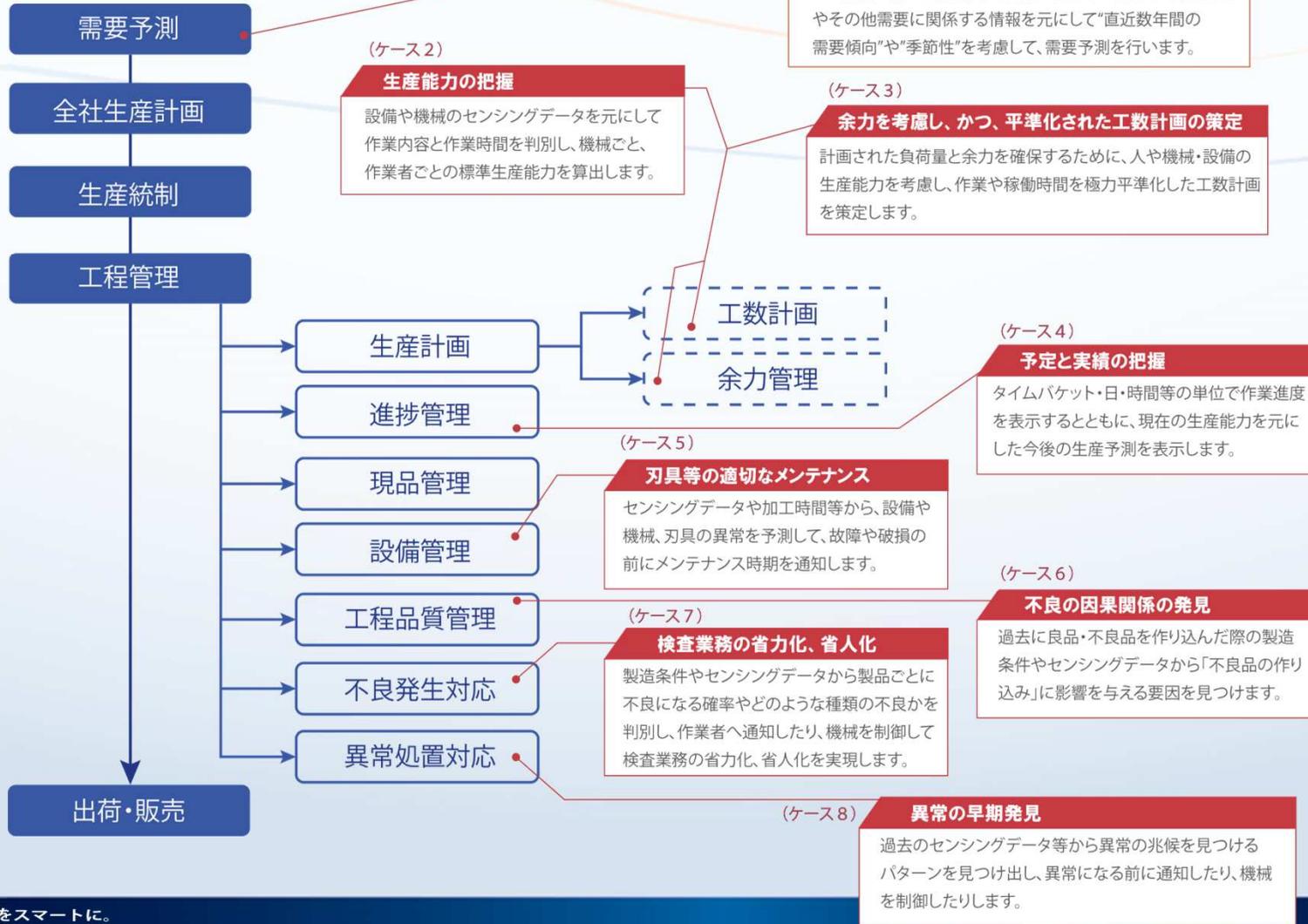
【広義の“生産管理”】



需要予測をし、全社の生産計画を立て、それが個別の製造現場に落ちていきます。
製造現場では、工程管理の中で個別の生産計画や進捗管理を行ったり、品質や設備の管理なども行います。

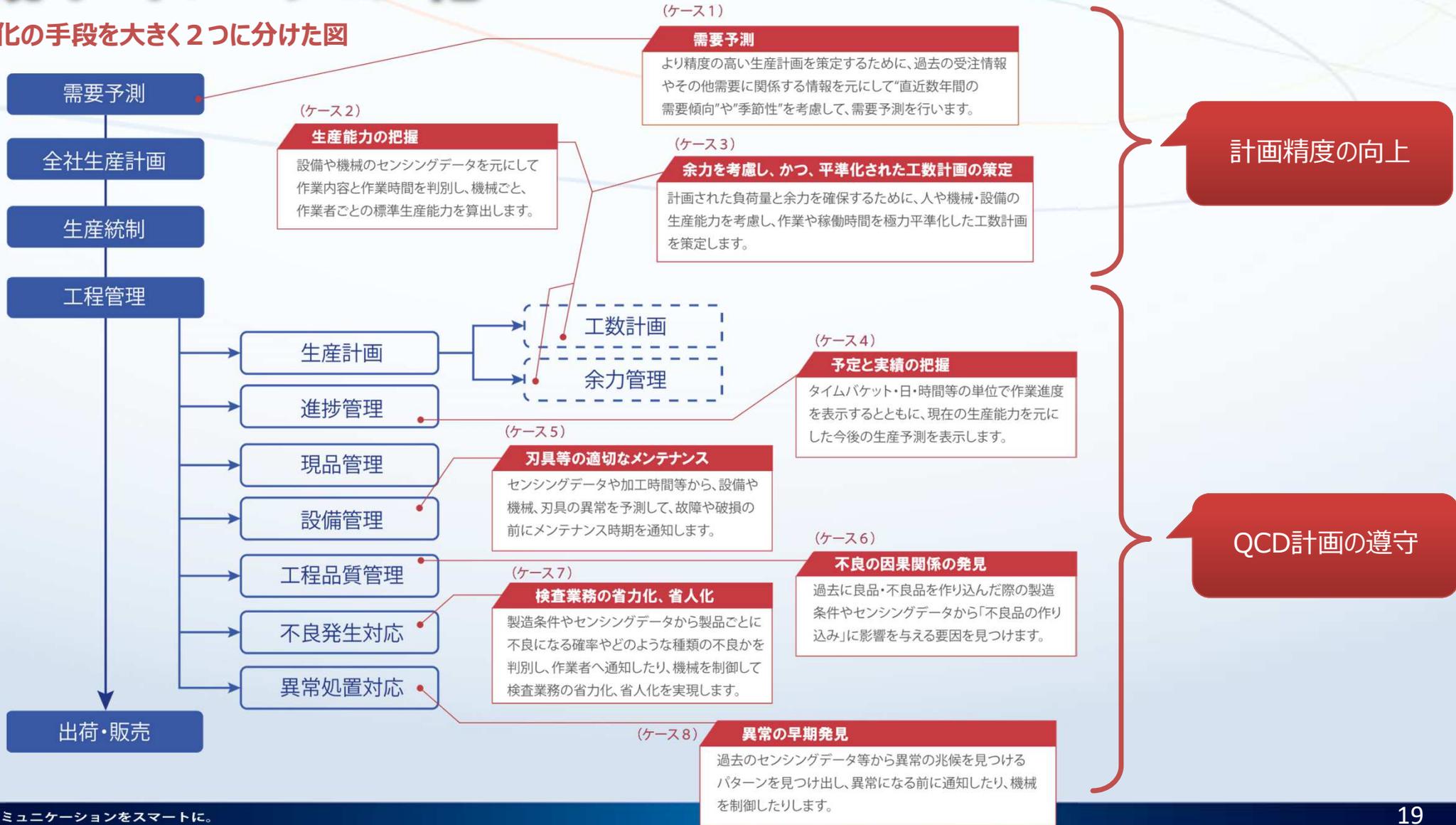
工場オートメーション化で業務を自動化する

業務の流れの中で、我々が提唱する工場オートメーション化を適用していただくことができます



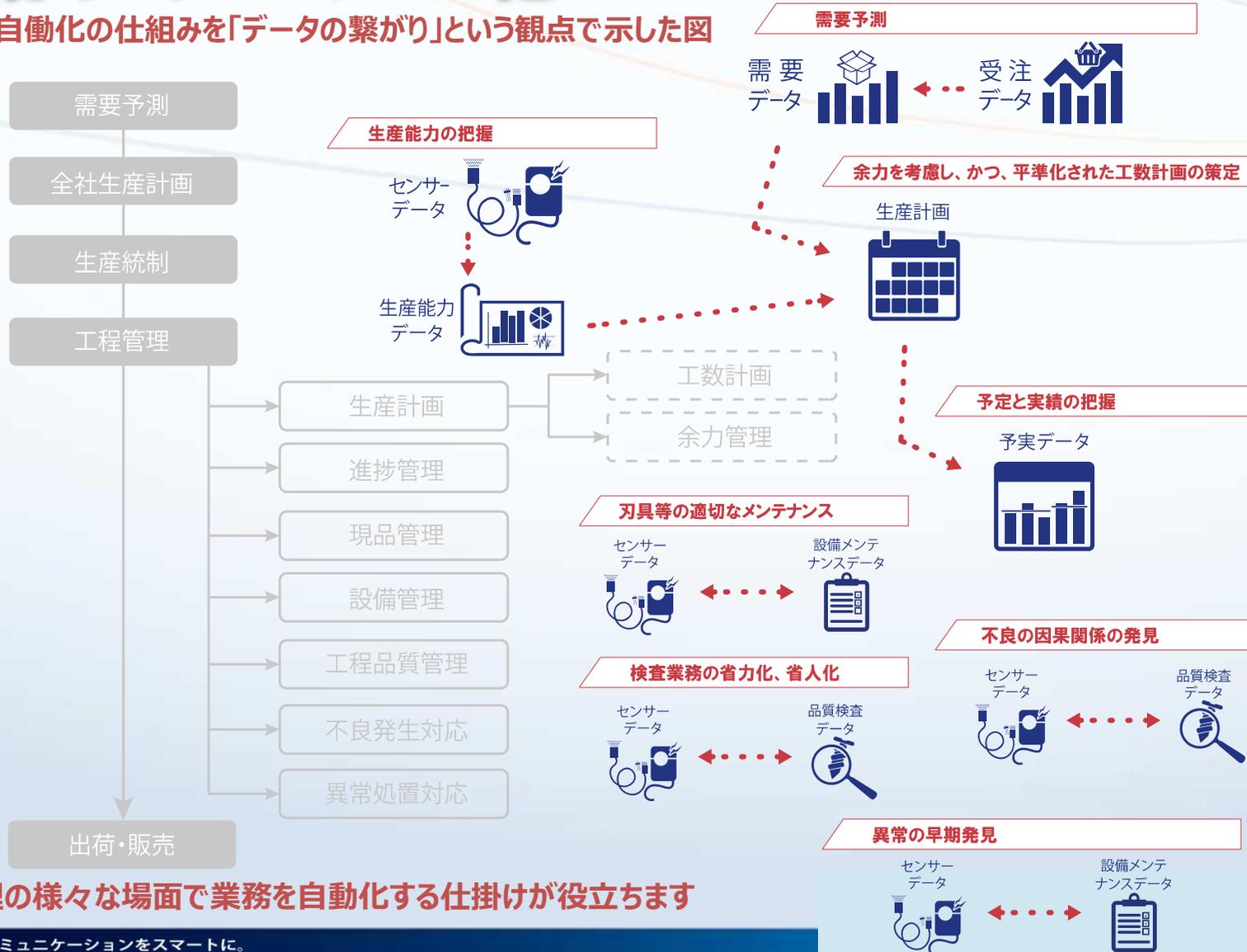
工場オートメーション化で業務を自動化する

自動化の手段を大きく2つに分けた図



工場オートメーション化で業務を自動化する

業務と自動化の仕組みを「データの繋がり」という観点で示した図



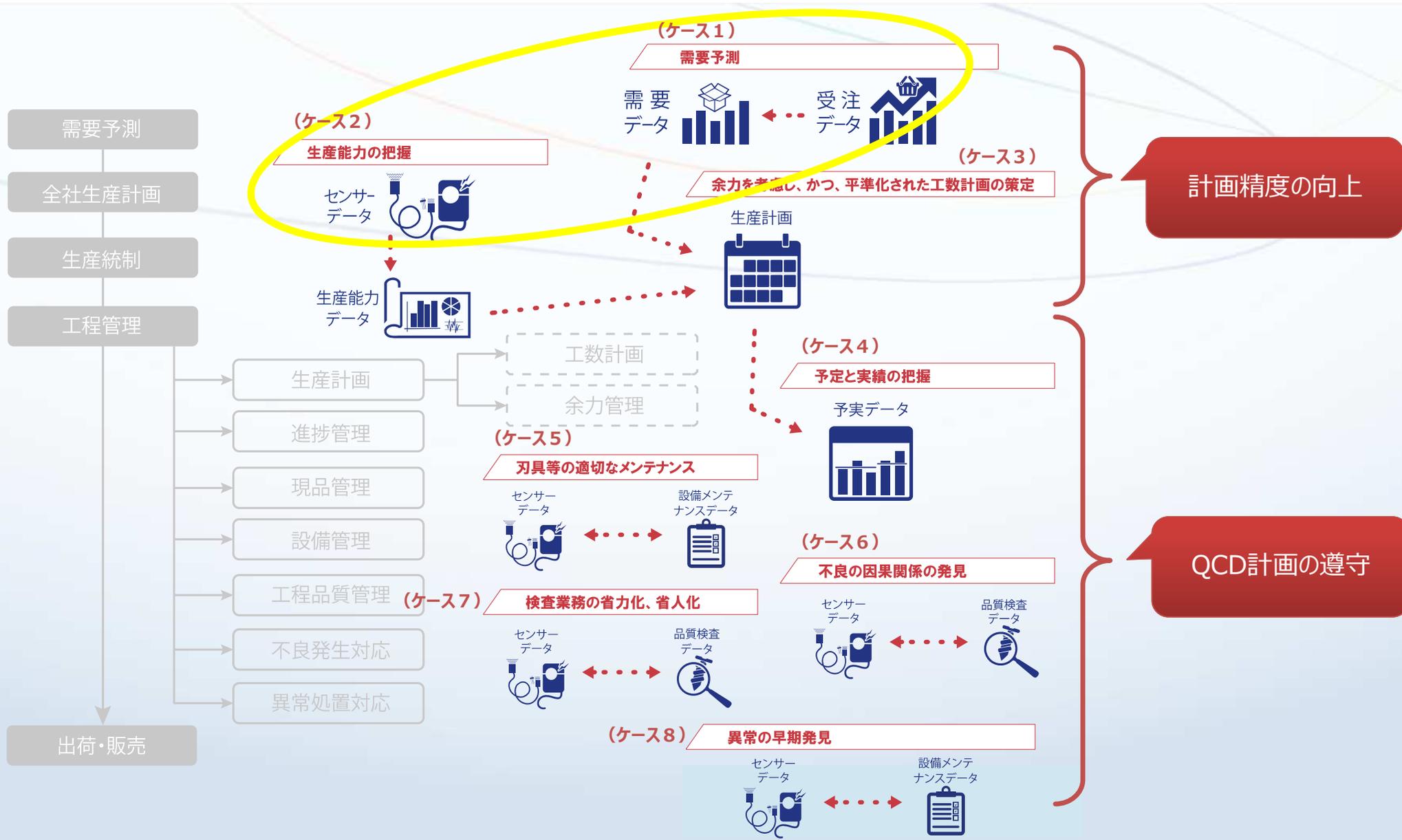
計画精度の向上

過去の受注データから需要予測をし、センシングデータから自動で設備や人の生産能力を把握し需要予測と生産能力を用いることでより効率的な生産計画を立てる

QCD計画の遵守

予実管理
予兆保全
省人化
不良原因の特定、早期発見

生産管理の様々な場面で業務を自動化する仕掛けが役立ちます



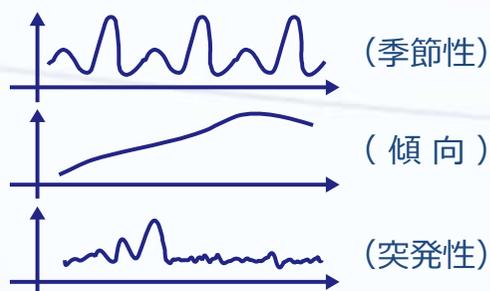
(ケース1) 需要予測

過去の受注データ

過去の受注データの特徴に合わせて、細かく細分化することで、より精度の高い予測ができる



時系列分析

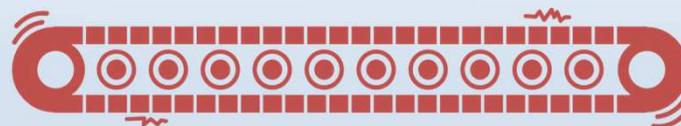


既存顧客はその顧客ごとに受注データを予測し、新規顧客は突発的に受注する特性が高いので“ひとまとめ”にして受注の予測

今年の需要予測データ



今期首の受注データ

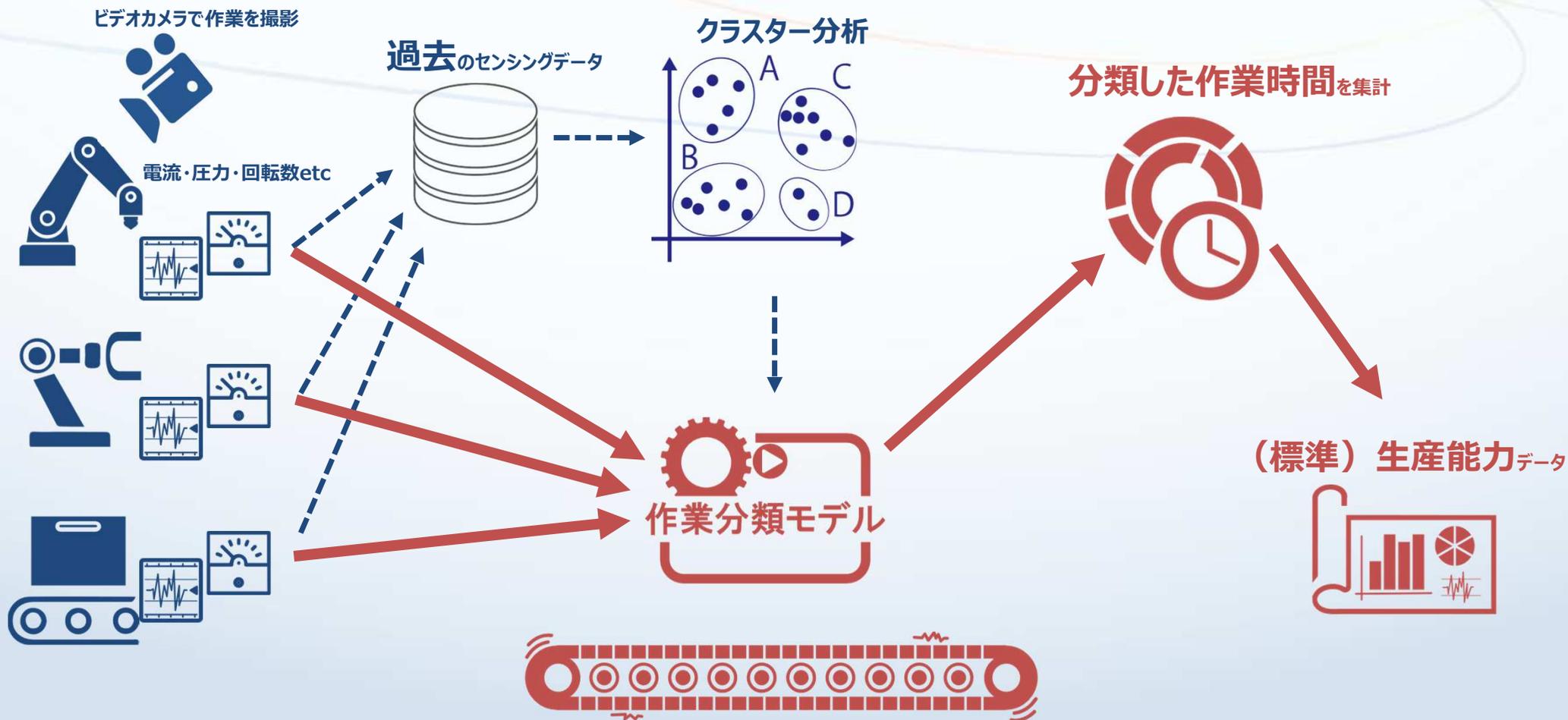


精度の高い需要計画
迅速な計画見直し

(ケース2) 生産能力の把握

センサーデータを使って今、設備や人が何をやっているか予測

設備から収集したデータから設備の作業時間を集計し、生産能力を把握。



(ケース2) 生産能力の把握

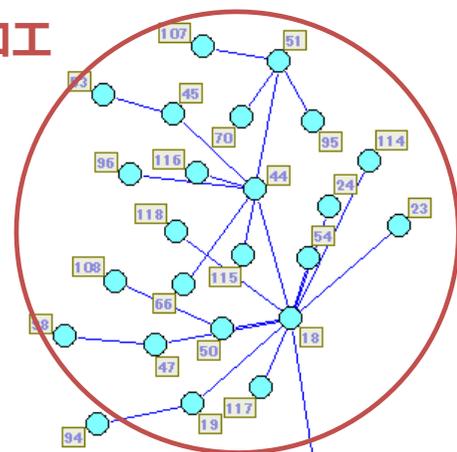
ビデオカメラで作業を撮影



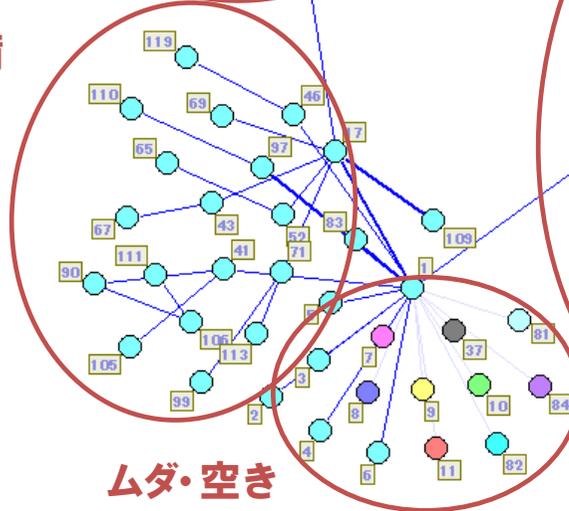
過去のセンシングデータ



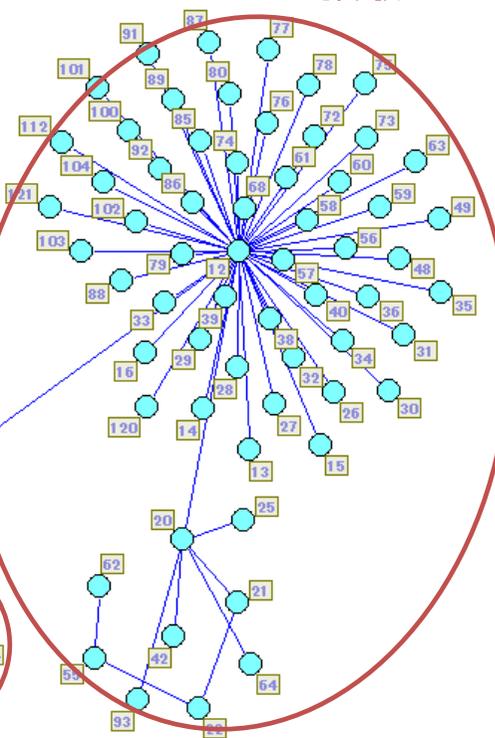
加工



加工準備



ムダ・空き



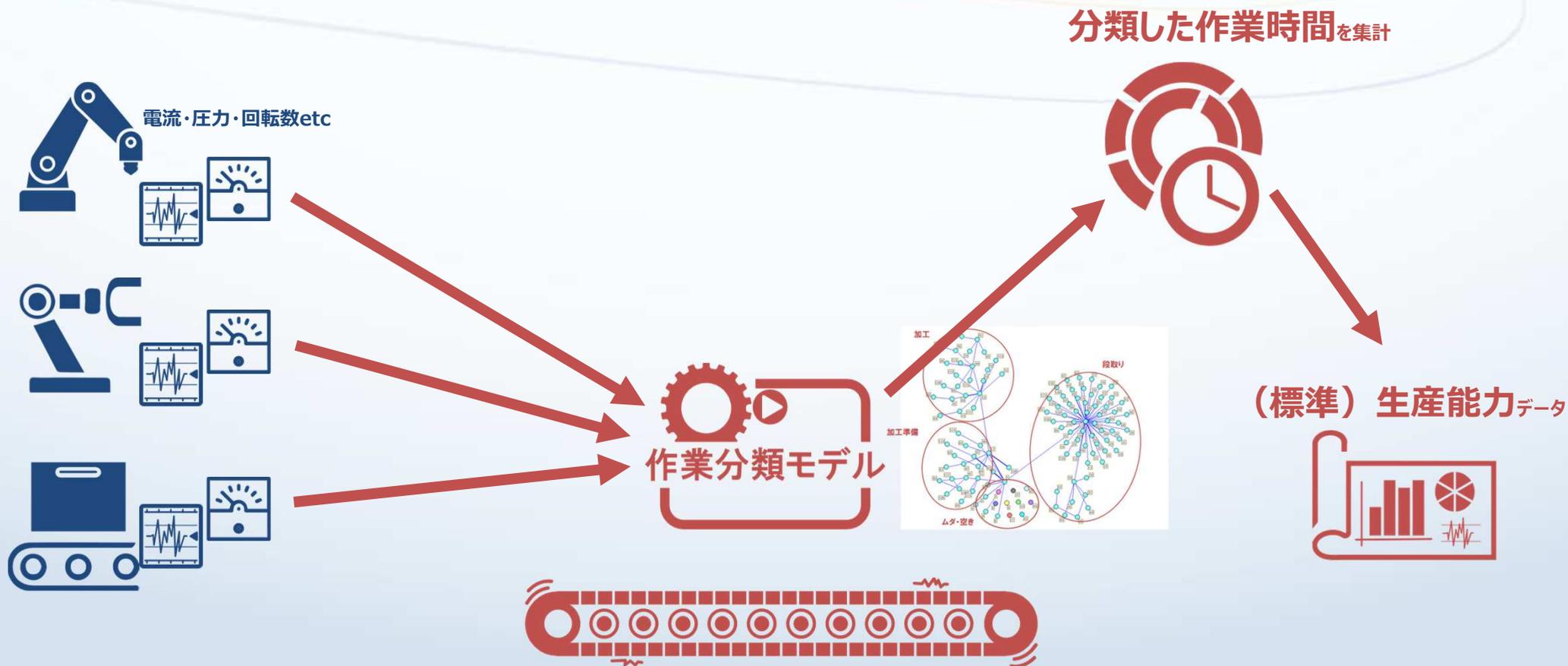
段取り



ビデオカメラで判定した作業割付けの結果をクラスタ分析にプロットすると特徴毎に作業が分類されていることが分かる

(ケース2) 生産能力の把握

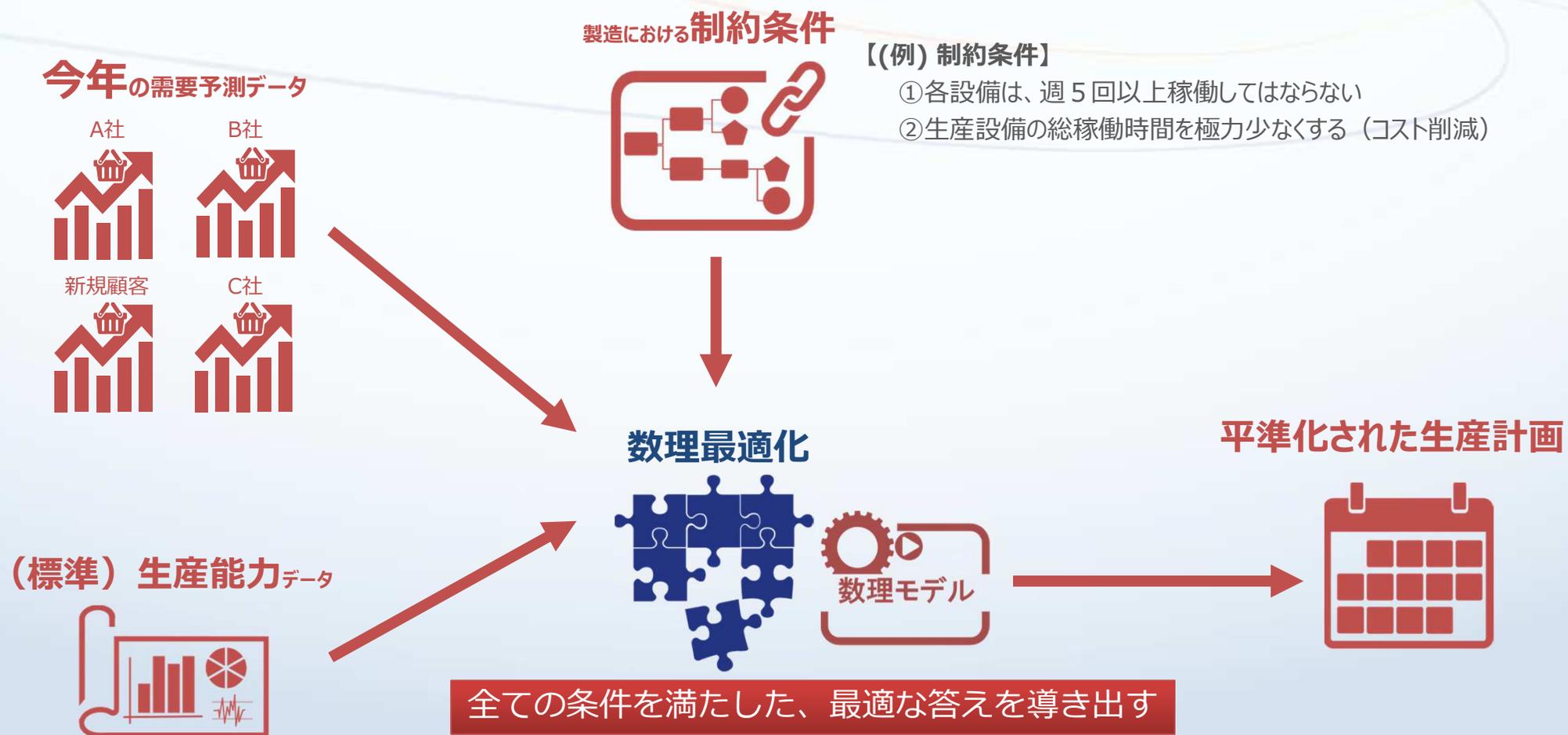
以降は、設備から上げてきたセンシングデータを作業分類モデルに掛けることで、
自動で作業分類や作業時間を集計し、設備の標準的な生産能力データを算出します。





「需要予測」と「生産能力」の結果から“最適化”を用い、生産計画を策定

(ケース3) 平準化された工数計画の策定



(ケース3) 平準化された工数計画の策定

日程	6月1日	6月2日	6月3日	計
需要予測数	8	5	9	22
余力	0	0	0	0
計画生産数	8	5	9	22

✓	…設備稼働
✗	メンテナンス予定

設備名	6月1日	6月2日	6月3日	稼働日数	設備総稼働日数	設備名	標準生産能力
A	✗	✓	✓	2	4	A	5
B	✓	✗	✓	2	4	B	8

	6月1日	6月2日	6月3日	稼働日数	設備総稼働日数
A	0	5	5	10	生産限界数
B	8	0	8	16	26
	8	5	13		

(生産限界数-計画生産数)

0 0 4

数理最適化



日程	6月1日	6月2日	6月3日	6月4日	6月5日	6月6日	6月7日	計
需要予測数	30	20	30	15	20	20	20	155
余力	0	0	0	3	0	0	0	3
計画生産数	30	20	30	18	20	20	20	158

✓	…設備稼働
✗	メンテナンス予定

設備名	6月1日	6月2日	6月3日	6月4日	6月5日	6月6日	6月7日	稼働日数	設備総稼働日数	設備名	標準生産能力	最低稼働日数	最大稼働日数
A	✓	✓	✗	✗	✓	✓	✗	4	27	A	5	3	5
B	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗	4		B	8	3	5
C	✓	✗	✓	✓	✗	✓	✓	5		C	7	3	5
D	✓	✗	✓	✗	✓	✓	✓	5		D	7	3	5
E	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✓	4		E	6	3	5
F	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✗	5		F	5	3	5

制約条件

	6月1日	6月2日	6月3日	6月4日	6月5日	6月6日	6月7日	稼働日数	生産限界総数
A	5	5	0	0	5	5	0	20	171
B	0	8	8	8	8	0	0	32	
C	7	0	7	7	0	7	7	35	
D	7	0	7	0	7	7	7	35	
E	6	6	6	0	0	0	6	24	
F	5	5	5	5	0	5	0	25	
	30	24	33	20	20	24	20		

(生産限界数-計画生産数)

0 4 3 2 0 4 0

↑この程度なら「人の頭」でも組合せを考えられますが・・・

6 設備、6 日間と組合せの規模がここまで増えて、さらに“制約条件”まで増えてしまうと、「人の頭」では考えるのが難しい。数理最適化はそれらを自動化します。



(ケース4) 予定と実績の把握

「生産計画のデータ」と「生産実績のデータ」を併せて管理して行くことでムダの少ない生産活動を実践

ラインリーダー様：
作業進捗表

生産計画



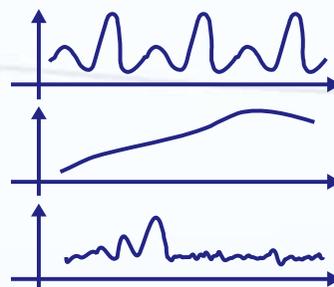
予実データ



生産実績

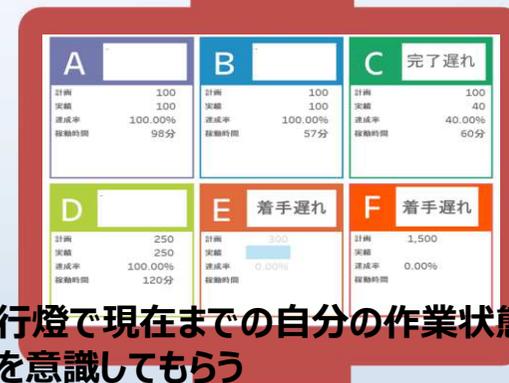


時系列分析



全体の状況を監視するだけでなく、何が問題になりそうなのかを分析し、迅速に改善策をうつことが重要

製造現場担当者様：
行燈



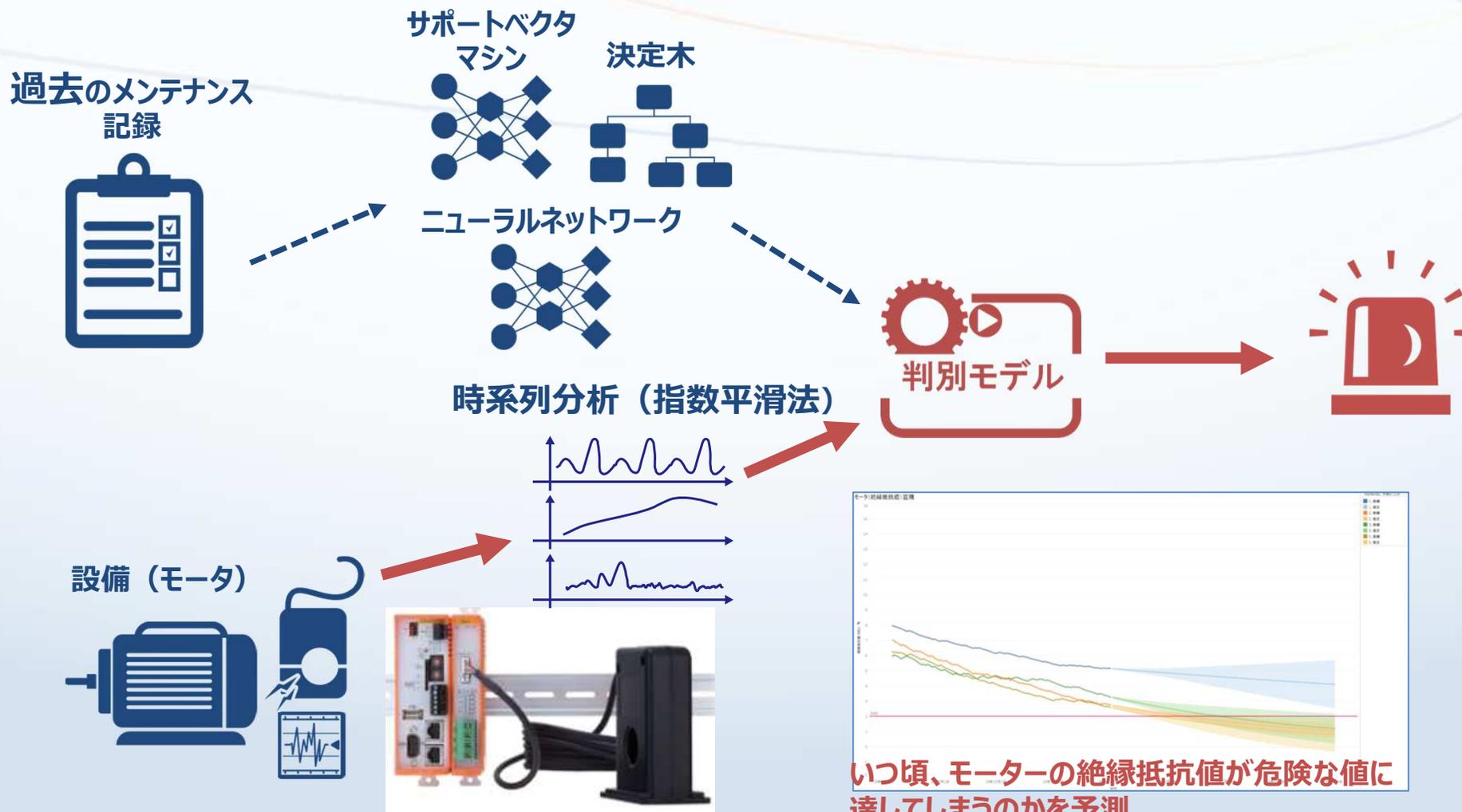
行燈で現在までの自分の作業状態を意識してもらう

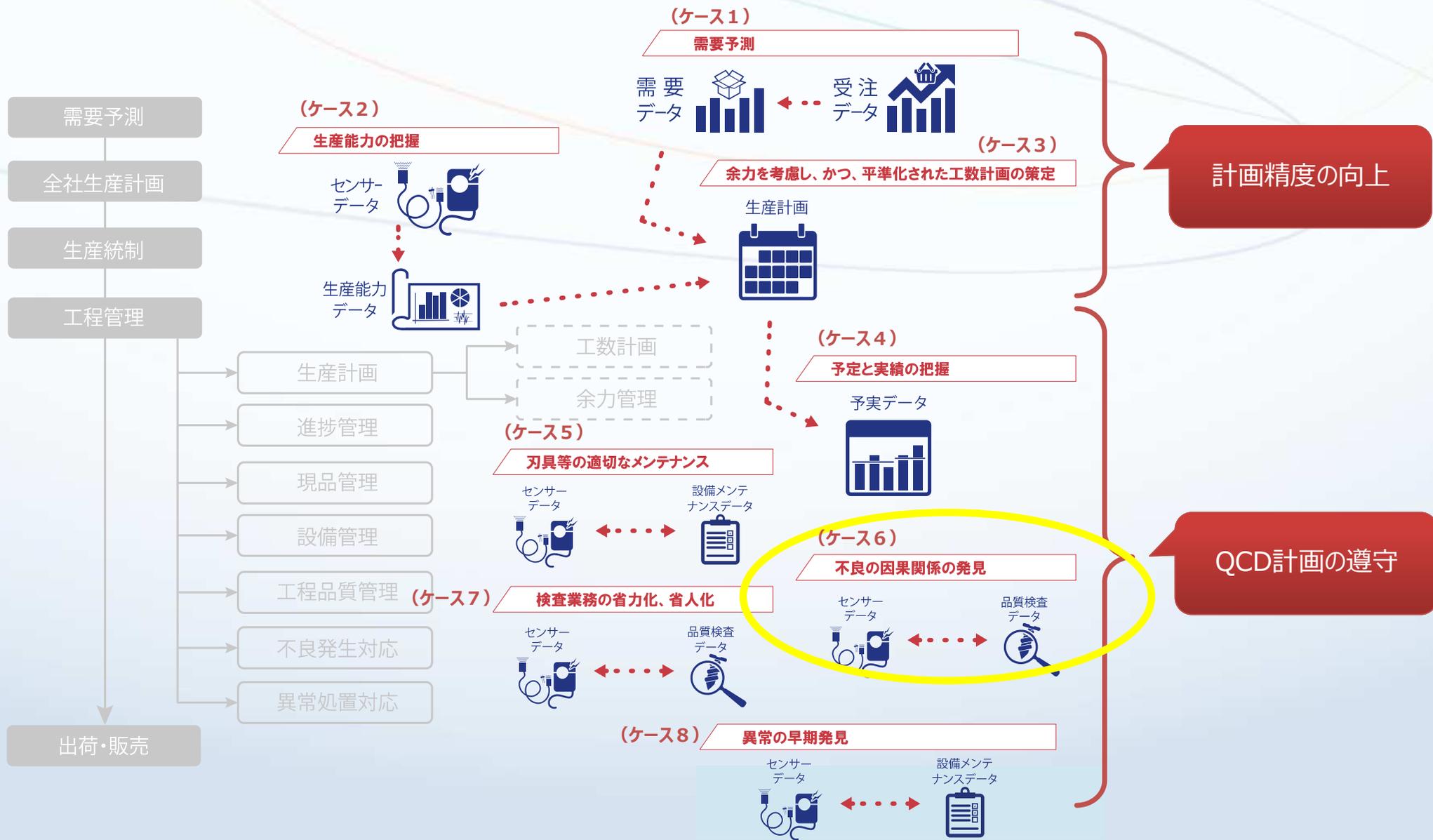
予実データさえあれば「Tableau」で、簡単に進捗表や行燈を作成可能



(ケース5) 刃具等の適切なメンテナンス

いつ頃、設備が壊れるのか予測できれば、定期メンテナンスで対処可能。過去のメンテナンス記録から壊れる状態の閾値を見極める判別モデルを作成





(ケース6) 不良の因果関係の発見

過去の品質検査のデータと製造状態のデータを「決定木分析」にかけることで、品質に影響を与える製造状態を発見

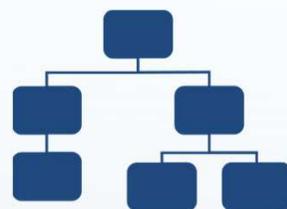
過去の品質検査
データ



過去の製造状態
データ



決定木



品質に影響を与える製造状態を発見

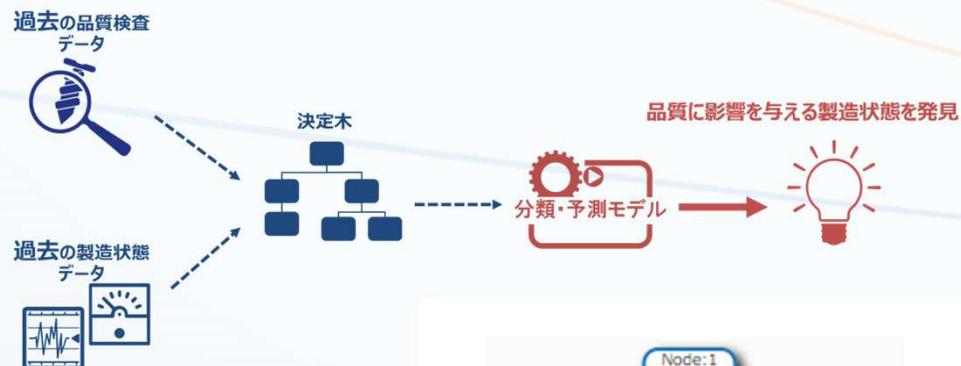


分類・予測モデル

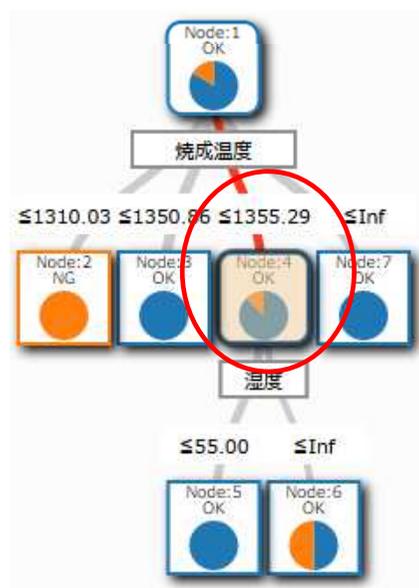


品質に影響を与える製造状態が分かれば、「不良になりやすい製造状態」にならないように設備を制御をすることで品質保全ができる

(ケース6) 不良の因果関係の発見



この例では、品質に最も影響をもたらす製造条件が、焼成温度と湿度であることが分かります。設備を制御し、焼成温度を1350度以上、湿度を55%以下に抑えることで、品質の不良発生を防止できることがわかります。



図の見方



焼成温度	
1350.86 < d ≤ 1355.29	
クラス: OK	
重み: 8	
内容	割合(%)
OK	0.875
NG	0.125

製品の品質に影響を及ぼす
焼成温度が1350.86度より大きく、
1355.29度以下の場合

87.5%の製品が正常
12.5%の製品が不良



(ケース7) 検査業務の省力化、省人化

過去の品質検査の結果と、製造状態のデータを「サポートベクターマシン」や「ニューラルネットワーク」にかけることで「品質不良の箇所や発生確率」を特定する判定モデルを作成

過去の品質検査
データ



過去の製造状態
データ



現在の製造状態
データ



サポートベクタ
マシン



決定木



ニューラルネットワーク

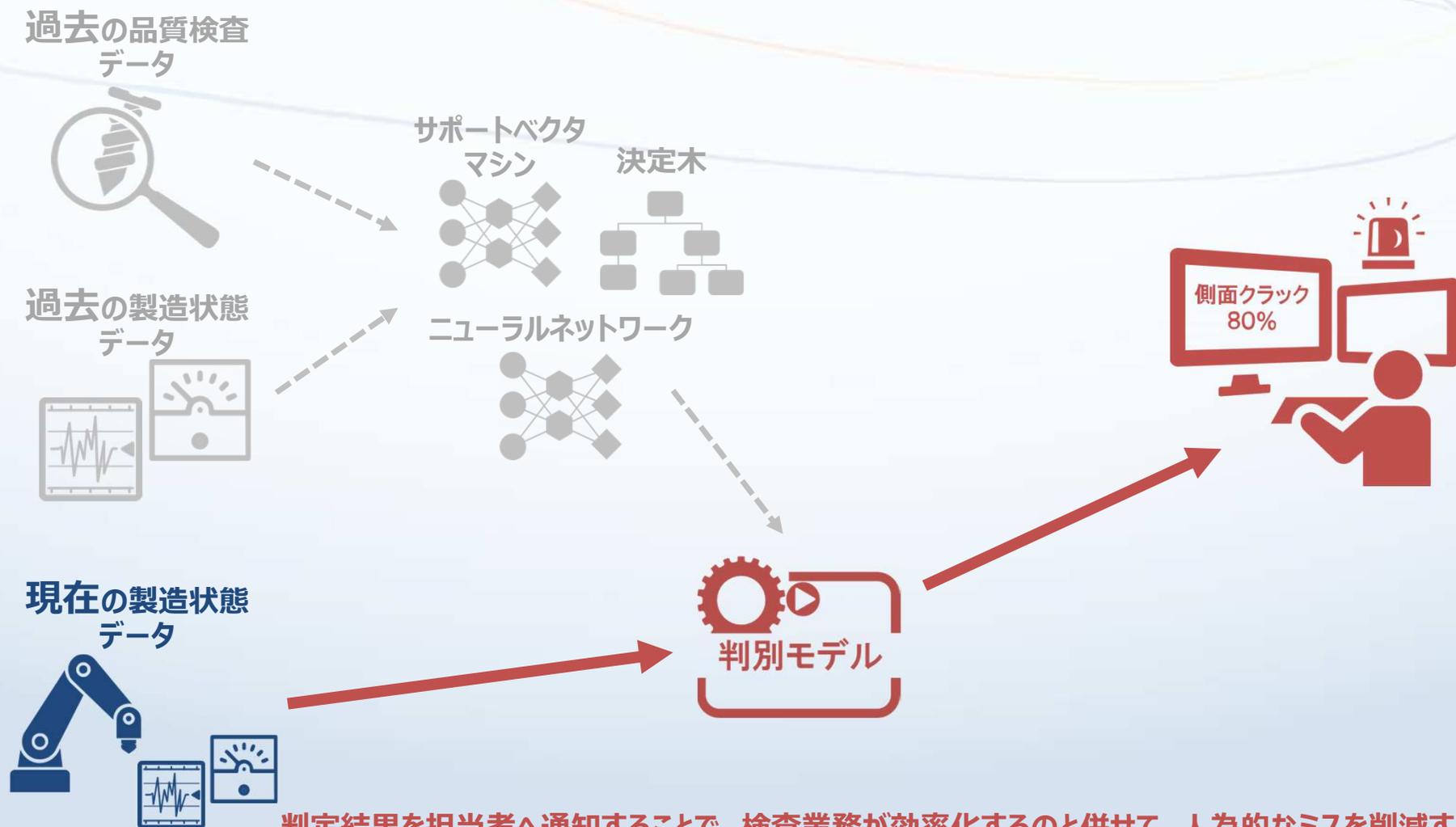


判別モデル



(ケース7) 検査業務の省力化、省人化

判別モデルに現在の製造状態データを取り込むことで「品質不良の箇所や発生確率」を予測



判定結果を担当者へ通知することで、検査業務が効率化すると併せて、人為的なミスを削減する効果もある

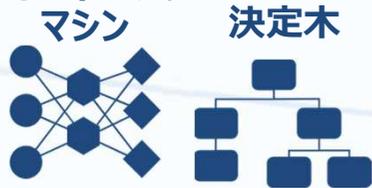
(ケース8) 異常の早期発見

異常の早期発見方法は、大きく2。過去の故障情報から、故障する場合の判別モデルを作成し、そのモデルを使用して、異常を監視して行く方法

過去の故障データ



サポートベクタ
マシン



決定木

ニューラルネットワーク



過去の故障データが有
る場合の異常検出

パターン①



判別モデル

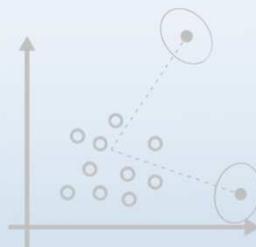
現在の設備状態
データ



パターン②

過去の故障データが無
い場合の異常検出

外れ値検出



外れ値検出モデル



(ケース8) 異常の早期発見

設備の通常状態をモデルとして、その通常状態からかけ離れた状態（外れ値検出状態）を監視し、異常の早期発見に繋げる方法

過去の故障データ



サポートベクタ
マシン



決定木



ニューラルネットワーク



過去の故障データが有
る場合の異常検出

パターン①



判別モデル

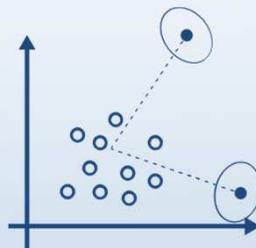
現在の設備状態
データ



パターン②

過去の故障データが無
い場合の異常検出

外れ値検出

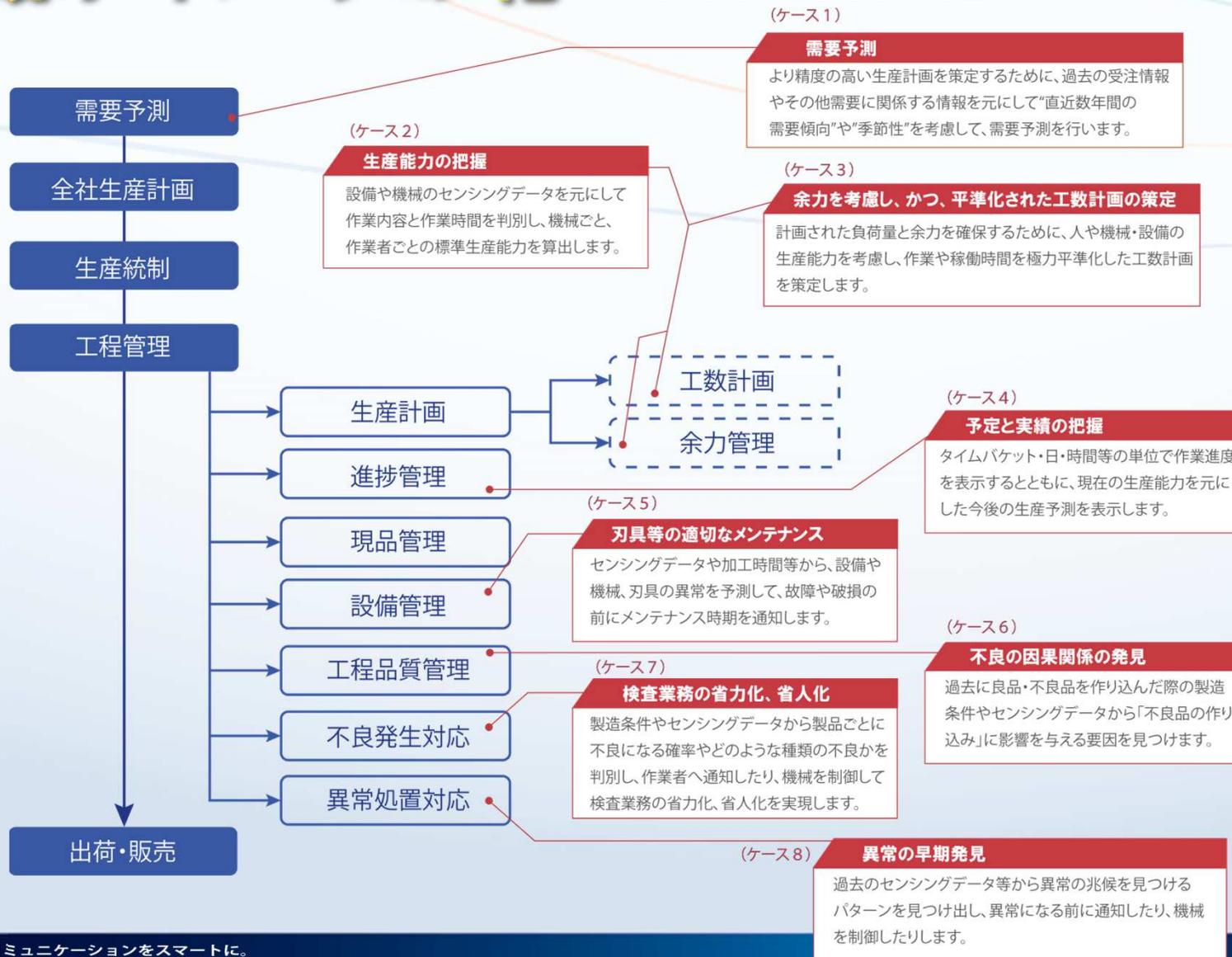


外れ値検出モデル



工場オートメーション化で業務を自動化する

サマリ



計画精度の向上

QCD計画の遵守

我々が提唱する工場オートメーション化により、製造業様の生産管理業務において計画の精度向上とQCD計画の遵守を達成することができます

N T Tデータ数理システム様の製品をエンジンとする**LOSS~~0~~**を活用することで

- 働き手不足を補完する仕組みとして（労働人口の減少）
- 熟練者の経験やノウハウを仕組みとして残すため（技術やノウハウの継承問題）
- 人手作業で起こるミスを極力減らすため（人為的ミスの軽減）
- より稼働率を上げるため（作業効率の向上）

『統計解析』で組み上げる 工場オートメーション化

ご清聴ありがとうございました