

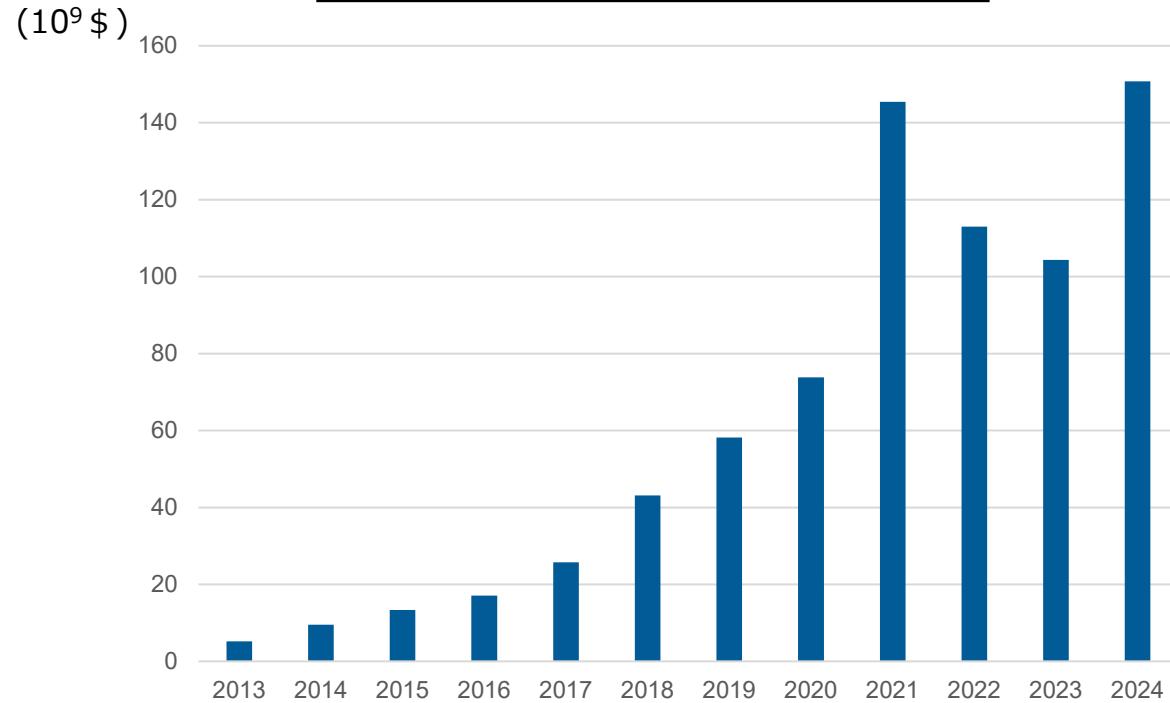
生成AIの再評価と数理科学

2025年10月24日

AIの“価値化”で二極化進行

対AI投資は高止まり傾向だが、AIが実質的な利益向上につながった企業は**5%**。
AIの価値化で二極化が進む。

✓ 企業のAIへの投資額の推移（世界）



✓ 価値を見いだせるのはごく一部の企業

5%

AIは直近の企業利益に有意に影響。

60%

AIは直近の企業損益にほとんど影響を与えない。

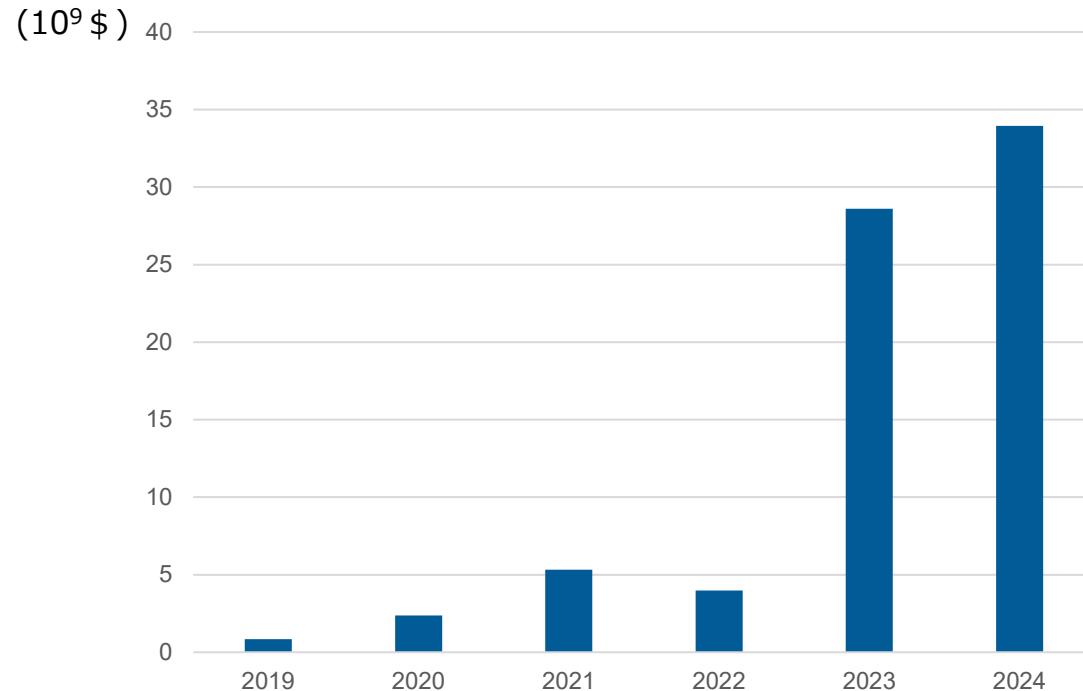
データ : Quid 2024, Stanford University, Artificial Intelligence Index Report 2025
グラフ : NTTデータ数理システム

データ : BCG The Widening AI Value Gap 2025

AIの“価値化”で二極化進行

生成AI投資は増加を続けるが、生成AIが実質的な利益向上につながった企業は**17%**
生成AIも価値化で二極化が進む。

✓ 企業の生成AIへの投資額の推移（世界）



✓ 価値を見いだせるのはごく一部の企業

17%

生成AIは直近の企業損益の
5%以上に影響

80%

生成AIは直近の企業損益に
有意な影響を与えない

データ : Quid 2024, Stanford University, Artificial Intelligence Index Report 2025
グラフ : NTTデータ数理システム

データ : McKinsey the state of AI 2025

目次

1. 生成AIの再評価

2. 数理科学の再評価

3. 価値を出す側にまわるには

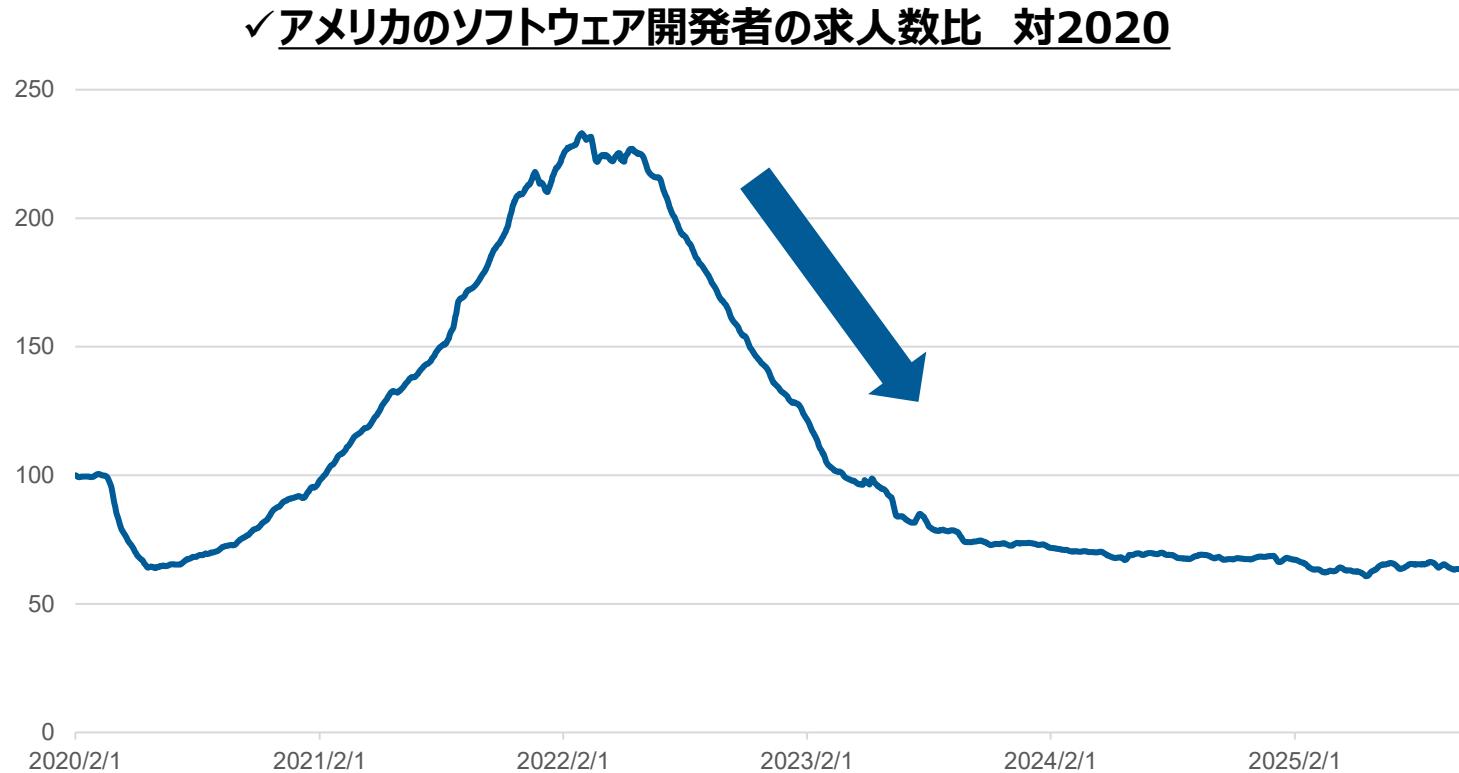




生成AIの再評価

“AI失業”は起こるのか

ソフトウェア開発者の求人が急減——AIは仕事を奪い始めたのか？

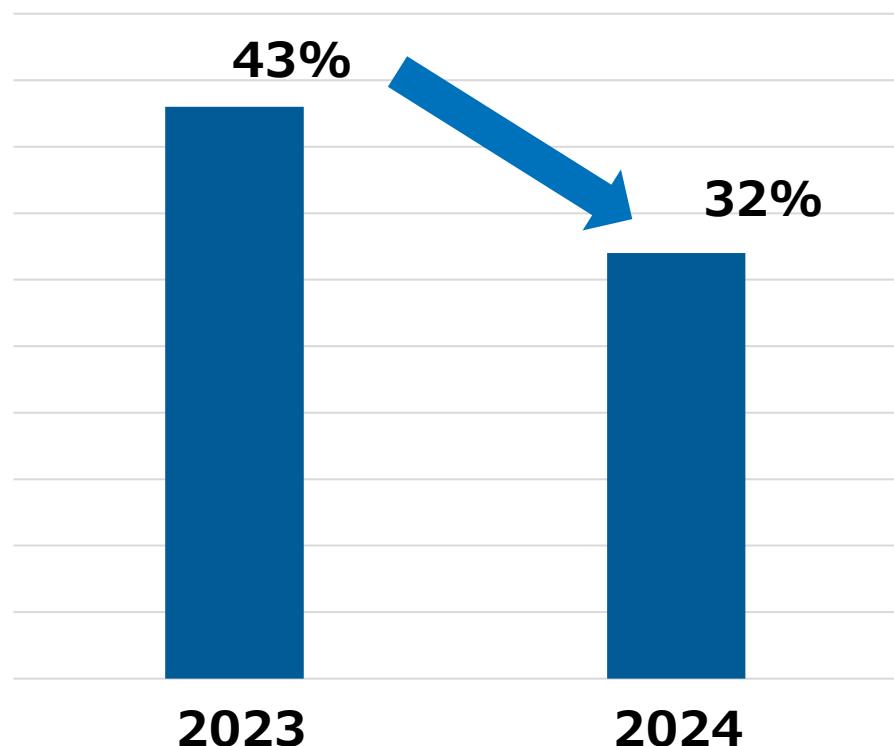


データ : Indeed, Software Development Job Postings on Indeed in the United States
グラフ : NTTデータ数理システム

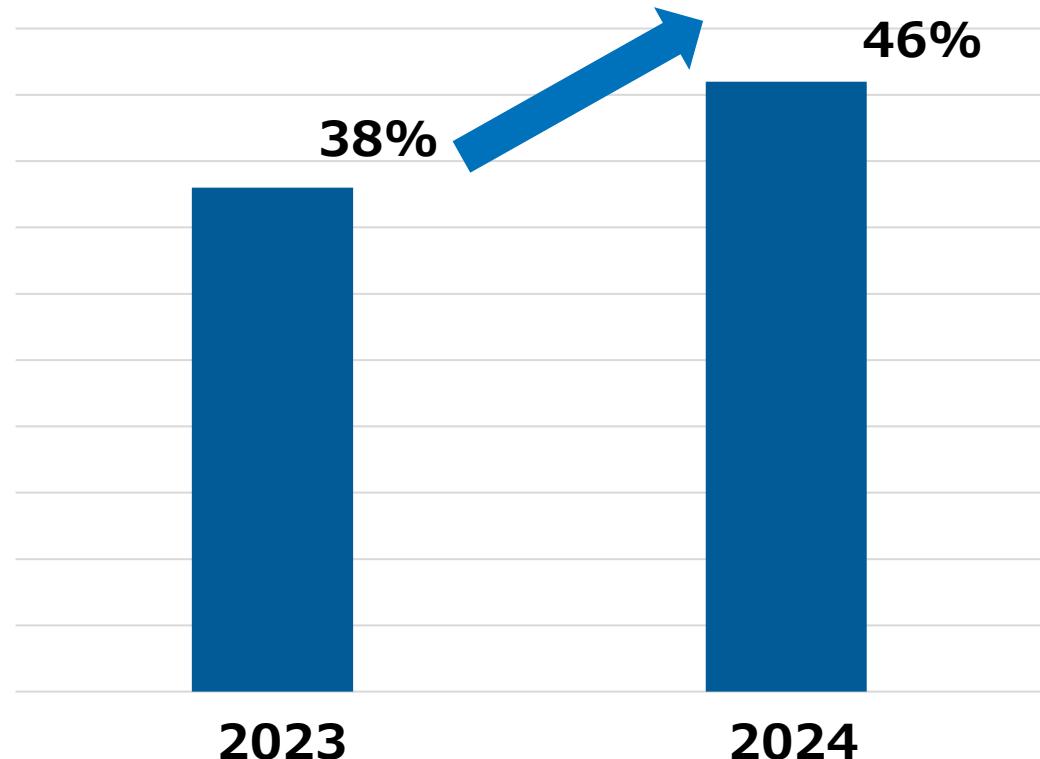
“AI失業”は起こるのか

AIによる人の置き換えではなくリスクリングへ。

- ✓ 今後3年で、生成AIの影響により2%以上従業員を削減する予定と回答した経営者の割合



- ✓ 今後3年で、生成AIの影響により20%以上の従業員のリスクリングが必要と回答した経営者の割合



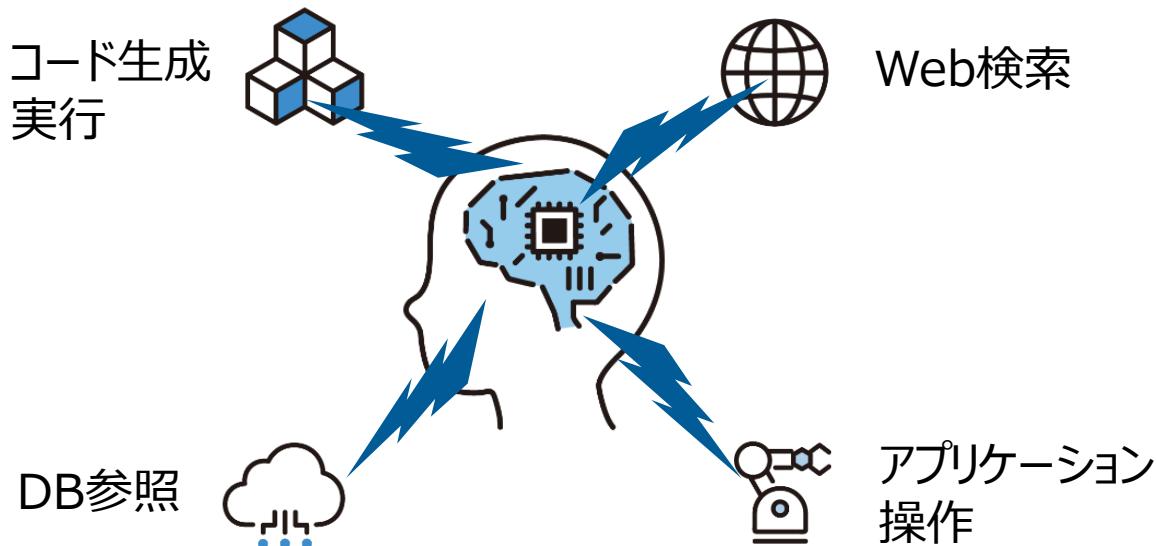
データ : McKinsey & Company Survey, 2023–24
グラフ : NTTデータ数理システム

個別トピック：生成AIエージェント

2025年は「エージェント元年」

AIエージェント：特定環境下で特定の目的を達成するため、自律的にさまざまなツールを利用しつつ行動するAI。

✓大手クラウド事業者がエージェント基盤をリリース



Amazon Bedrock AgentCore



Vertex AI Agent Builder



Azure AI Foundry Agent Service

個別トピック：生成AIエージェント

コード生成や短期の業務アシストでのベンチマークでは比較的高精度。
一方、現実的な長期のPC・webブラウザ操作のベンチマークでは30~60%の正答率。



ベンチマーク	内容	SOTA
SWE-bench Verified	OSSのissue修正	77.2% (2023年:4.4%)
GAIA	検索・計算・ツール利用・画像理解	74.55%
T-bench	API操作、ポリシー順守	56.0%
CORE-Bench Hard	論文の結果再現タスク	51.1%
Online Mind2Web	多段webページ操作	42.3%
WebArena	多段webページ操作	52.1% (人間:78.2%)
OSWorld-Verified	複数アプリ横断操作	60.76% (人間:72.4%)
AssistantBench	複数サイト横断の情報収集	38.8%

各ベンチマーク2025年10月時点でのデータを転載

個別トピック：vibeコーディング

vibe coding：仕様を自然言語で伝えAIにほぼ丸投げして作る新しい開発スタイル。
非エンジニアでも短時間でアプリ実装が可能に。



- ✓ スタートアップの**25%**が
「コードの**95%**をAIで生成」と報告
@Y Combinator W25, TechCrunch



- ✓ 社内エンジニアはCursorを**全員利用**
@Jensen Huang, NVIDIA, Citadel Securities



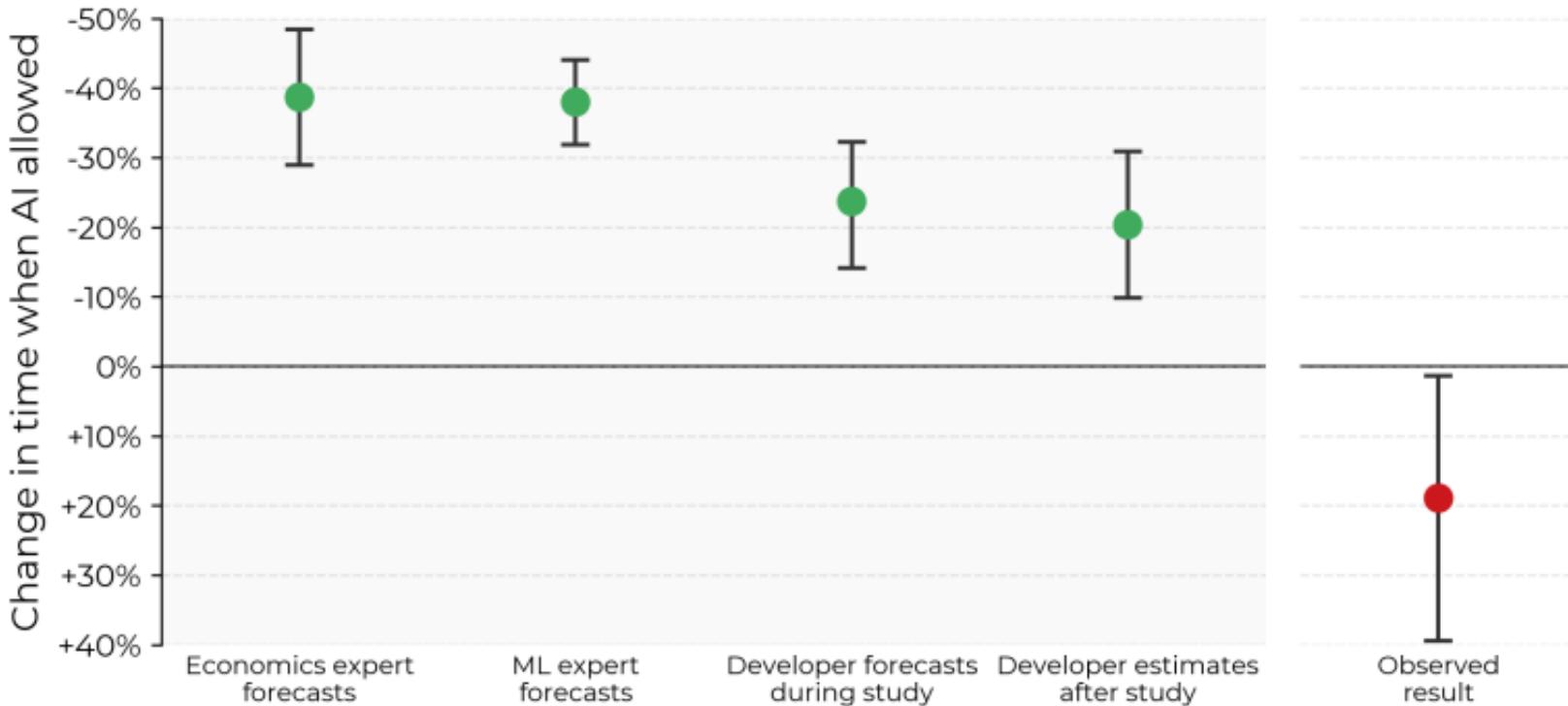
- ✓ エンタープライズ級タスクで作業時間が
21-26%短縮



Paradis, Elise, et al. "How much does AI impact development speed? An enterprise-based randomized controlled trial." 2025 IEEE/ACM 47th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP). IEEE, 2025.

個別トピック : vibeコーディング

一方で、生成AIを利用するコーディング補助ツールは
実は生産性の向上にはつながっていないというデータも。



Becker, Joel, et al. "Measuring the impact of early-2025 AI on experienced open-source developer productivity." *arXiv preprint arXiv:2507.09089* (2025).

LLMのスキル平準化効果

LLMによる業務のサポート効果は、
スキルが低い従業員ほど大きくスキルが高い従業員ほど小さくなる傾向がある。

タスク	低スキル従業員の生産性改善度	高スキル従業員の生産性改善度
カスタマーサポート※1	34%	ほぼ0%
コンサルティング※2	42.92%	16.5%
ソフトウェアエンジニアリング※3	21~40%	7~16%
ソフトウェアエンジニアリング※4	12~27%	5~10%

※1 Brynjolfsson, Erik, Danielle Li, and Lindsey Raymond. "Generative AI at work." *The Quarterly Journal of Economics* 140.2 (2025): 889-942.

※2 Dell'Acqua, Fabrizio, et al. "Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality." Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper 24-013 (2023).

※3 Cui, Zheyuan Kevin, et al. "The effects of generative ai on high-skilled work: Evidence from three field experiments with software developers." Available at SSRN 4945566 (2025).

※4 Hoffmann, Manuel, et al. Generative AI and the Nature of Work. No. 11479. CESifo Working Paper, 2024.

仮説

現場の細かい業務アシストにとどまり、組織の利益を左右する**意思決定**まで踏み込めていない。

想定ほど精度が出ず、既存業務の完全自動実行まで達成てきていない。



02

数理科学の再評価

数理最適化とLLM

数理最適化をLLMを組み合わせたソリューションの導入はまだわずか。

導入パターンでは、UIの改善など、数理最適化をより利用しやすくする方向性のものが多い。

✓ 数理最適化を生成AIと組み合わせて活用している企業

6%

すでに活用している。

24%

試行錯誤中。

✓ 数理最適化における生成AIの応用先

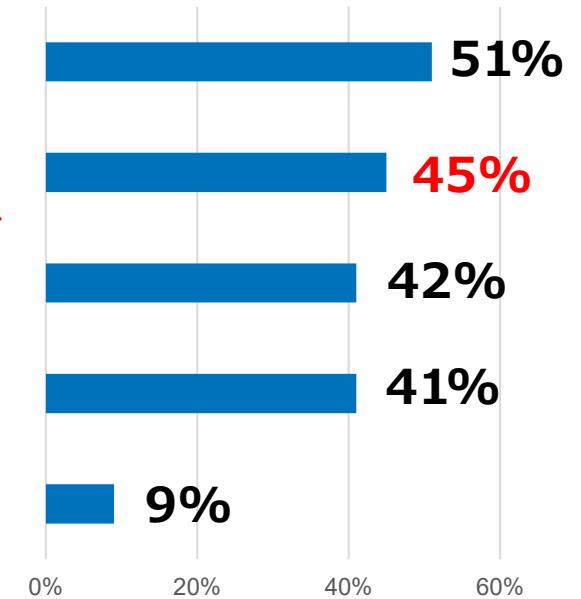
モデル生成・コーディング補助

最適化システムの
ユーザインターフェース

シナリオ生成

データ整備

その他



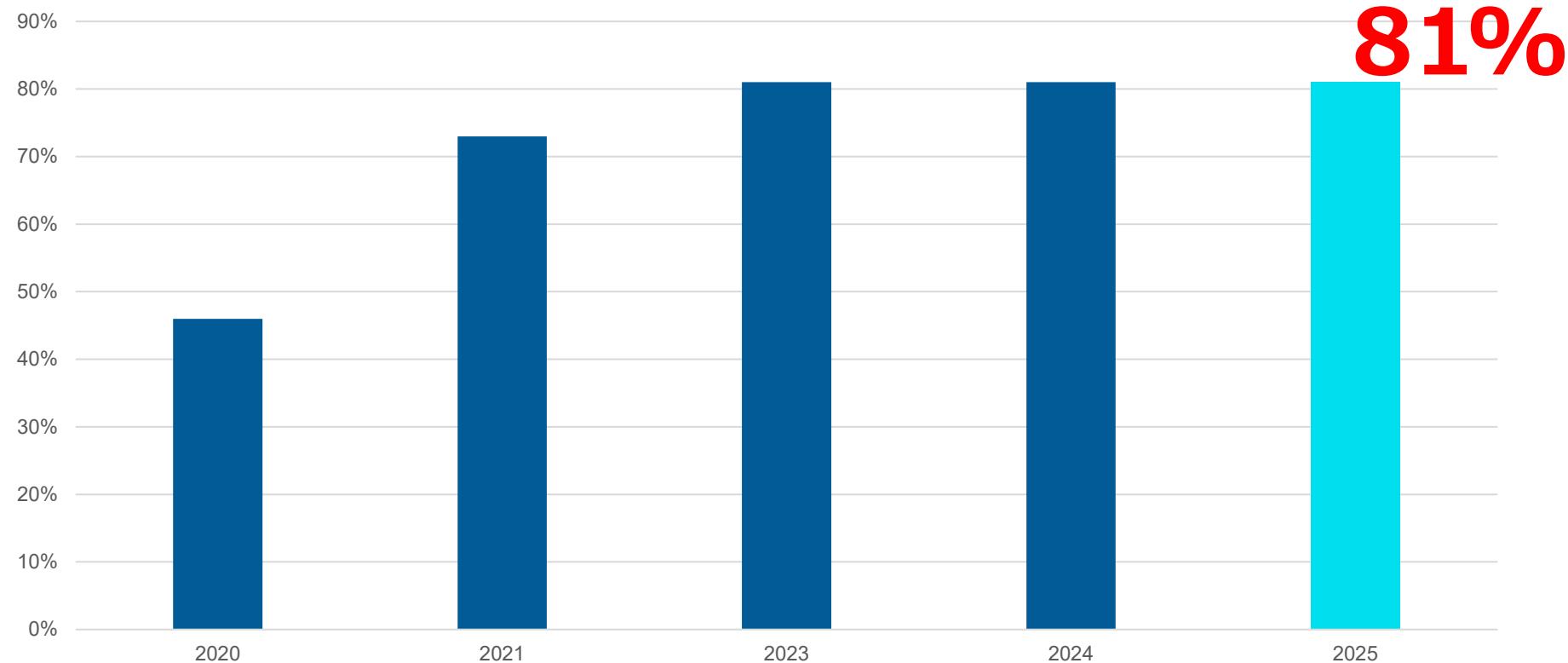
データ：GUROBI State of Mathematical Optimization 2025

グラフ：NTTデータ数理システム

数理最適化と機械学習の組み合わせ

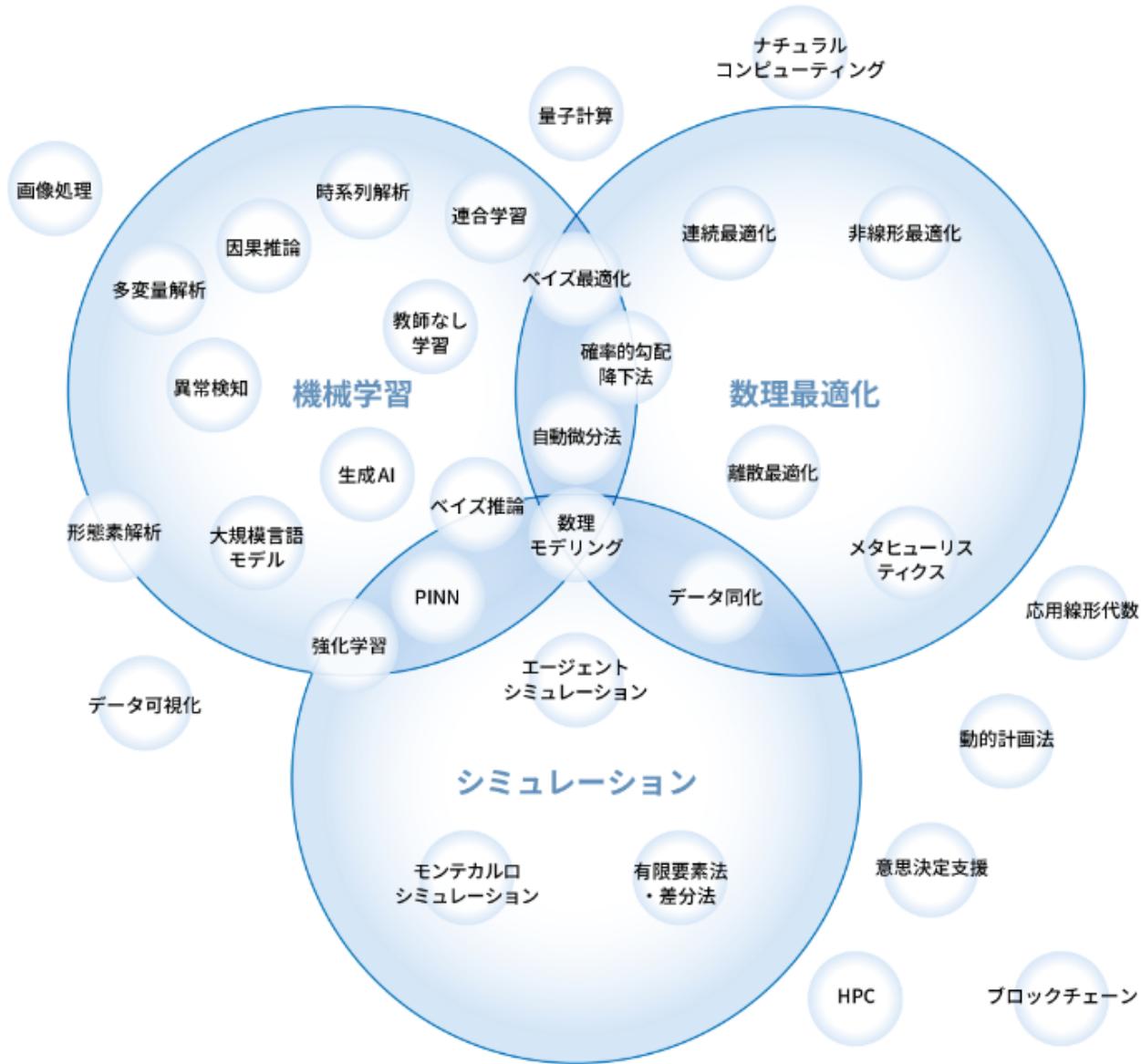
数理最適化を機械学習と組み合わせて活用する技術トレンドは継続。

- ✓ 数理最適化扱う組織のうち、機械学習と組み合わせたプロジェクトを少なくとも一つ推進していると回答した組織の割合



データ：GUROBI State of Mathematical Optimization 2025
グラフ：NTTデータ数理システム

3種の神器：数理システムの技術アセット

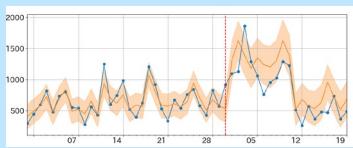


3種の神器：技術的な比較

機械学習

データを利用して“学習”を行い、未来予測や分類・生成などを行う。

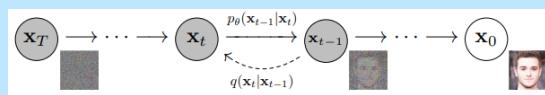
- ✓ 需要予測



- ✓ レコメンド



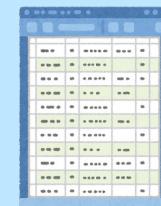
- ✓ データ生成



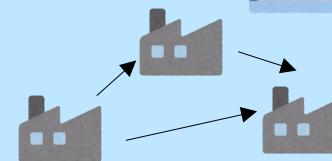
数理最適化

さまざまな制約条件のもと、目的関数を最大化/最小化するため、変数を調整する。

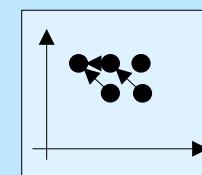
- ✓ シフトスケジュール



- ✓ SCM



- ✓ 価格最適化



シミュレーション

ものごとの変化のルールを記述。さまざまな条件下で振る舞いがどのように変わっていくか観察する。

- ✓ 待ち行列シミュレーション



- ✓ 交通シミュレーション
人流シミュレーション



Ho, Jonathan, Ajay Jain, and Pieter Abbeel. "Denoising diffusion probabilistic models." *Advances in neural information processing systems* 33 (2020): 6840-6851.

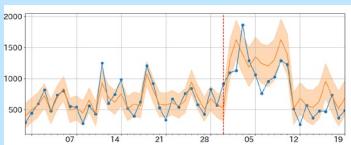
早稲田大学 理工学部 創造理工学部 高橋 真吾 様 社会シミュレーションによる人流や待ち時間の最新研究手法 <https://www.msi.co.jp/solution/social-system.html>

3種の神器：ソリューションとしての比較

機械学習

ルールが分からなくても、データさえあれば出力を推定可能。

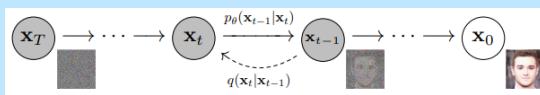
✓ 需要予測



✓ レコメンド



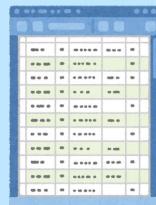
✓ データ生成



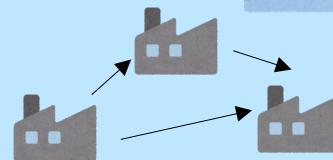
数理最適化

ビジネスに直結する具体的な変数の調整ができる。

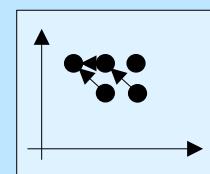
✓ シフトスケジュール



✓ SCM



✓ 価格最適化



シミュレーション

物事が変化するルールさえ記述できれば、過去に例のないシチュエーションでの振る舞いも確認可能。

✓ 待ち行列シミュレーション



✓ 交通シミュレーション
人流シミュレーション



Ho, Jonathan, Ajay Jain, and Pieter Abbeel. "Denoising diffusion probabilistic models." *Advances in neural information processing systems* 33 (2020): 6840-6851.

早稲田大学 理工学部 創造理工学部 高橋 真吾 様 社会シミュレーションによる人流や待ち時間の最新研究手法 <https://www.msi.co.jp/solution/social-system.html>

3種の神器：ビジネス上の使い分けと組み合わせ例

“知りたい”機構のモデル化
⇒ 機械学習

実際の施策への橋渡し
⇒ 数理最適化

前方確認
⇒ シミュレーション

✓ リテールテックの例

具体的な
意思決定

売る商品を
決める



具体的な
意思決定

商品を
仕入れる



具体的な
意思決定

値段を
決める



知りたい
機構

顧客が
購買を行う



具体的な
意思決定

商品を顧客
の手元に
届ける



品揃え最適化

発注量・
製造量最適化

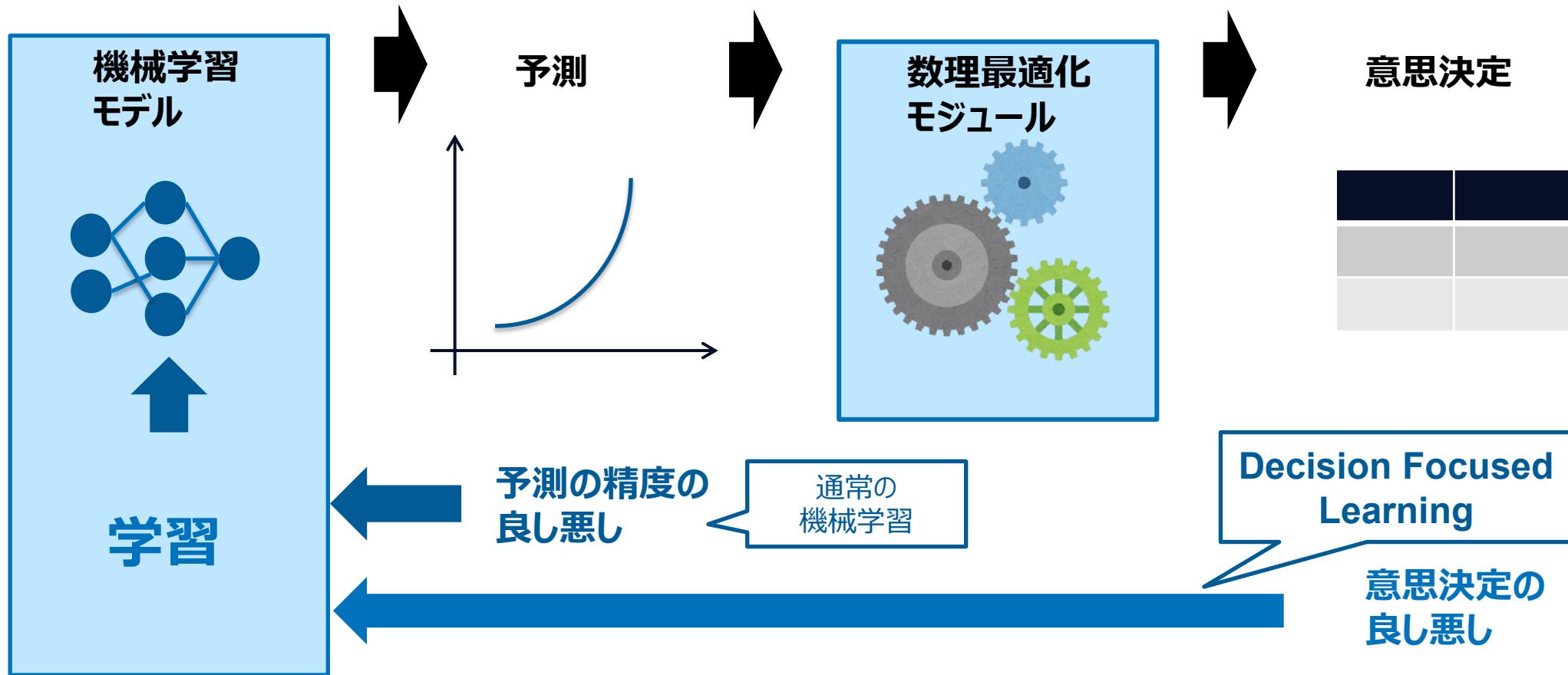
値付け最適化
陳列数最適化

需要予測
マーケティング
購買
シミュレーション

差配最適化
ルート最適化
配送料最適化

数理最適化と機械学習による意思決定のトレンド

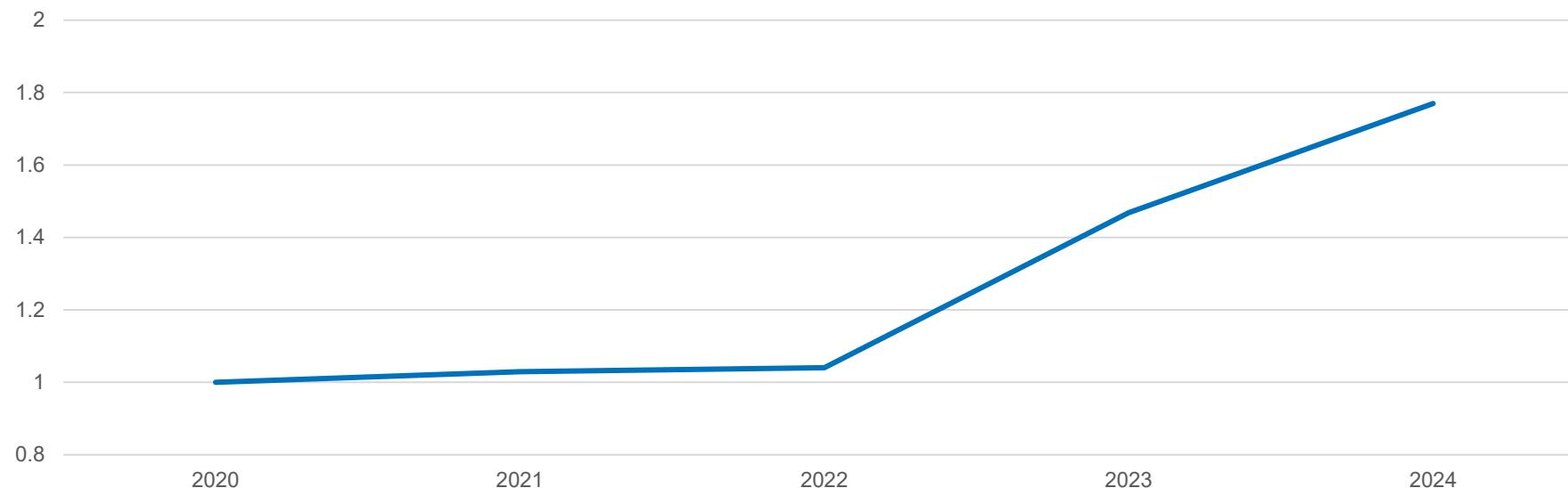
Decision Focused Learning：予測の精度ではなく、最適化モジュールを介した最終的な意思決定が良くなるように、予測モデルを直接訓練する機械学習の枠組み。



数理最適化と機械学習による意思決定のトレンド

Decision Focused Learning : 予測の精度ではなく、最適化モジュールを介した最終的な意思決定が良くなるように、予測モデルを直接訓練する機械学習の枠組み。

✓ Decision Focused Learningに言及する論文数の比対2020 (2020=1)



データ : OpenAlex, NTTデータ数理システム集計
グラフ : NTTデータ数理システム

まとめ

意思決定まで見据えた、技術のアンサンブルトレンドが継続。

数理最適化は、機械学習・LLMと組み合わせることで、よりリーチが広がる。

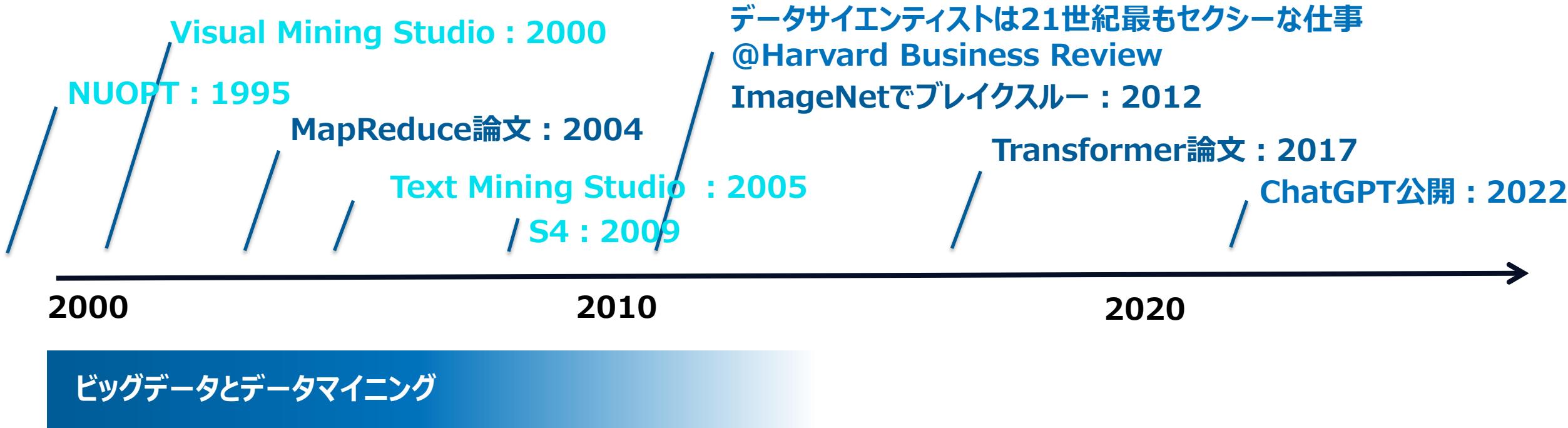


03

価値を出す側にまわるには

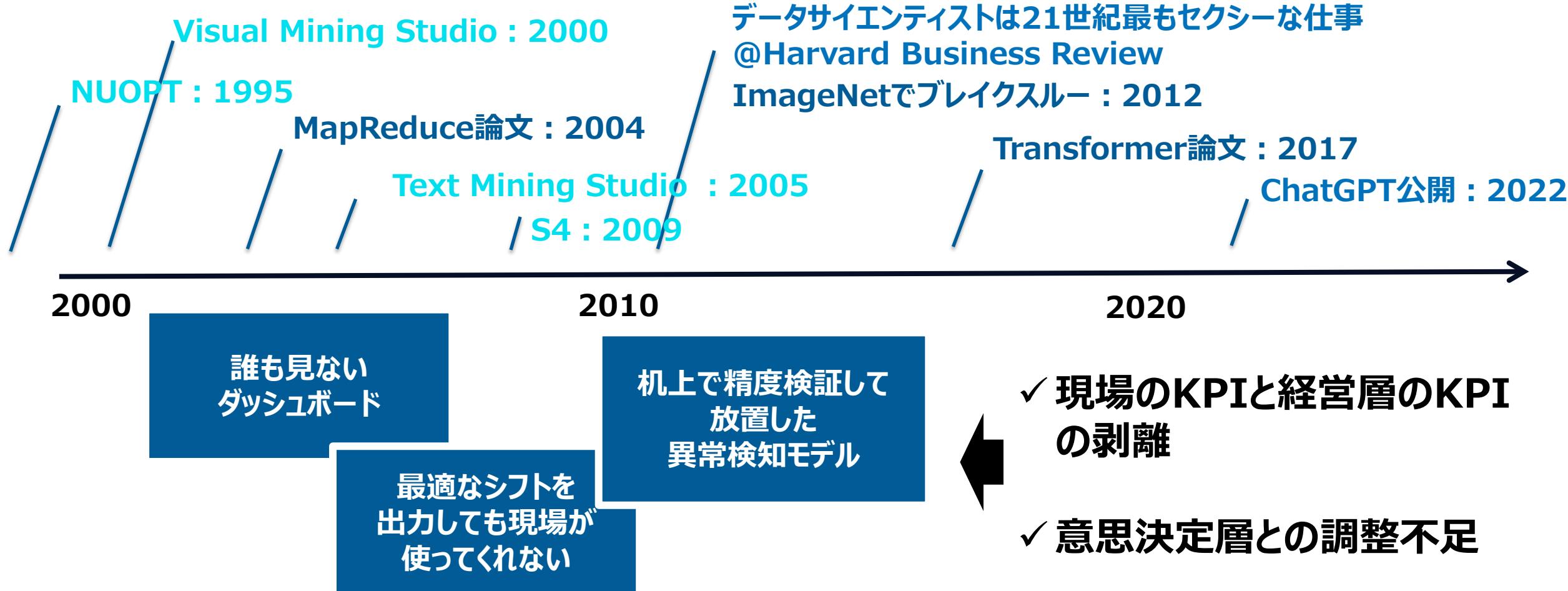
“ビッグデータ”から“LLM”まで

“数理科学とコンピュータサイエンス”は、常にテクノロジーと意思決定との壁と向き合ってきた。



“ビッグデータ”から“LLM”まで

“数理科学とコンピュータサイエンス”は、常にテクノロジーと意思決定との壁と向き合ってきた。

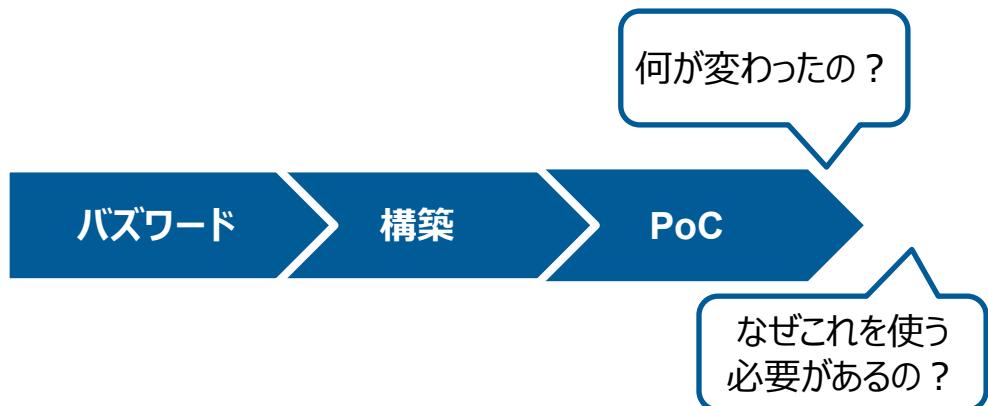


価値を出す側に回るには

技術導入の価値は作業効率でも精度でもなく、意思決定の価値で測る。

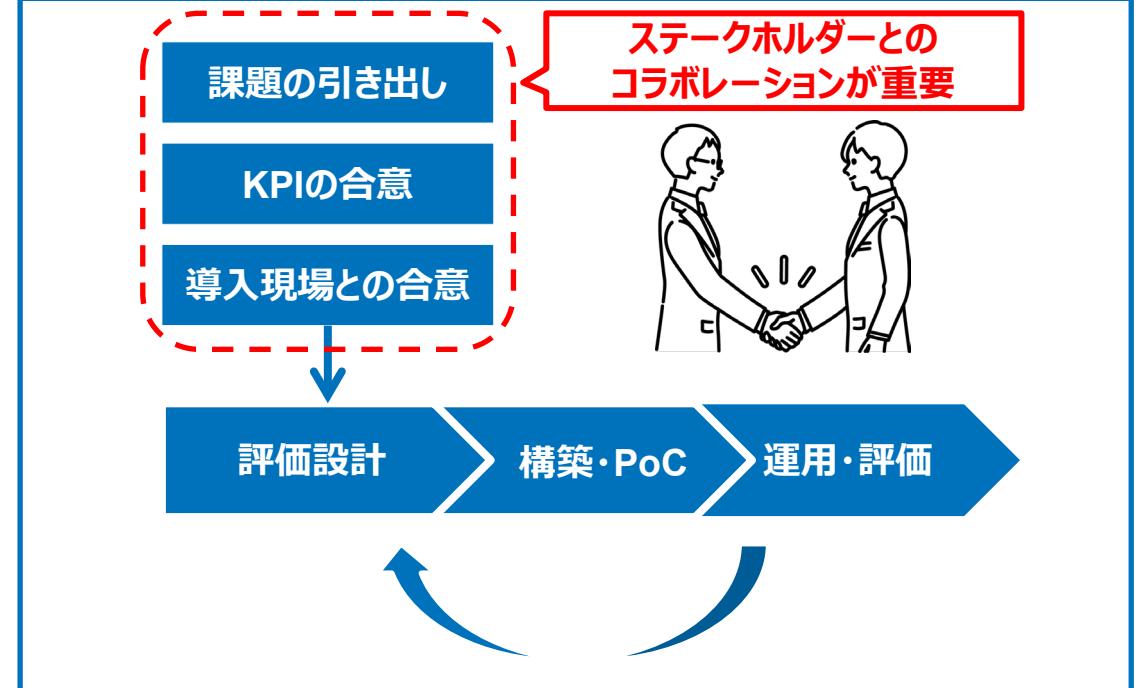
ステークホルダーと連携し、現場のKPI達成がどのように経営KPIに影響を与えるか同意をとることが重要。

POCどまりのプロジェクト

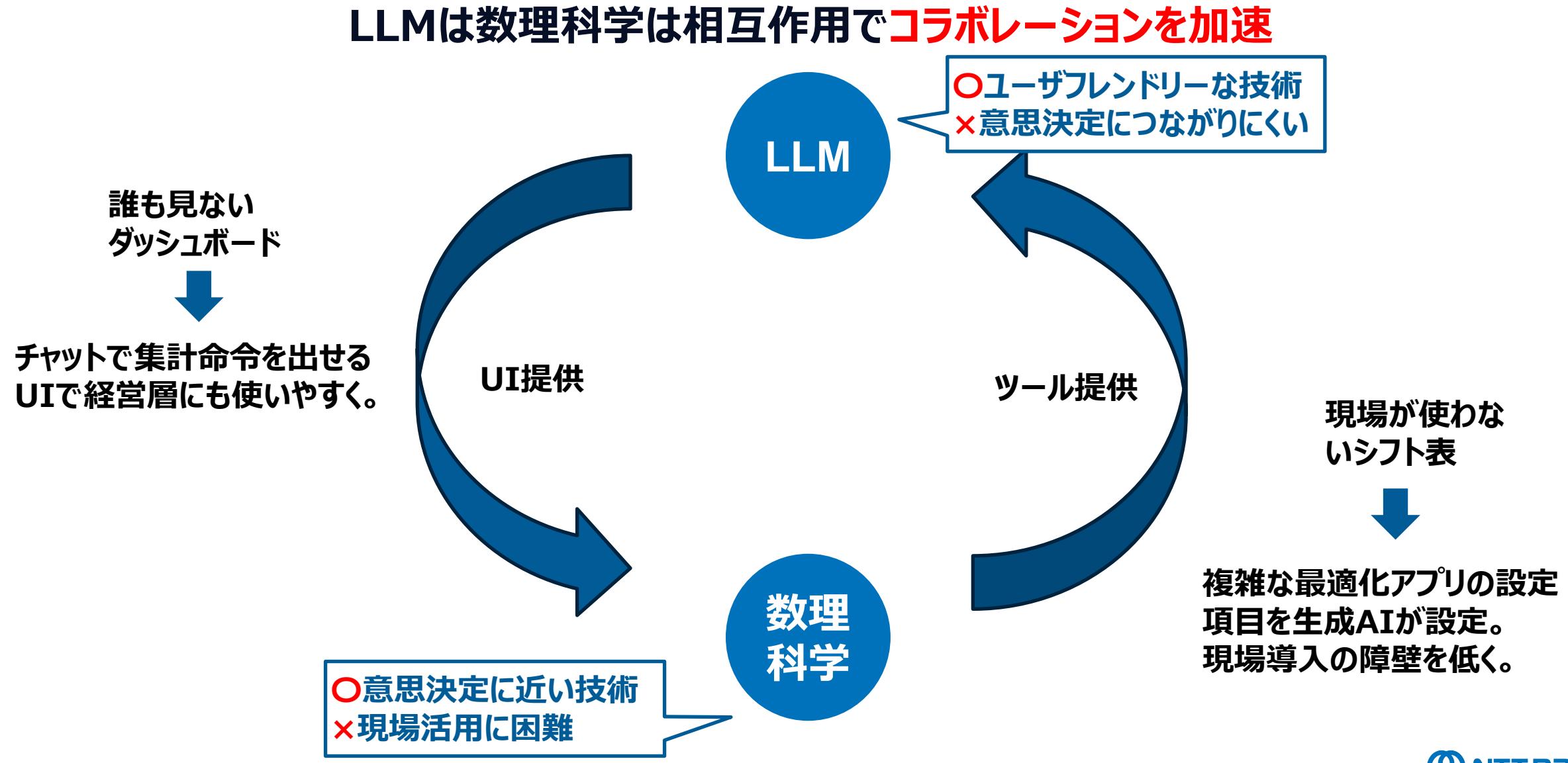


- ✓ 評価指標が技術指標に偏り、経営判断の寄与をはかれない。
- ✓ 現場導入条件がわからない。

運用までたどりつくプロジェクト



LLM → 数理科学 と 数理科学 → LLM ~ 現場と経営層をつなぎやすく~



“ビッグデータ”から“LLM”まで

何度破壊的イノベーションが起こっても普遍的なこと。

