

NTT DATA

NTT DATA Mathematical Systems Inc.

AI適用プロジェクト成功のカギとは？

株式会社NTTデータ数理システム
数理ソリューション部

Trusted Global Innovator

NTT DATA Group

NTT DATA

AIの3つのブーム

1960 1970 1980 1990 2000 2010 2020

第1次AIブーム

- 計算機の登場とともに人間の知能をシミュレーションする試み
- 「推論と探索」
- 理論はできても実践が困難

第2次AIブーム

- 特定分野の専門家知識をルール化するエキスパートシステム
- 記述ルールが膨大となり、実現が困難なことが判明

第3次AIブーム

- 計算機資源の進化により大規模な処理が可能
- ネットの普及で膨大なデータが蓄積
- 古典的統計手法からDeep Learningへ



この先はどう
発展するか？

分野や人によって指すものが異なり、明確な定義は存在しないはず。
人工知能学会によれば、人工知能研究には以下の2つの立場がある。

- 「人間の知能そのものをもつ機械を作ろうとする立場」
- 「人間が知能を使ってすることを機械にさせようとする立場」

ただし「立場の違いをこのように定義してよいか、また、これらの立場は異なるのかということについても議論の余地があります。」との注が付く。

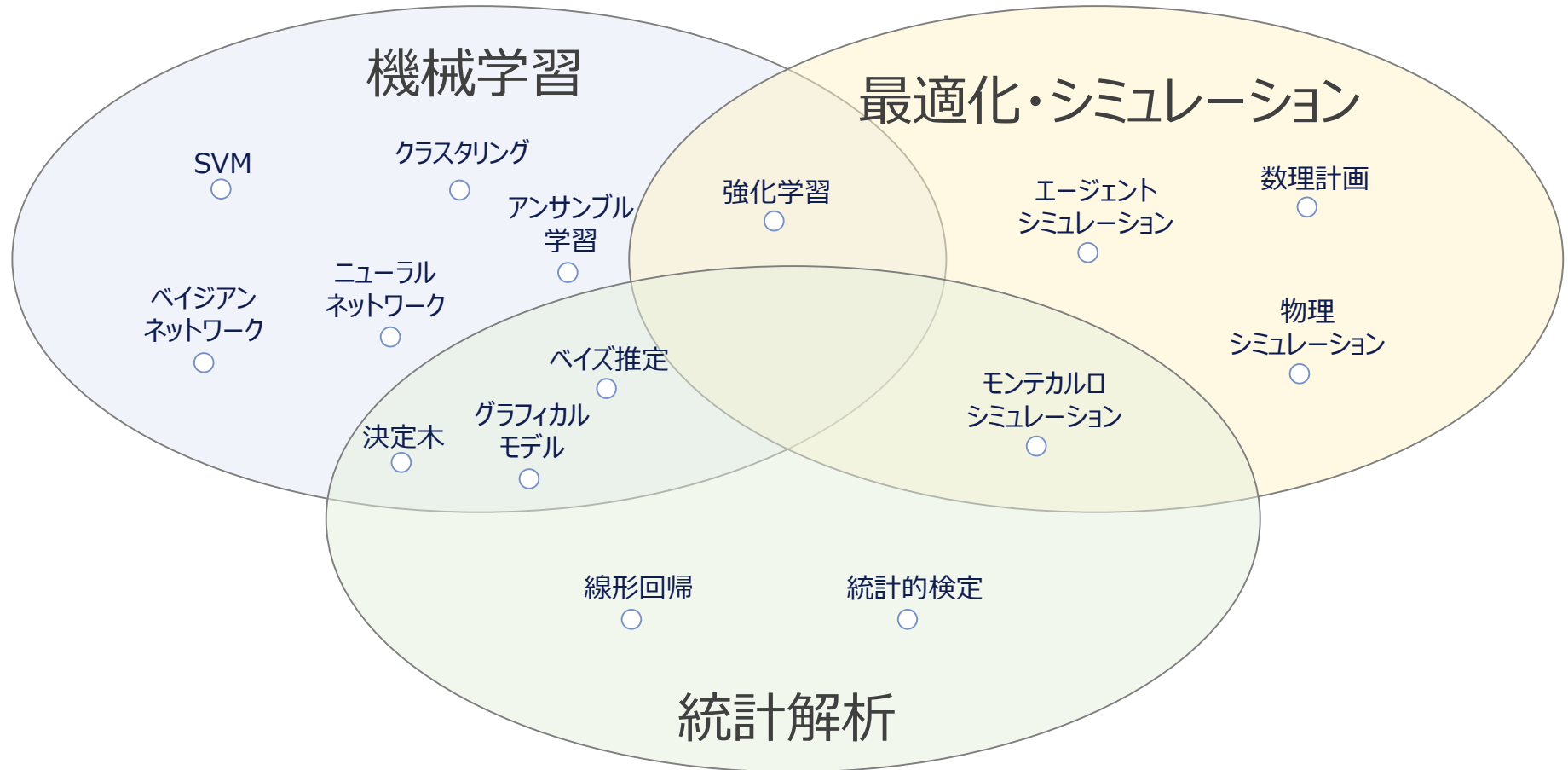
人工知能学会webページ「<http://www.ai-gakkai.or.jp/whatsai/AIwhats.html>」より

現在のAIブームは基本的に**後者の立場**の研究によるもので、
人間の作業を機械に代替させて効率化、自動化することを目指すことが多い。

NTTデータ数理システムが得意とする技術

NTTデータ数理システムのミッション

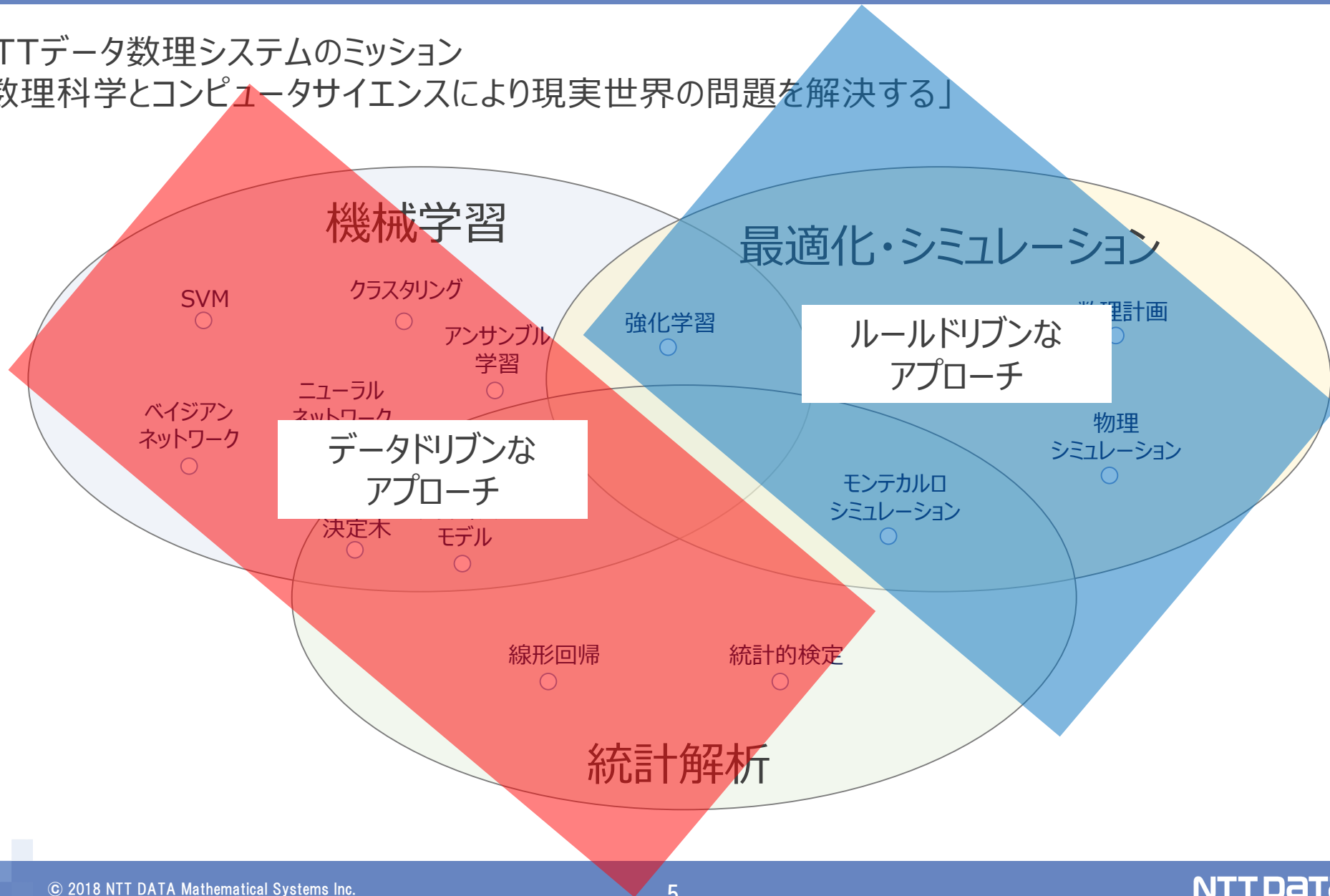
「数理学とコンピュータサイエンスにより現実世界の問題を解決する」



NTTデータ数理システムが得意とする技術

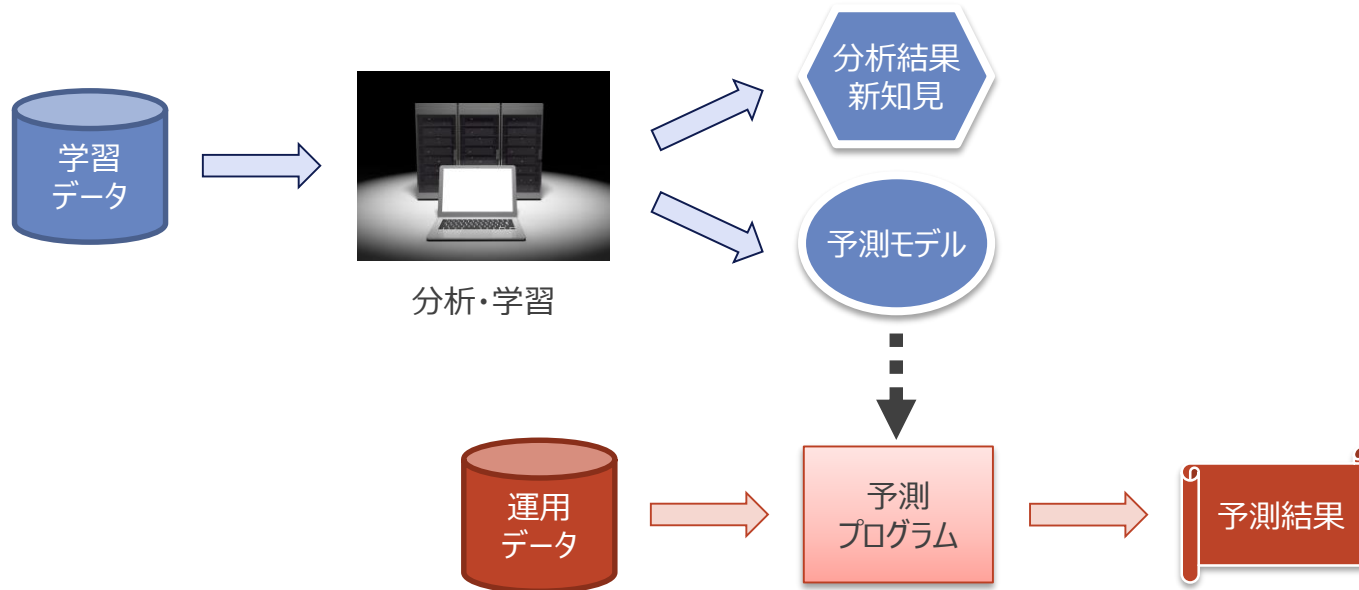
NTTデータ数理システムのミッション

「数理学とコンピュータサイエンスにより現実世界の問題を解決する」



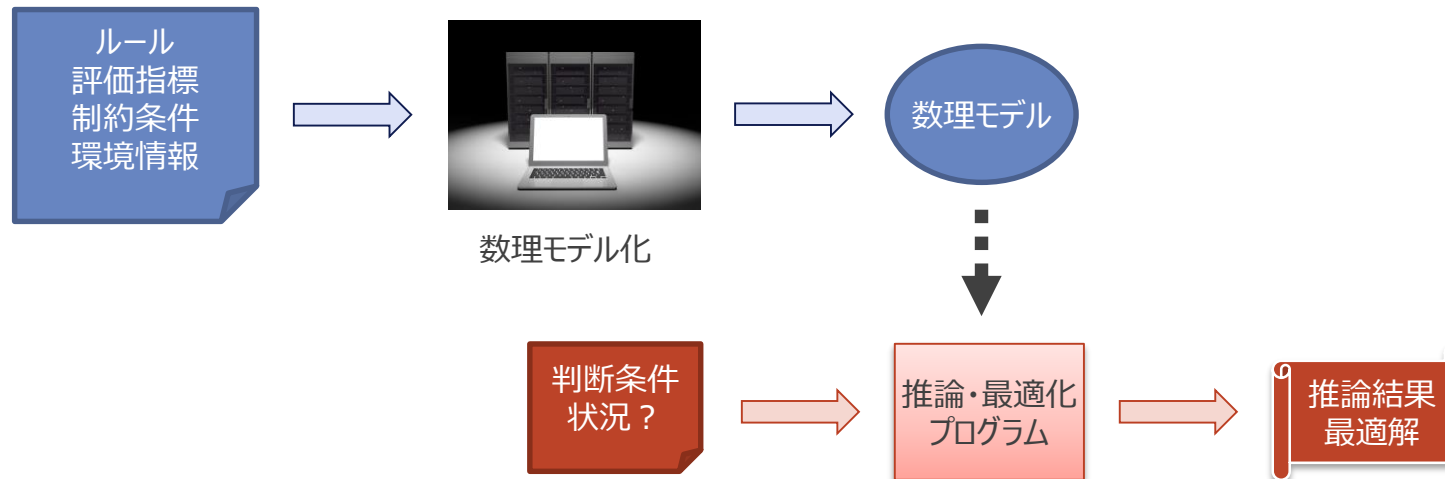
データドリブンなアプローチ

- 大量のデータからできるだけ精度の高い予測を行う
→ 機械学習の世界
(例)製造現場の異常検知、商品の購入確率予測、与信リスク分析
- データから人間の解釈しやすいルールを抽出する
→ 統計解析、データマイニングの世界
(例)医療統計、計量心理学



ルールドリブンなアプローチ

- 与えられたルールに基づき推論して判断する
→ ルールベースの世界
(例)自動ドアの制御、エキスパートシステムによる医療診断支援
- 評価指標と条件を数式で書き下し、条件を満たす中で最も良い答えを探索する
→ 最適化の世界
(例)シフトスケジューリング、金融ポートフォリオ
- 環境を再現するシミュレータを作成し、プログラムの世界で良い答えを体当たりに探す
→ 強化学習、シミュレーションの世界
(例) 囲碁将棋、交通シミュレーション



アプローチ選択の考え方：犬と猫の画像判別

＜犬と猫の画像判別の場合＞

- 類似事例は？
 - 大量のデータを使用してDeepLearningをすれば画像のラベル判別はうまくいくケースが多数報告されている
- データは十分に用意できる？
 - 犬と猫のデータはインターネット検索すれば大量に用意できる
 - 分析コンペ用の正解ラベル付きデータもあるので一般的な教師有り学習の問題として処理できる
- ルール化できる？
 - 目の形、耳の形、目と目の間隔など、判別ルールはいろいろ作れる
 - 判別ルールの反例がすぐに見つかりそう

→ データドリブンなアプローチが良さそうなので、大量の画像データを準備する



アプローチ選択の考え方：シフトスケジューリング

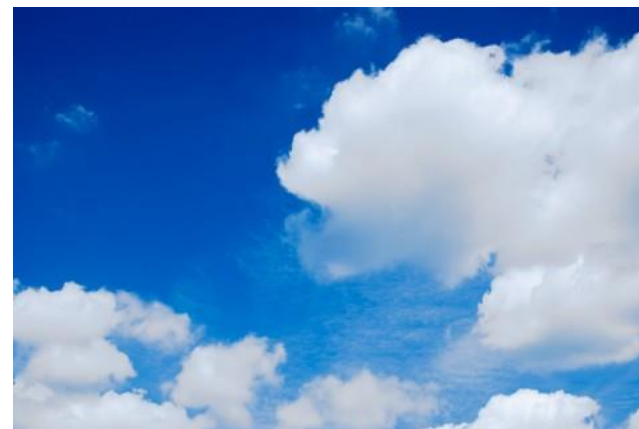
<シフトスケジューリングの場合>

- 類似事例は？
 - 評価指標と条件を定義して、組み合わせ最適化問題として解くのがポピュラー
 - データは十分に用意できる？
 - 過去のシフトの実績データは用意できるが…
 - ルール化できる？
 - 基本的には「担当者数×計画日数」のセルの穴埋め問題の**はず**
 - 休日取得回数、夜勤の次の日の稼働の仕方など**基本的なルールは既に整理されている**
 - 担当者の組み合わせや、現場のローカルルールはヒアリングが必要
- ルールドリブンのアプローチが良さそうなので、現場がシフトに求めるルールをヒアリングしてみる

The screenshot shows a software window titled '勤務指定' (Shift Assignment) with a menu bar and a toolbar. The main area is a grid with columns for days of the week (A through W) and rows for employees (numbered 1 to 23). The grid cells contain text representing shift assignments, such as '夜勤' (night shift), '休日' (holiday), and '出勤' (work). The grid is color-coded, with yellow and green cells indicating specific shift types or statuses. The interface also shows a status bar at the bottom with various system and user information.

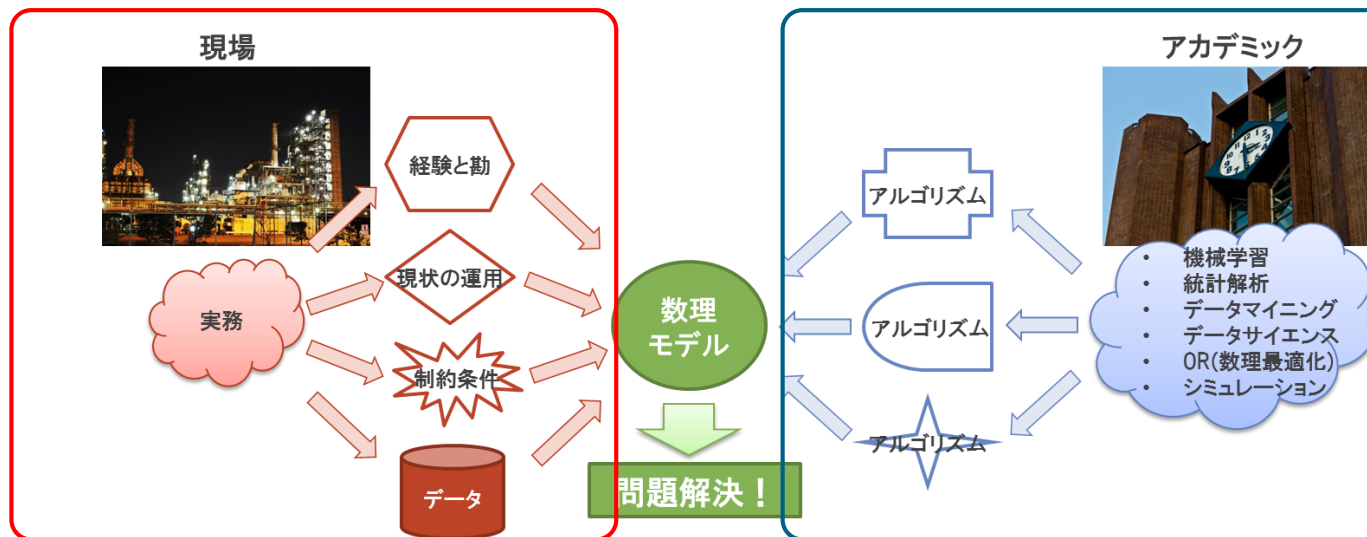
＜天気予報の場合＞

- 類似事例は？
 - 気象庁はスパコンによる物理シミュレーション結果を機械学習モデルで天気予報、防災情報に変換して提供している
- データは十分に用意できる？
 - 過去の気象データは公開されているので入手可能
 - 天気、気温などの予測対象となる値もあるので一般的な教師有り学習の問題として処理できる
- ルール化できる？
 - マクロな物理現象なので方程式で表現可能
 - どこまで細かい予測ができるかは、メッシュの粒度をどうするか、微細な現象をどこまで採用するか依存



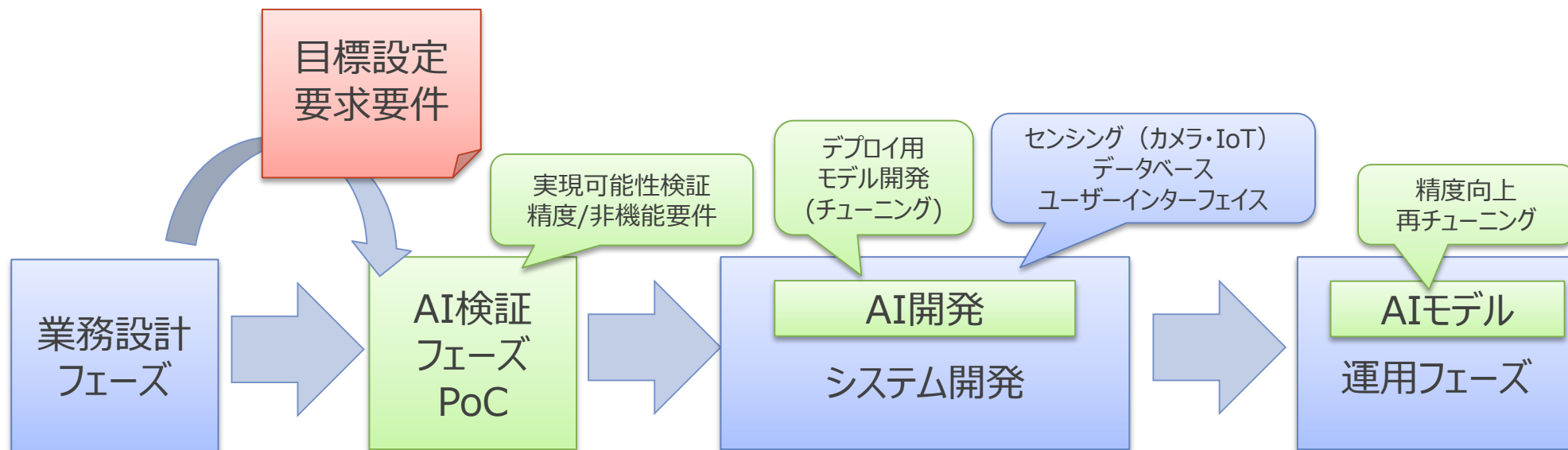
AI活用の考え方

- AIには様々なアプローチがある
 - 必ずしもデータありきではない
 - ルールドリブンなアプローチの方が適している問題が多い
 - 巨人の肩の上に立つ
 - 類似事例、先行研究を参考にしつつ、どのようなアプローチをとり得るのか幅広く検討し、ベストソリューションを採用したい
 - それでもDeepLearningは強力
 - DeepLearningの発展でこれまで諦めていたことができるようになってきた
 - これからもDeepLearningでできることは増えていくので、注目すべき



AI活用プロジェクトの進め方

【標準的なA I 活用プロジェクトの進め方】



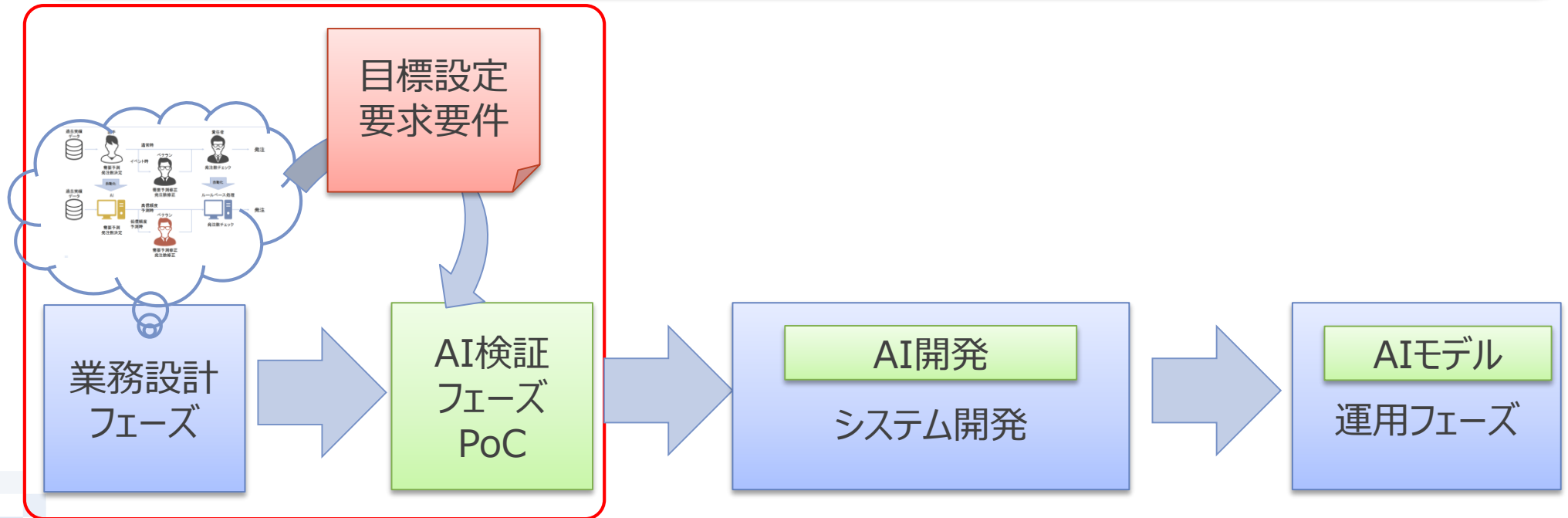
AI 開発だけでは業務につながらない
システム開発と運用も考えよう

PoCのときは、どの部分を
AIに置き換えるのか意識しよう

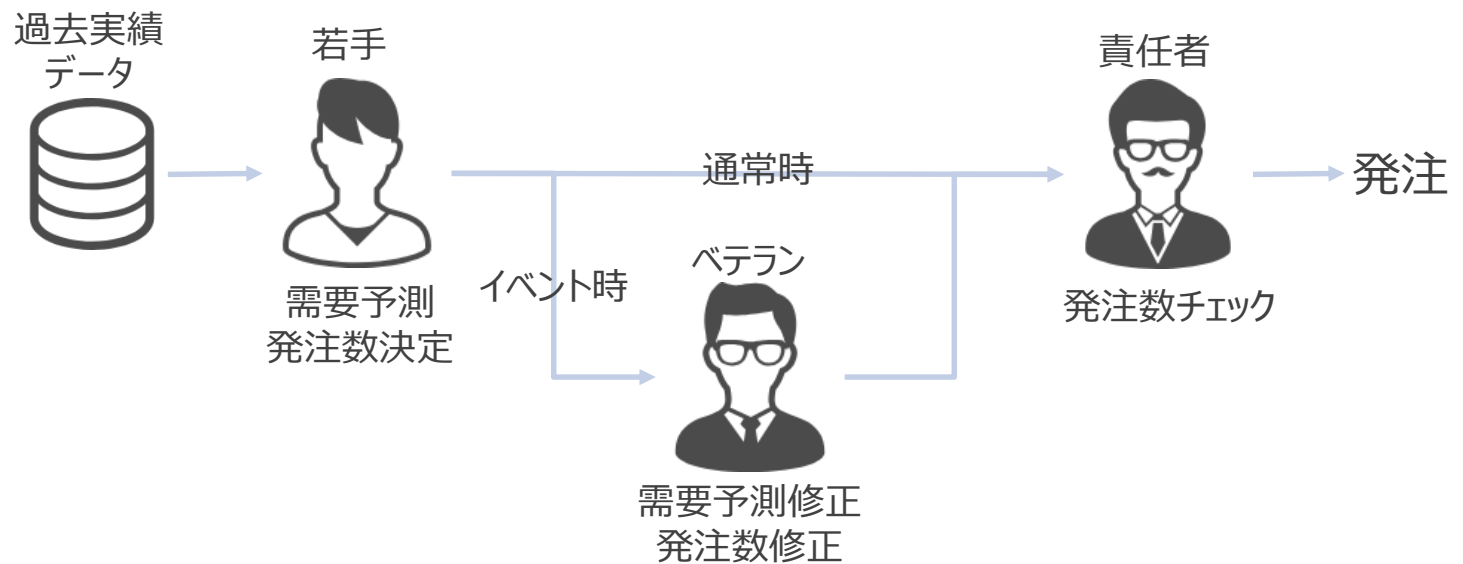
運用イメージを意識して
ソリューションを設計しよう

AI にありがちな大きすぎるゴールに対して
コンセプトをフェーシングしよう

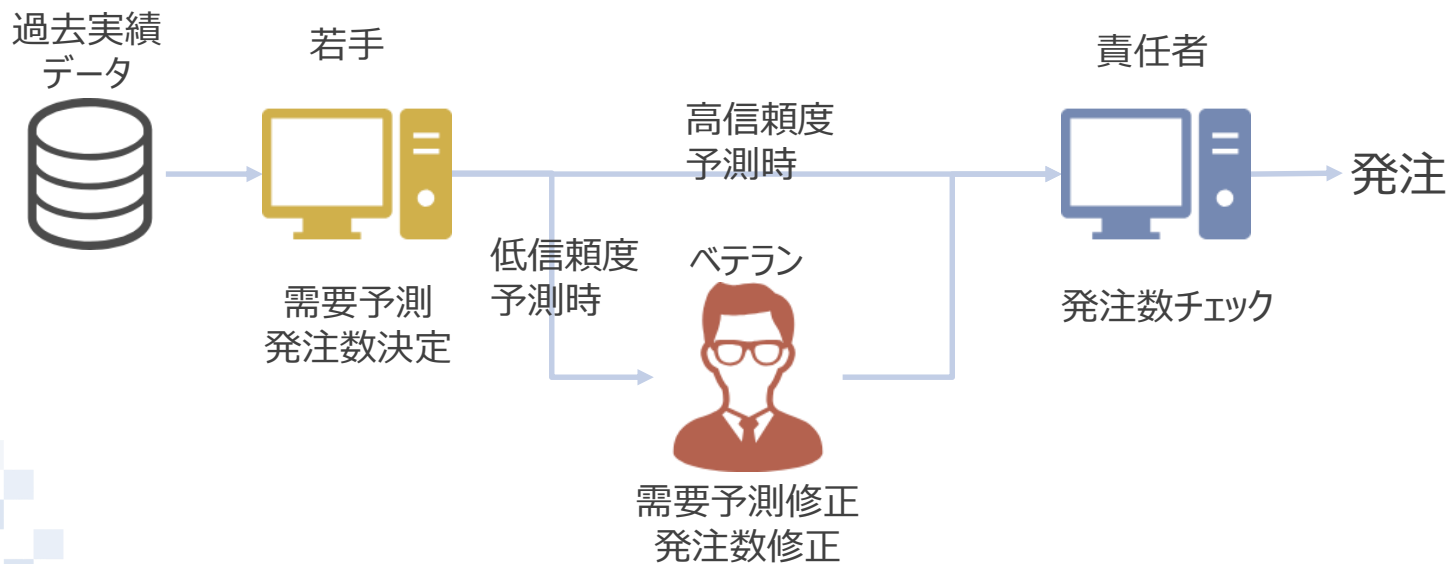
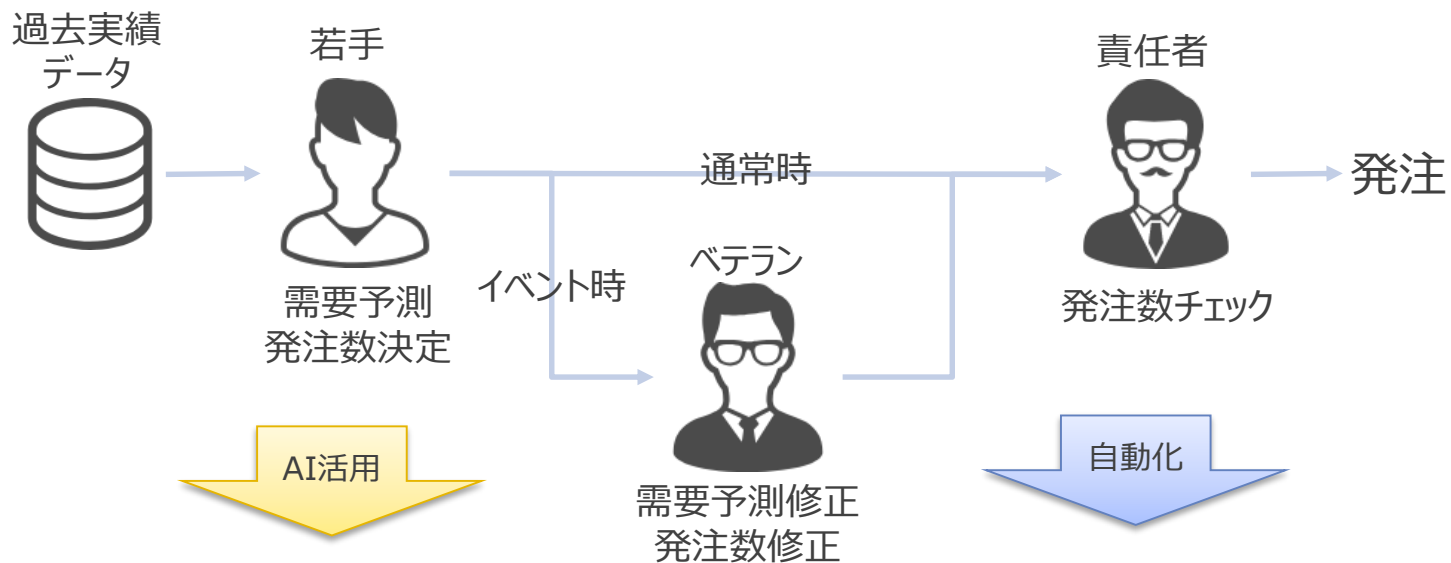
PoCのときは、どの部分をAIに置き換えるのか意識しよう



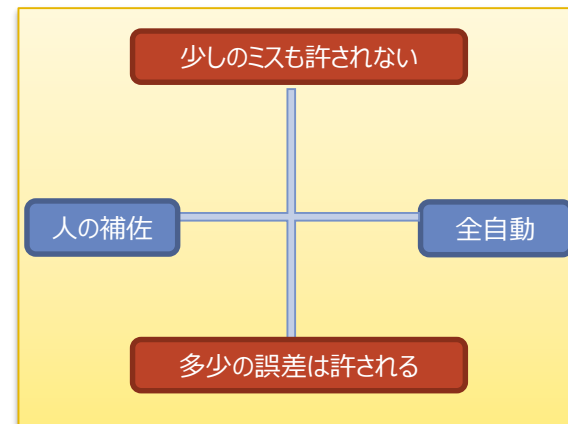
発注業務をA Iで自動化しよう？



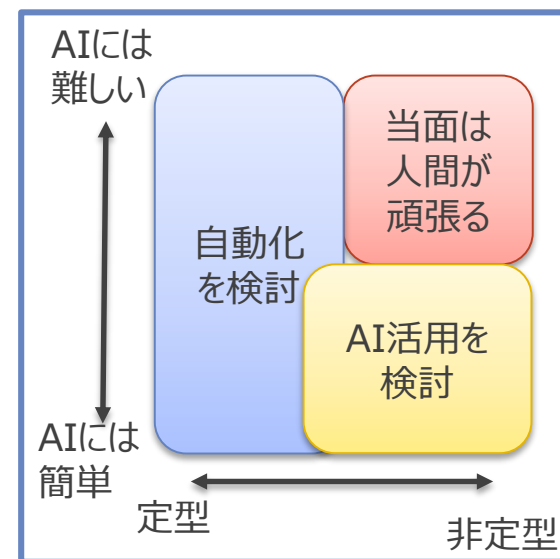
発注業務をA Iで自動化しよう！



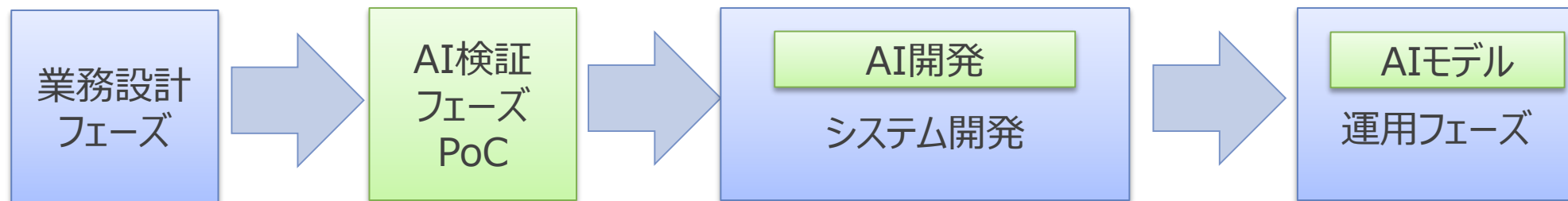
利用シーンは？



AI？ RPA？ ヒト？



運用イメージを意識して ソリューション選択を考えよう



AWSのGPUで実験だ！

会社の標準パソコン…



システム化する際の大事なポイント

運用時に実際に使えるデータは何か

- 現時点で明日の予測をしようと思ったときに、いつ時点までのデータが整形済みで手元にわたってくるのかを確認する
- 最新のデータを使うためにはデータ収集・整備システムの改修が必要な場合もある

再学習は必要か

- 明示的に再学習する仕組みを構築しておかないと、最新の状況に合わせて適切に処理したり、だんだん賢くなったりするAIはできない
- 再学習しないと精度が下がっていくのか、どの程度の頻度で再学習する必要があるかをPoCの際に検討しておきたい
- DeepLearningなどの複雑なモデルの場合、再学習に大量の計算リソースや時間がかかる場合もあるので、あらかじめそのコストも見積もっておく

どの程度の計算時間が許容されるのか

- 実際の運用で要求される計算時間を把握する
- 特に再学習には時間がかかるので、再学習が必要な場合はどのタイミングでそのための時間がとれるか考えておく
(オンライン学習？ 夜間バッチ？ 週バッチ？)

人間の処理も含めた業務運用全体としての大事なポイント

失敗した (失敗しそうな) 場合のリカバー体制はどうするのか

- 100%当たる予測は不可能なので、外した場合に人間やシステムがリカバーできる体制を考えておかなければいけない
- 年末年始、特殊なイベント時のような、あらかじめ精度が低くなることが想定される状況では、最初からベテランの人が対応するというような運用もある

AIの判断理由の説明を求められるか

- AIの判断を人間に解釈できる形で説明することが求められる場合もある
- 誰に何のために説明しなければならないのか、どのような情報を提供できれば説明できたことになるのかを考えておく

AIの判断理由説明とアルゴリズム選択



なんとなく営業

工場の生産ラインに対して不具合を自動的に検出するAIを作れと言われてしまった。いい感じに不具合が予測できるAIを開発してほしい。よく見るとRFPに「可読性」って書いてあった。

それならば DeepLearning ではなく、モデルの可読性が高いロジックを採用しましょう。ロジスティック回帰で回帰係数を示せばモデルがどのように判断しているか一目瞭然です！

警告が出たので調べてみたけど異常が見つからなかった。ラインAの投入温度の係数が -4.3 でインドネシアからの材料を投入するときの係数が 3.5 と言われても何を調べれば良いのか分からない。



現場

⇒ 現場で欲している情報と、可読性の高いと言われるモデルが出す情報は必ずしも合致しない



AI 開発者

AIの判断理由説明とアルゴリズム選択



現場

この前のAIだと狼アラートが多すぎて誰も気にしてくれないのでもっと精度を上げてほしい。それに本当にラインを止める決断には上司が納得できる理由が必要。前例主義なので参考になる事例を自動的に見つけてくれるといいんだけどな…

機械学習で最も精度が高いモデルを採用しましょう。それとは別に過去におきた不具合状況の中で一番近いものを探すようなロジックも作っておこう。



AI開発者



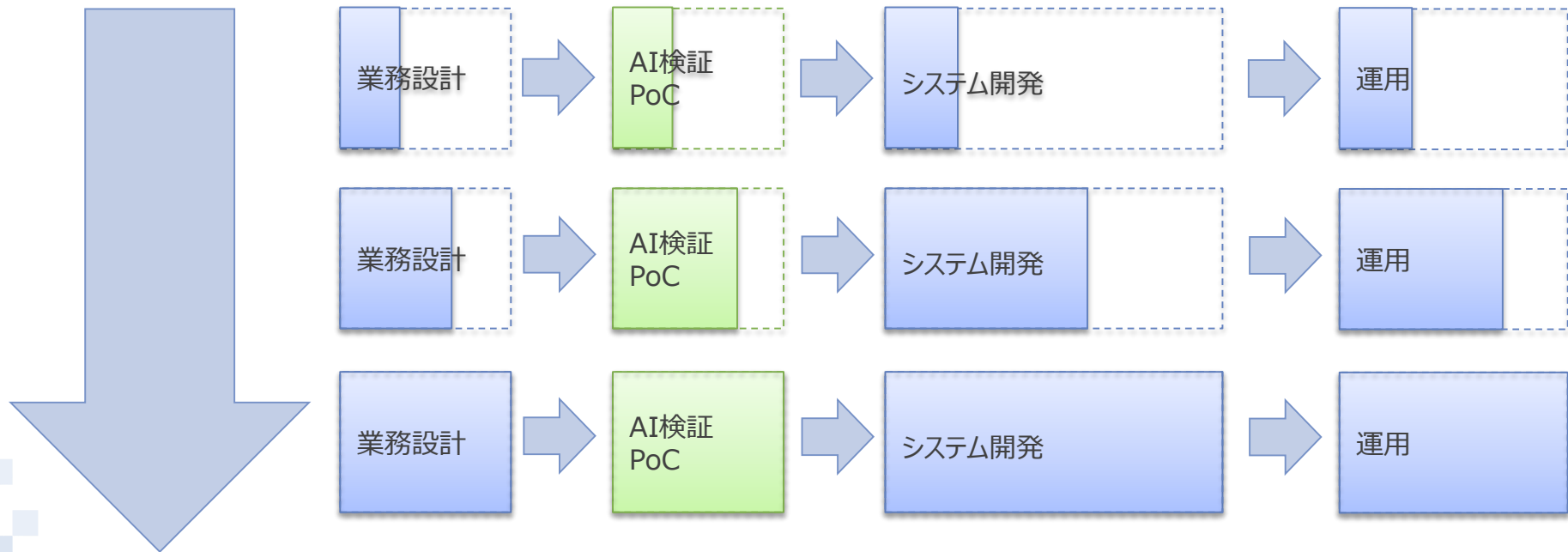
現場

AIが提示した類似の日は歩留まりが非常に悪くなって生産計画の大幅な修正が必要になってしまった。情報をまとめて上司にライン停止も含めた対応策を提言しよう。

⇒ 運用上必要な説明は何かを考えてからAI開発をしよう
AI開発と現場の意図がかみ合っているかPoCで検証しておこう

AIにありがちな大きすぎるゴールに対して フェーシングしよう

もし、ゴールが遠く大きいものなら、細かい成功を積み上げて、大きなゴールを目指しましょう。



フェーシングのポイント

○自動化の範囲と人の意思入れ

難しい案件の場合には一気に全自動は目指さず細かいゴールを積み上げていくことが失敗を未然に防ぐことにつながる。

<確認ポイント>

- ・リスクや抵抗勢力（組織内外問わず）は？
- ・売上UP、コスト削減の見込みと投資判断

フェーシングの例

人の補佐

全自動

自動運転

運転支援

ハンドル操作や加速・減速等単一の動作を支援
⇒レベル1

部分運転自動化

ハンドル操作・加速・減速等複数の動作を支援
⇒レベル2

条件付き自動運転

条件がよく緊急時には人が対応する
⇒レベル3

高度自動運転

天候や視界がよいところであれば自動運転
⇒レベル4

完全自動運転

⇒レベル5

自動受発注

需要予測

「担当者向け予測ツールの完成」
✓新人が出したもののよりは精度がよい
✓精度が悪い領域はA I から外す
⇒定期モニタリングが必要

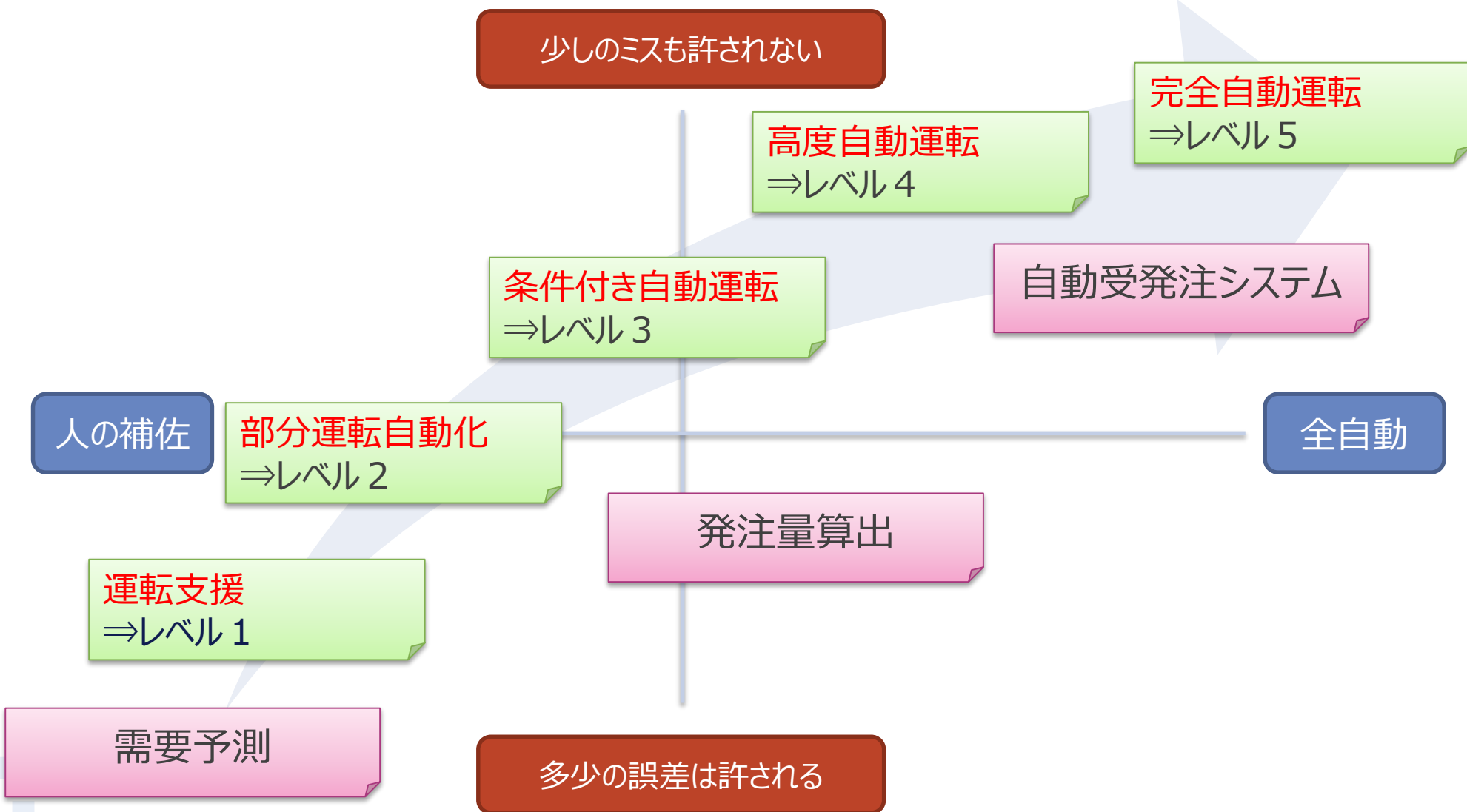
発注量算出

「担当者向けに発注量を算出する」
✓過去3年で10%を超える誤差が5日以内
✓外れる日の傾向を見てA I のスコープを調整する

自動受発注システム

「全自動で受発注」
✓アラート閾値の確認
✓システム構築

フェーシングとソリューション成長イメージ





NTT DATA

NTT DATA Mathematical Systems Inc.

<お問い合わせ先>

株式会社NTTデータ数理システム
数理ソリューション部

【E-mail】 solution@msi.co.jp

【URL】 <http://www.msi.co.jp/solutions/>