Agile Japan 2026

デジタル赤字と コンテキスト枯渇問題

独立行政法人情報処理推進機構 デジタル＆AIシステムズ・デザインセンター
Open Data Spaces Chief Architect 津田通隆

本資料の無断転載及び複製、AI学習等を禁じます.
お問い合わせ: dadc-info@ipa.go.jp

経歴



津田通隆 Michitaka Tsuda
独立行政法人情報処理推進機構
Open Data Spaces最高設計責任者

- 1997年、奈良県宇陀市生まれ。奈良県立畝傍高等学校、大阪大学卒。
- 大学在学中にエストニア共和国タリン工科大学に留学し、フィンテック事業で起業（代表取締役CEO/CTO）、2023年経済産業省に入省（総合職・政治国際区分）。デジタル地方創生、無人航空機運航管理、AI・産業データ政策分野の担務を経て現職。
- 分散データマネジメント技術のオープンソースプロジェクトの最高設計責任者として、日本、欧米のAgentic AI・データマネジメント業界で活動。
- Forbes JAPAN 30 Under 30 2026 (Science & Technology) 受賞。

X公式アカウント

著書



Why Open Dataspaces: 設計思想とアーキテクチャパラダイム



デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略

データに飲み込まれる世界の到来
DATA IS EATING THE WORLD

SDX
SDV市場を典型としたハードウェアとソフトウェアの主従逆転 (Software Defined X)



写真: Tesla gallery

×

AI革命
大規模マルチモーダルモデル（LMM）を中核としたデータパラダイムの転換

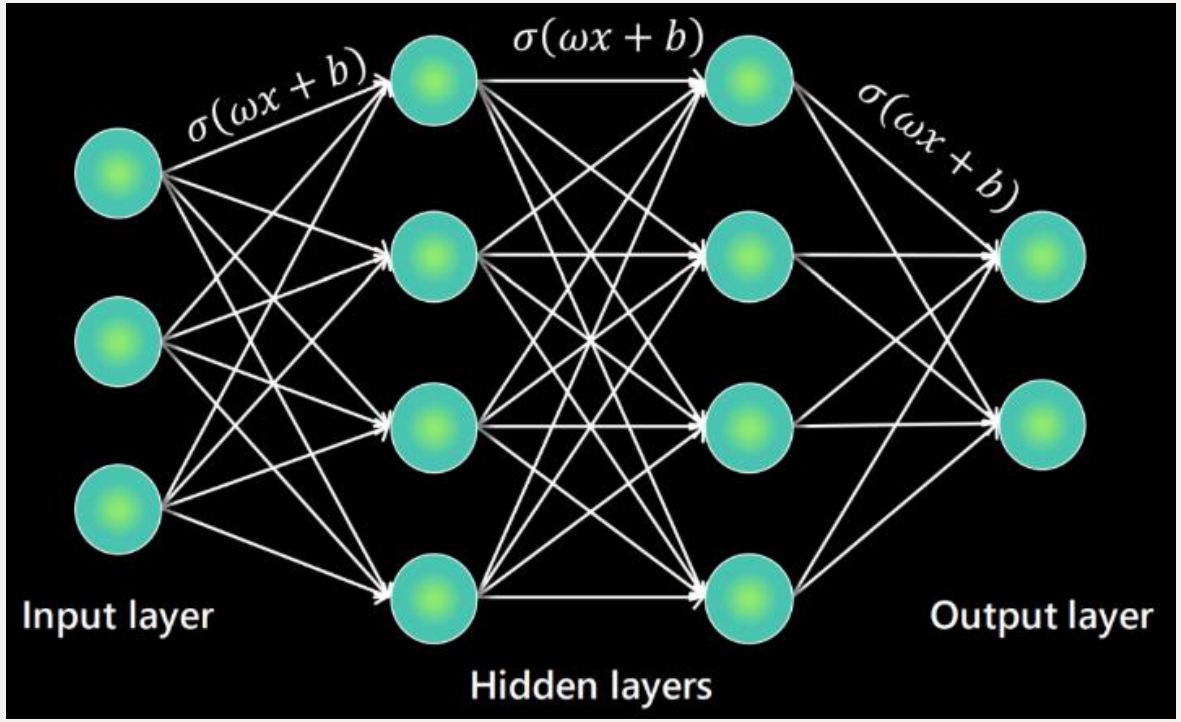


写真: Microsoft AI Tour

技術パラダイムの変化により、「聖域なきデジタル市場」というべき競争環境が到来



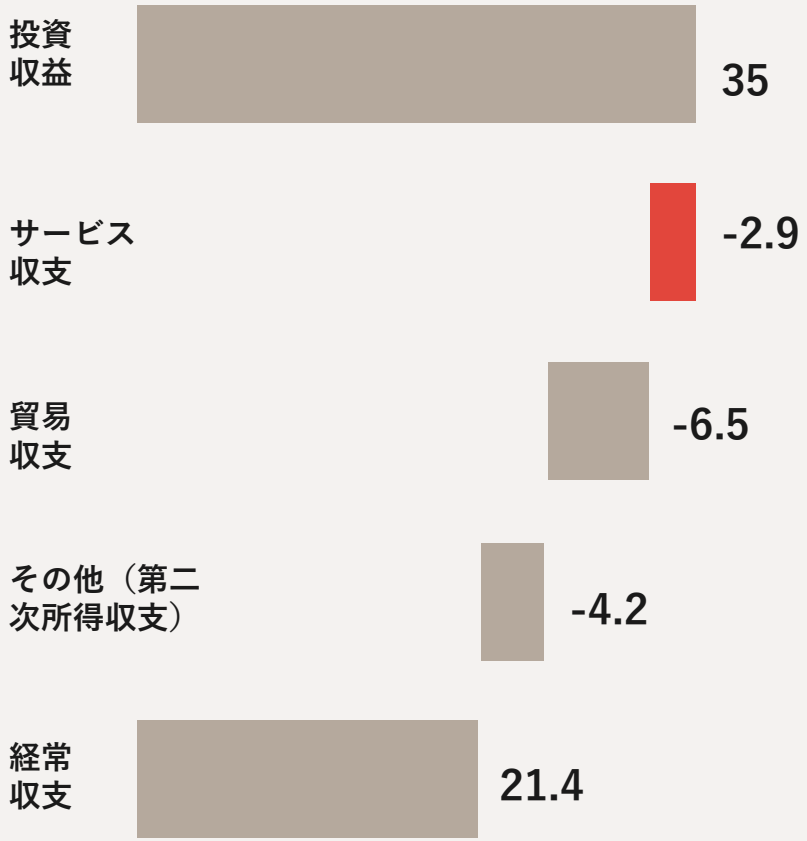
- 製造業等を典型とする伝統産業を含むすべての企業活動の付加価値がソフトウェア、そしてそれを駆動するデータによって規定される。
- ソフトウェアが売れないとハードウェアが売れない。そして、データがなければ価値あるソフトウェアが生み出せず、競争力が維持できない。

出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」
写真：PAKUTASO

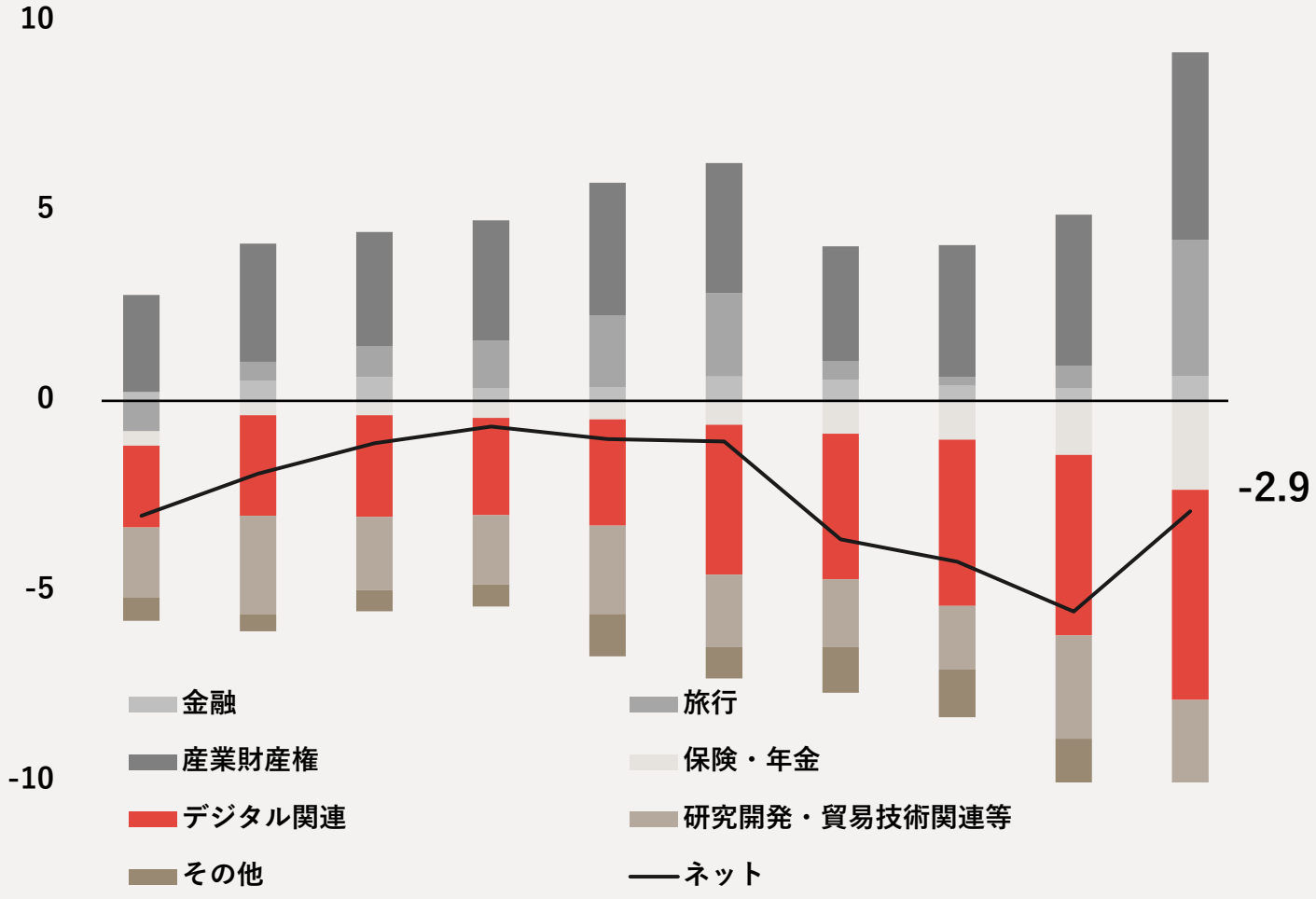
我が国経常収支において最も重要な変数となりつつある「デジタル赤字」（デジタル関連収支の支払超過）

Open Data Spaces

経常収支の構成
2023; 兆円



サービス収支の構成と推移
2014-2023; 兆円

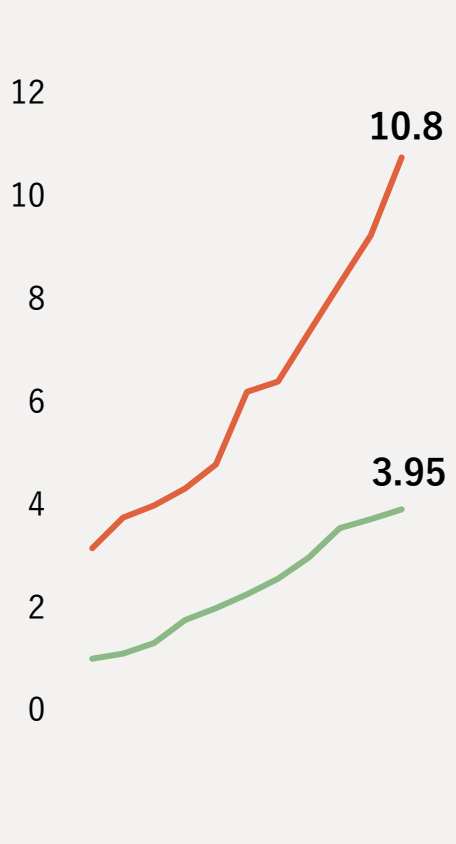


出典：日銀統計資料より経済産業省若手新政策プロジェクトPIVOT作成

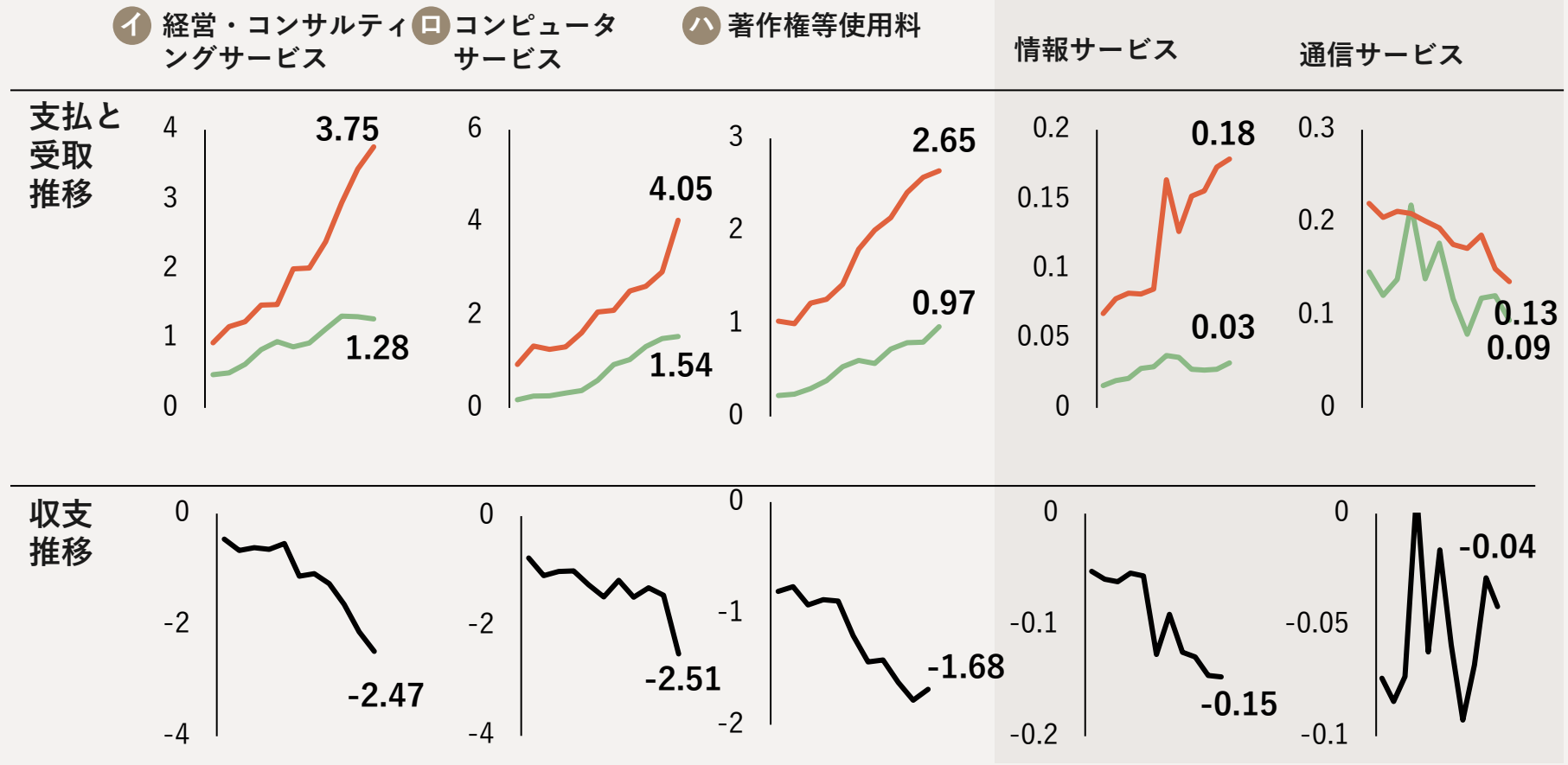
デジタル関連収支の推移とデジタル関連収支を構成する5項目の推移

凡例 支払 受取 収支

デジタル関連収支の推移
2014-2024年; 兆円



デジタル関連収支を構成するサービスの収支
2014-2024年; 兆円



出典：日本銀行 時系列統計データ（2025年4月時点取得）を基に経済産業省若手新政策プロジェクトPIVOT作成

日本銀行モデルとPIVOTデジタル赤字推計モデルの比較

Open Data Spaces

	日本銀行モデル（国際収支関連統計）	PIVOTデジタル赤字推計モデル
目的	対外経済取引・資金フローの動向、対外資産負債残高の構造からみた脆弱性等、各種の経済分析に有用なデータを提供する[1]	再現性、説明力、シナリオ予測性に重点を置き、日本銀行の国際収支関連統計の考え方をベースとしつつも、政府が対処すべき領域の優先順位の検討と政策的打ち手を定量的に評価する
方法論	国際通貨基金が2008年に公表した「国際収支マニュアル第6版」に準拠[2]	事業区分別の各社売上高の積み上げ、送金比率、将来の市場成長性（CAGR）により推計
ソース	外為法に基づく報告書 等	有価証券報告書 等
課題	❶ 国際収支関連統計は外為法に基づき提出された企業の送金情報を計上したものであり、**基礎資料における国際収支項目の割り当ては各社の管理会計に依存**しているため、**企業間でデータ品質や実態反映のばらつきが存在。** ❷ デジタル関連収支には**デジタルに直接関係ない送金項目が算入**されており、データ・ソフトウェアによって生み出された付加価値を適切に反映できていない。 ❸ 国際収支関連統計は個社の機密情報を日本銀行が統計処理の上、マクロ情報として公開しているため、**統計情報からのデジタル赤字の構造問題の分析は難しい。**	解決

1. 日本銀行「国際収支関連統計のFAQ」より引用
2. 日本銀行「『国際収支関連統計（IMF国際収支マニュアル第6版ベース）』の解説」より引用

出典：経済産業省若手新政策プロジェクトPIVOT作成

PIVOTデジタル赤字推計モデルにおける事業区分と国際収支項目との対応関係

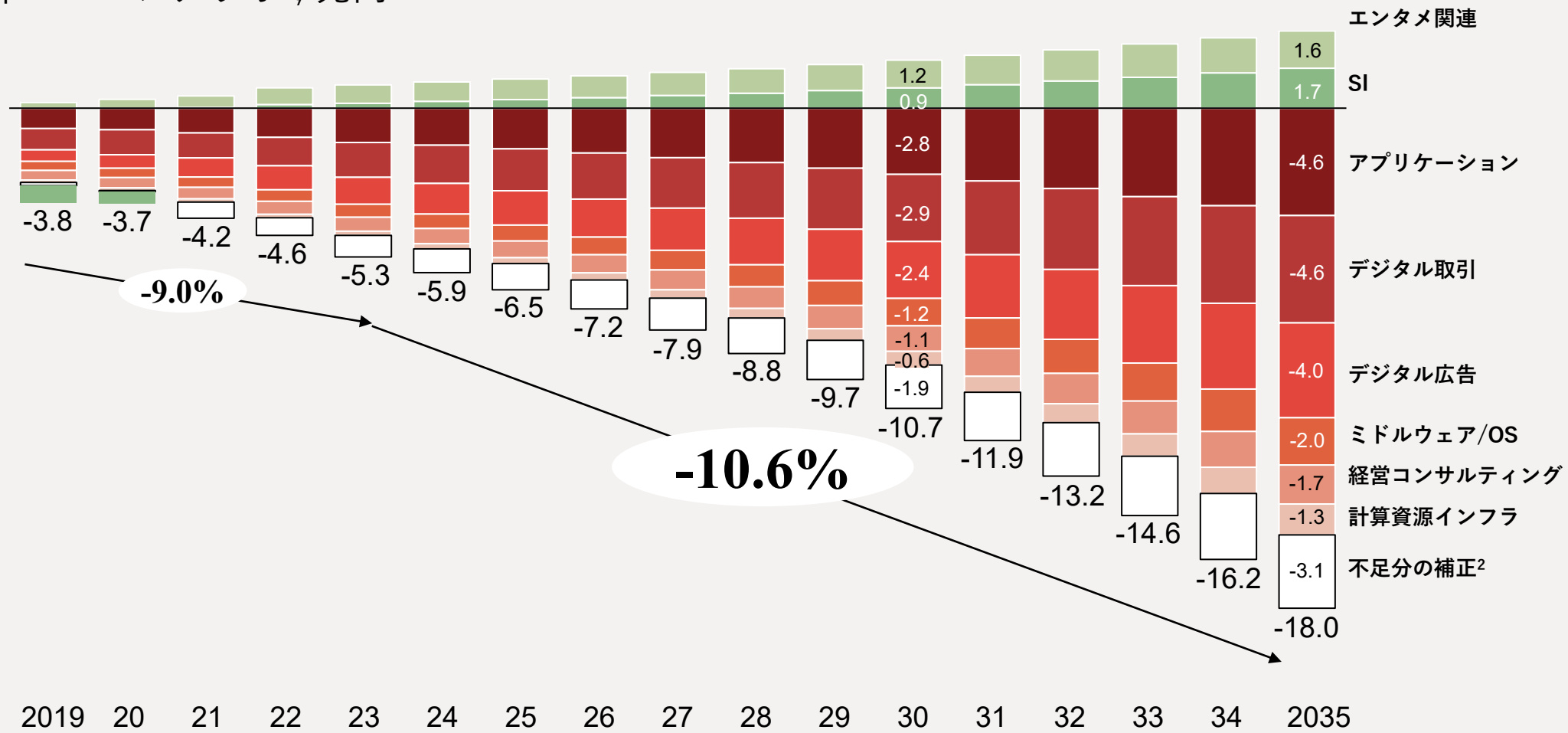
PIVOTデジタル赤字推計モデルの事業区分				国際収支項目との対応関係			定義
				専門・経営コンサルティング	コンピューターサービス	著作権等使用料	
デジタル関連	B2B	❶	経営コンサルティング	✓			ビジネス・戦略コンサルティング、総合コンサルティング、シンクタンクの売上
		❷	SI（システム開発・運用保守）		✓		システム導入、システム開発、システム開発に伴うコンサルティング、ソフトウェア導入支援等による売上
		❸	ソフトウェア：アプリケーション(SaaS含む)		✓	✓	SaaSの利用料、オンプレミス環境またはPaaS上にBYOL※2 形態で導入するソフトウェア販売および保守による売上
		❹	ソフトウェア：ミドルウェア/OS(PaaS含む)		✓	✓	PaaS・DaaS※1の利用料、オンプレミス環境またはIaaS上にBYOL 形態で導入するミドルウェア販売・保守、 OSのライセンス利用料
		❺	計算資源インフラ（DC, IaaS）		✓	✓	IaaSの利用料
	B2C	❻	デジタル広告	✓			検索エンジン、SNS、動画サイト、EC等における広告売上
		❼	デジタル取引（EC, 音楽, 映像等のPF）		✓	✓	EC、音楽配信サービス、映像配信サービス、旅行予約サイト等のプラットフォーム使用料
その他		❽	エンタメ関連			✓	映像、アニメ、音楽の配信サービスによる売上を除いたコンテンツの売上、及びゲーム（オンラインゲーム含む）の売上

※1 DaaS: デスクトップ仮想化をクラウドコンピューティング方式で提供するもの。 ※2 BYOL: Bring Your Own Licenseの略。

出典：R6年度経済産業省委託調査（図表は経済産業省若手新政策プロジェクトPIVOTにて編集及び一部追記）

PIVOTデジタル赤字推計モデルでは、アプリケーションとMSP由来の赤字がさらに拡大し、2035年に18兆円に到達と予測

2023-35年ベースシナリオ[1]; 兆円



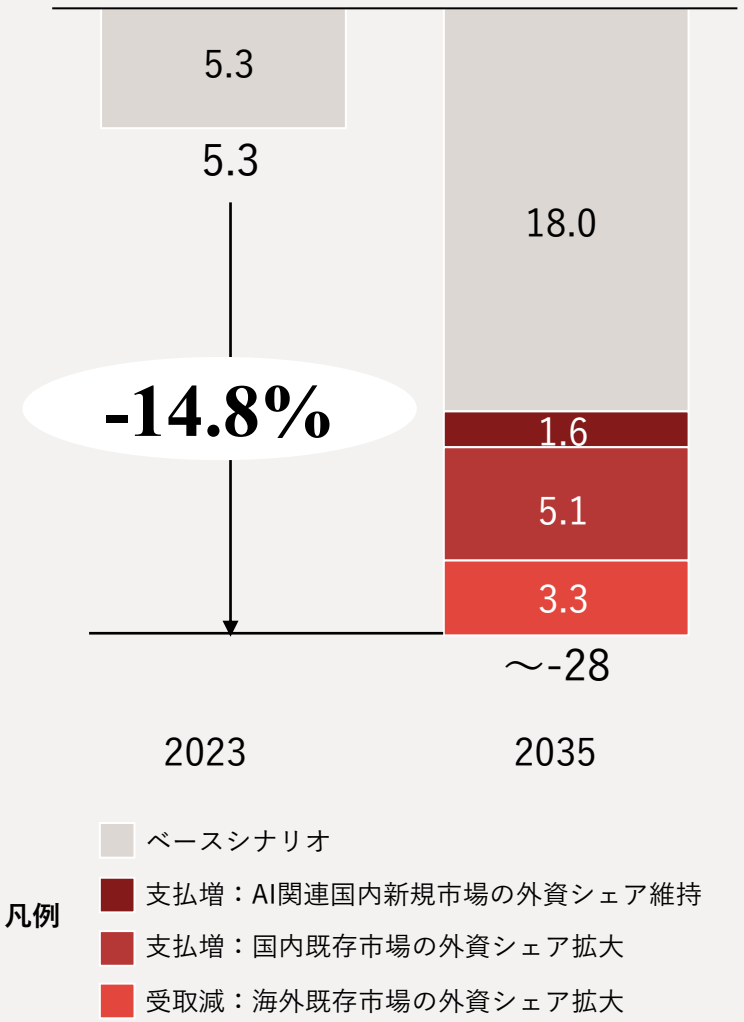
1. 各市場で定義した送金率が最大のケース、かつ、各サービス領域における2022-24の市場CAGRを2035まで引き延ばす形で算出
2. 非デジタル産業における送金が影響している可能性、将来予測は全体の赤字額に比例させる形で算出

出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」

AI革命を踏まえた悲観シナリオでは2035年に28兆円のデジタル赤字に

Open Data Spaces

PIVOTデジタル赤字推計モデルに基づくデジタル赤字の将来予測; 悲観シナリオ; 兆円



2035年のベースシナリオに対する悲観シナリオの差分

兆円

		ベースシナリオとの差分	支払増 AI関連国内市場の外資シェア維持	支払増 国内既存市場外資シェア拡大	受取減 海外既存市場日系シェア縮小
経営コンサルティング		0.1	0.0	0.1	0.0
SI		2.3	0.1	0.7	1.5
ソフトウェア	アプリケーション	1.5	0.4	1.1	0.0
ソフトウェア	ミドルウェア/OS	0.9	0.9	0.0	0.0
計算資源インフラ		0.3	0.2	0.1	0.0
デジタル広告		1.6	0.0	1.0	0.6
デジタル取引		2.5	0.0	2.0	0.5
エンタメ関連		0.8	0.0	0.1	0.7

出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」

サービス収支はソフトウェア産業のみが主眼
聖域なきデジタル市場では、財の貿易収支にも赤字が影響

隠れデジタル赤字
＝デジタル赤字の拡大

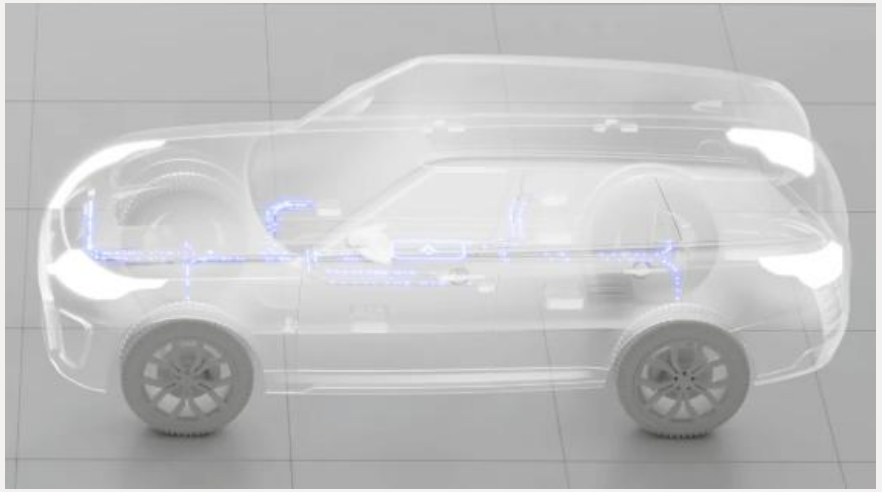


写真: Applied Intuition

自動車産業での事例：
インフォテイメント、ADAS、車載OSの
領域で外製化による開発が加速

≈1.3兆円

＋

SDX赤字
＝貿易収支の減少



写真: Tesla gallery

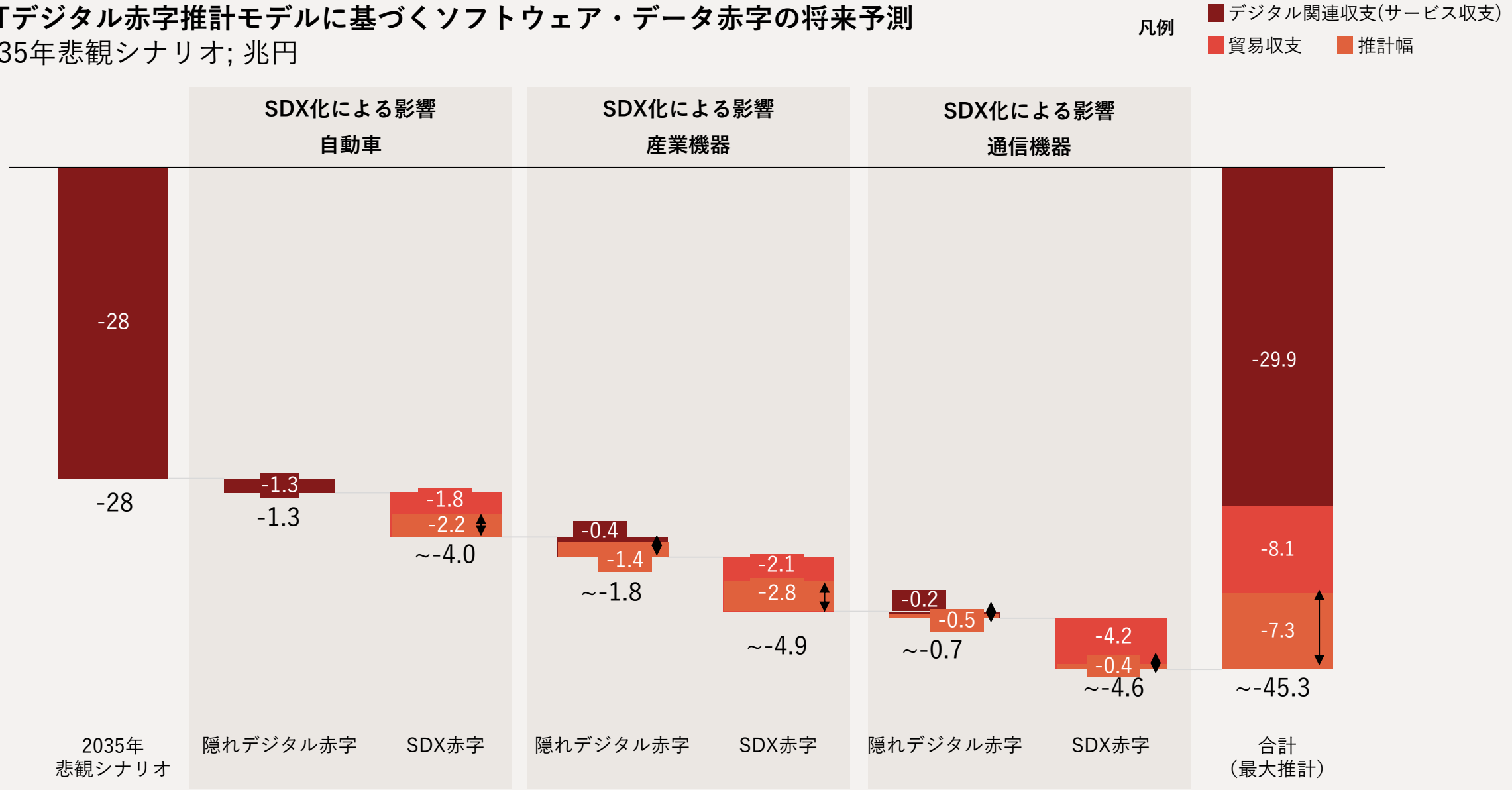
自動車産業での事例：
SDVの波を受け、日系OEMのグローバル
販売台数が減少

≈4.0兆円

広義のデジタル赤字は、最大推計で45.3兆円まで到達しうる可能性

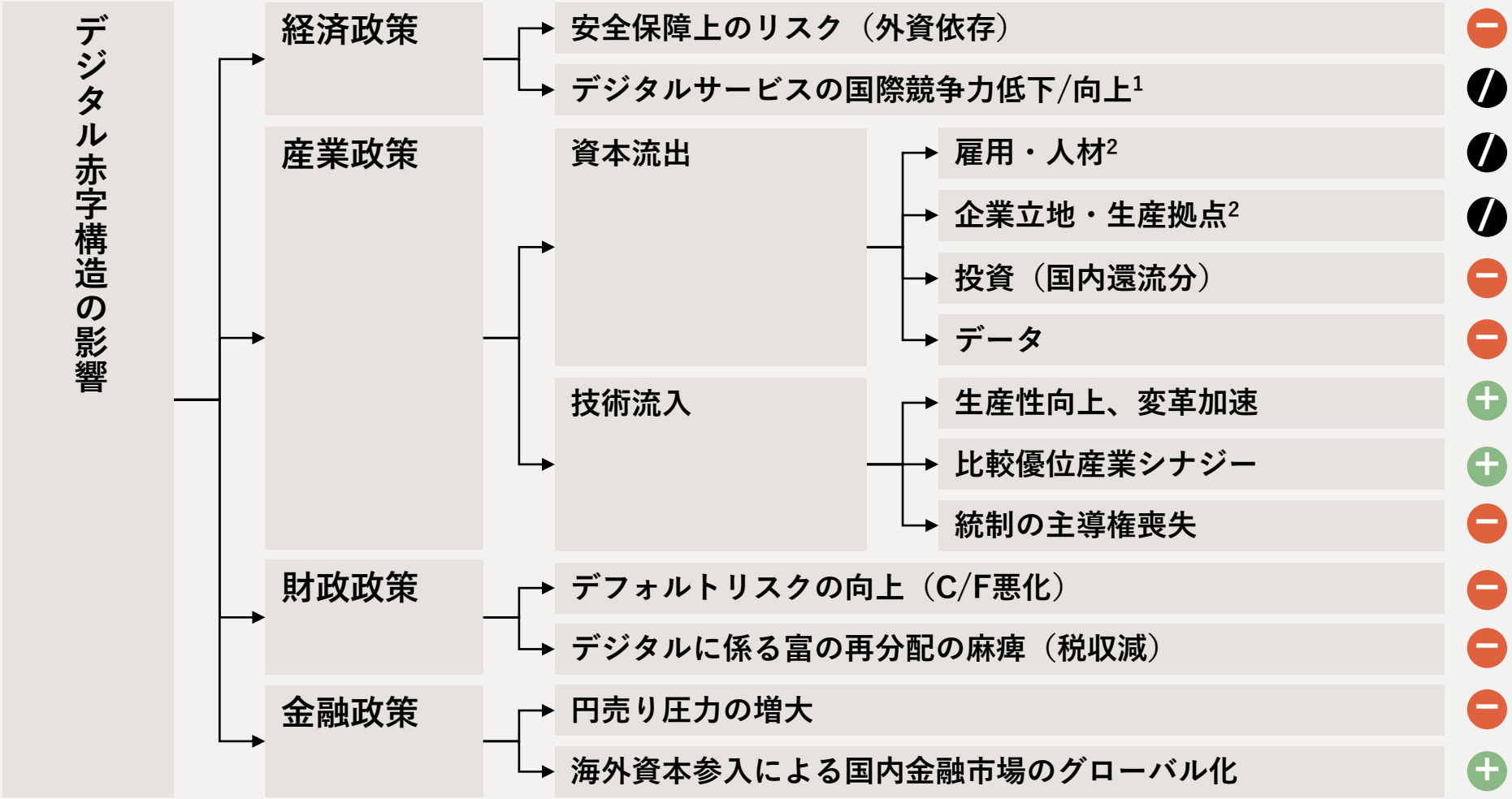
Open Data Spaces

PIVOTデジタル赤字推計モデルに基づくソフトウェア・データ赤字の将来予測
2023-35年悲観シナリオ; 兆円



出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」

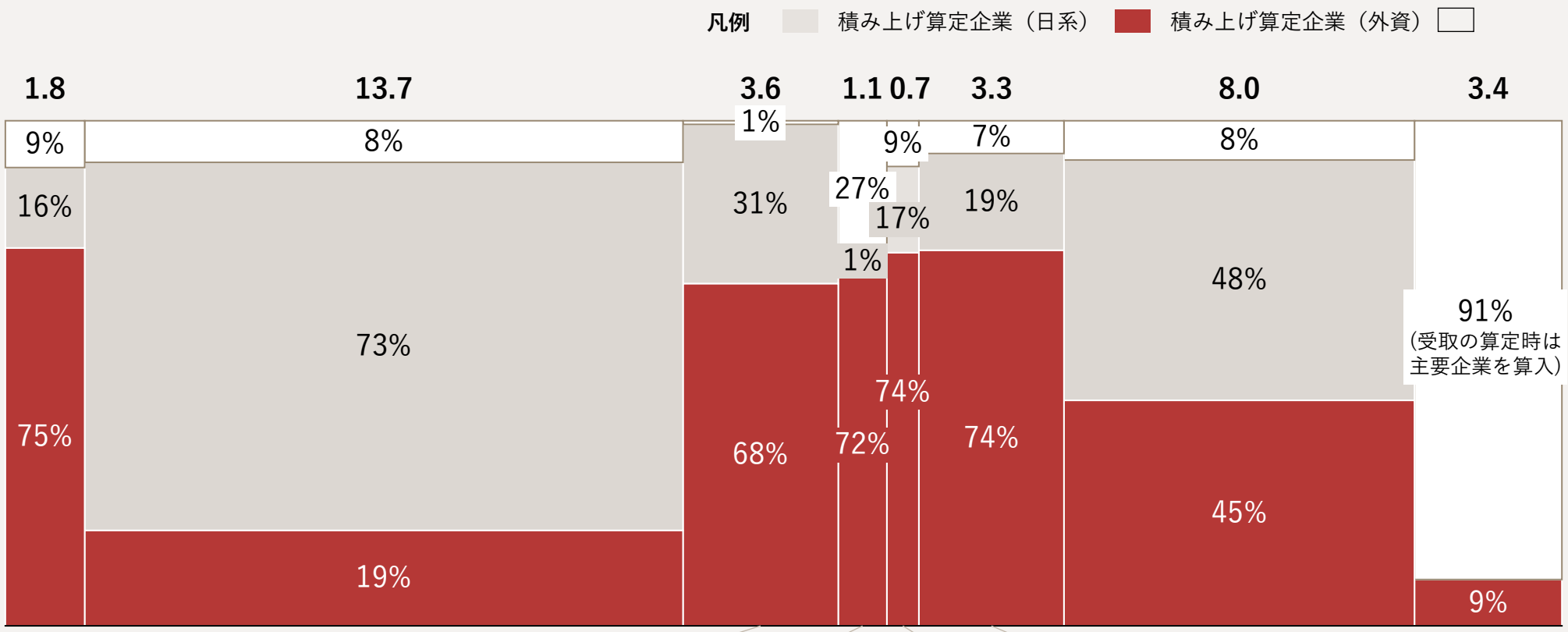
「デジタル赤字」それ自体は問題ではない
しかし、その背景にある「構造」は問題である



出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」

事業構造―「資本効率の差」がデジタル赤字構造の根源

Open Data Spaces



国内市場規模;兆円（2023年）	経営コンサル	SI	アプリケーション	ミドルウェア/OS	計算資源インフラ	デジタル広告	デジタル取引	エンタメ関連
市場CAGR;%（2022-24年）	8.8	3.5	10.2 (12.9)※1	11.5 (22.9)※2	18.1	10.0	9.7	2.1
業界粗利率;%	30-60	20-40	80-90	60-80	50-60	50-80	20-70	個別のビジネスモデルに依存

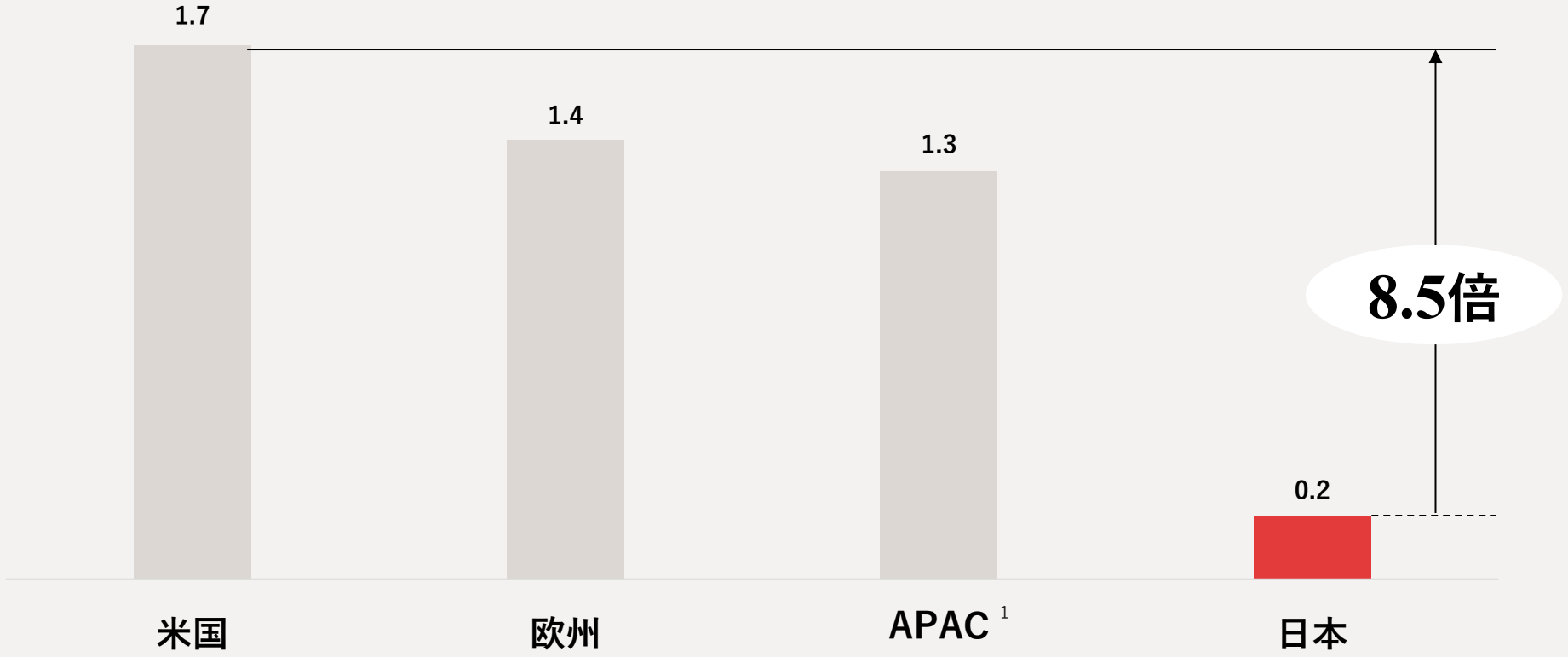
※1SaaSのみのCAGR　※2PaaSのみのCAGR

出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」

Open Data Spaces

市場構造―国内市場への過適合（PMOF）により デジタル産業の原則であるスケーラビリティで勝てない

地域別ICT支出 / 投資額
2022年; 兆ドル



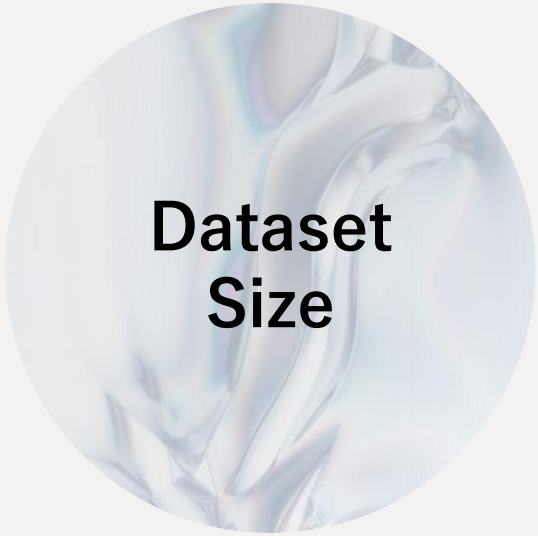
1. APAC：日本及び中国を含まないアジア太平洋地域

出典：経済産業省 若手新政策プロジェクト PIVOT「デジタル経済レポート：データに飲み込まれる世界、聖域なきデジタル市場の生存戦略」

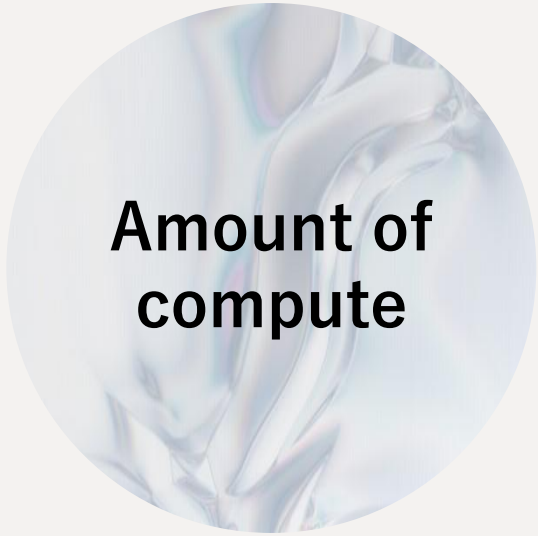
Frontier Labsはモデルの性能を決定する「スケーリング則」を追い続けており、そのボトルネックはデータとコンピュート



ー
（データ量と同程度が
最適配分）



大規模な学習データセット

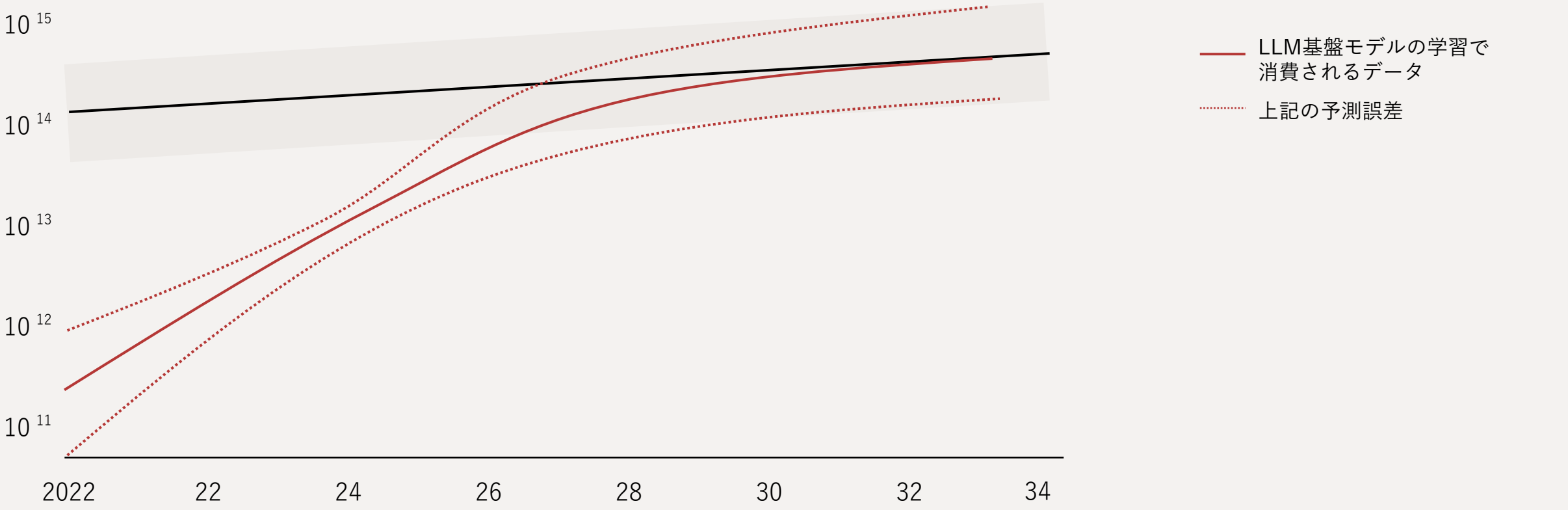


半導体と電力

Open Data Spaces

現在の学習速度ではスケーリング則の前提であるインターネットデータが2026-32年の間に枯渇し、モデルが進化を止める

LLM基盤モデル学習におけるパブリックテキストデータ利用の予測
2022-34年(予測値ベース); トークン数



出典：Epoch AI. “Will We Run Out of Data? Forecasting Dataset Size for Language Models.” Technical Report, June 2024. をもとに発表者作成

クローリングの拒否、「Pay Per Crawl」での課金で、同意・アクセスによる供給キャップも生まれ始めている

拒否・制限

5%

1年でAI向けの収集制限（Robots.txt）が追加されたデータ
2023-24; N=約1.4万ドメイン[1]

遮断・課金

ウェブ全体の約2割のトラフィックを扱うCloudFlareでは、新規ドメインでAIクローラーを規定遮断

「Pay Per Crawl」の課金サービスも開始

出典：1 Data Provenance Initiative “Consent in Crisis” / MIT Technology Review

合成データとモデル崩壊問題：
合成データは代替ではなく、リアルデータの増幅器として機能

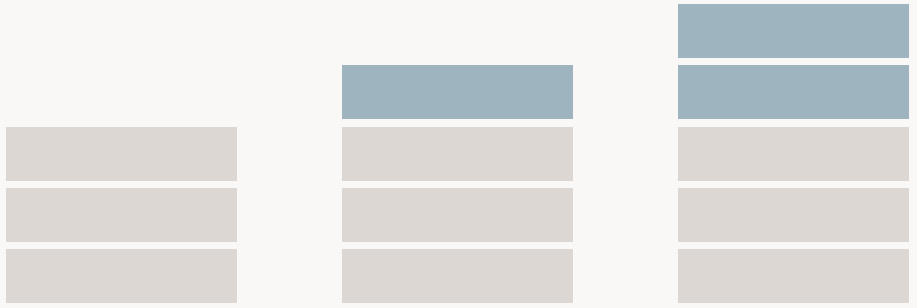
合成データでの
置き換え・再帰学習



前の世代のAIが作ったデータだけで次を学習。まれな事象が消え、分布が痩せていく。

モデルが崩壊する

合成データの蓄積・混合



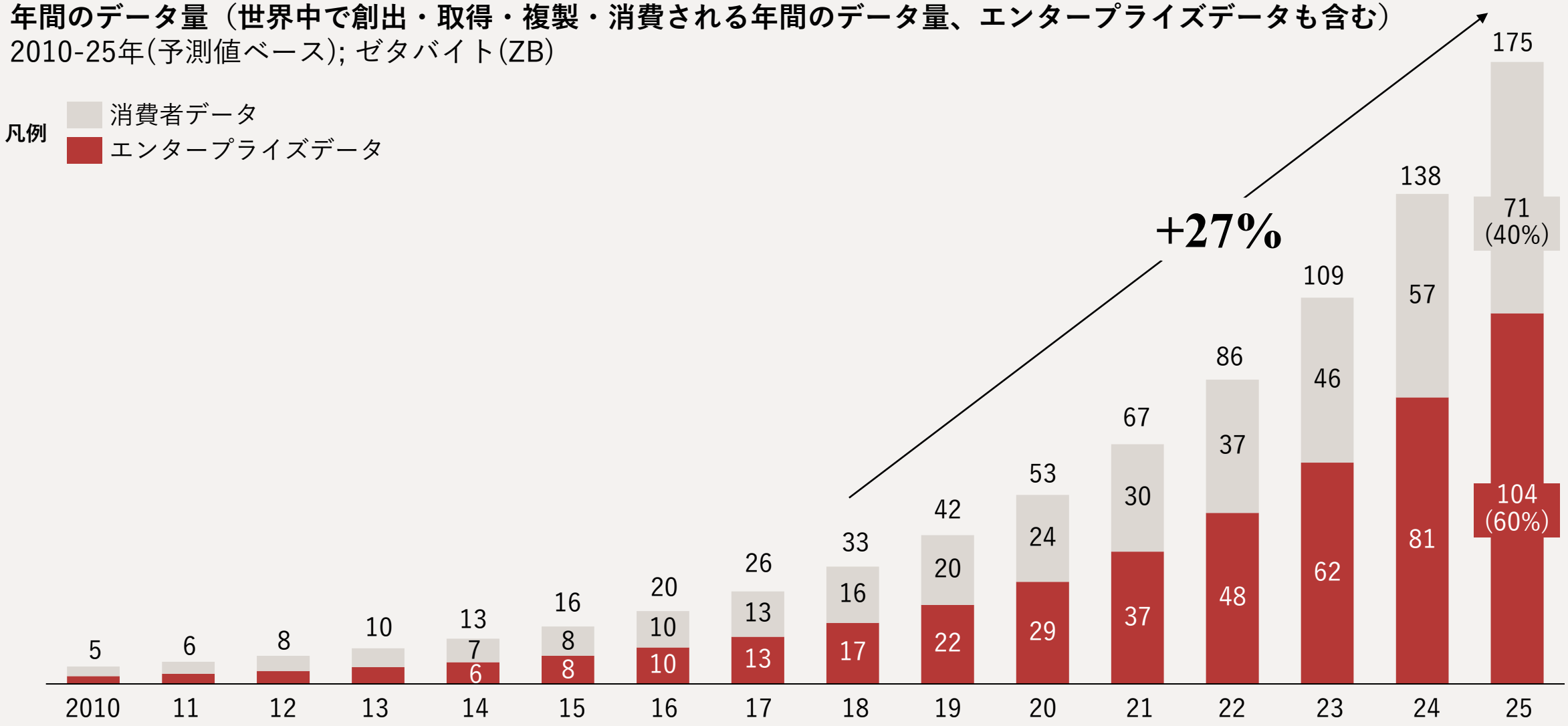
元の実データを残したまま合成データを積み増す。現実のウェブもこの形に近い。

モデルは崩壊しない

年間のデータ量は2025年時点で175ZBに到達し、全体の60%をエンタープライズデータが占めている

Open Data Spaces

年間のデータ量（世界中で創出・取得・複製・消費される年間のデータ量、エンタープライズデータも含む）
2010-25年(予測値ベース); ゼタバイト(ZB)



出典：国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）「ウラノス・エコシステムの実現のためのデータ連携システム構築・実証事業」調査資料※をもとに発表者作成
※The Digitization of the World From Edge to Core – IDC

Open Data Spaces

AIが学習対象とし得る17.5ZBのユニークデータのうち約92%(16ZB)のデータが現時点で活用できていないと推定

グローバルデータスフィア全体のデータ量
2025年(予測値ベース); ゼタバイト(ZB)

		ユニークデータ 10%				複製データ 90%			
		非構造	非構造	構造/非構造	半構造	非構造	非構造	構造/非構造	半構造
		エンタメ画像／動画データ 27%	非エンタメ画像／動画データ 26%	プロダクティビティデータ 27%	組み込みデータ 20%	エンタメ画像／動画データ	非エンタメ画像／動画データ	プロダクティビティデータ	組み込みデータ
消費者データ 40%	公開データ 10%	0.51 ZB	枯渇するデータ 0.08 ZB	0.08 ZB	0.08 ZB	複製データのため、本質的な価値はない			
	制限付き・非公開データ 90%	4.53 ZB	0.65 ZB	0.65 ZB	0.65 ZB				
エンタープライズデータ 60%	公開データ 10%	0.04 ZB	枯渇するデータ 0.36 ZB	0.38 ZB	0.27 ZB				
	制限付き・非公開データ 90%	0.36 ZB	3.22 ZB	3.37 ZB	2.37 ZB				

出典：国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）「ウラノス・エコシステムの実現のためのデータ連携システム構築・実証事業」調査資料※をもとに発表者作成。
※The Digitization of the World From Edge to Core – IDCをもとに推計。

データは「採掘」から「調達・製造」の時代へ

データ調達

専門家データ

専門家を雇い、問題・正解・評価基準を作らせる

MERCOR

物理・金融などの専門家を契約者として集めて回答・思考プロセスデータを収集

scale

データラベリング大手（Metaが買収）

リアルデータ仲介

データの保有者と、AI開発者をつなぐ

Protege

病院やメディア等のデータを仲介

troveo

動画、音声等のデータを仲介

データ製造

データファクトリー

ロボットや模擬職場を動かしてデータを生成する

mecka

一人称視点の身体知能データを収集・製造

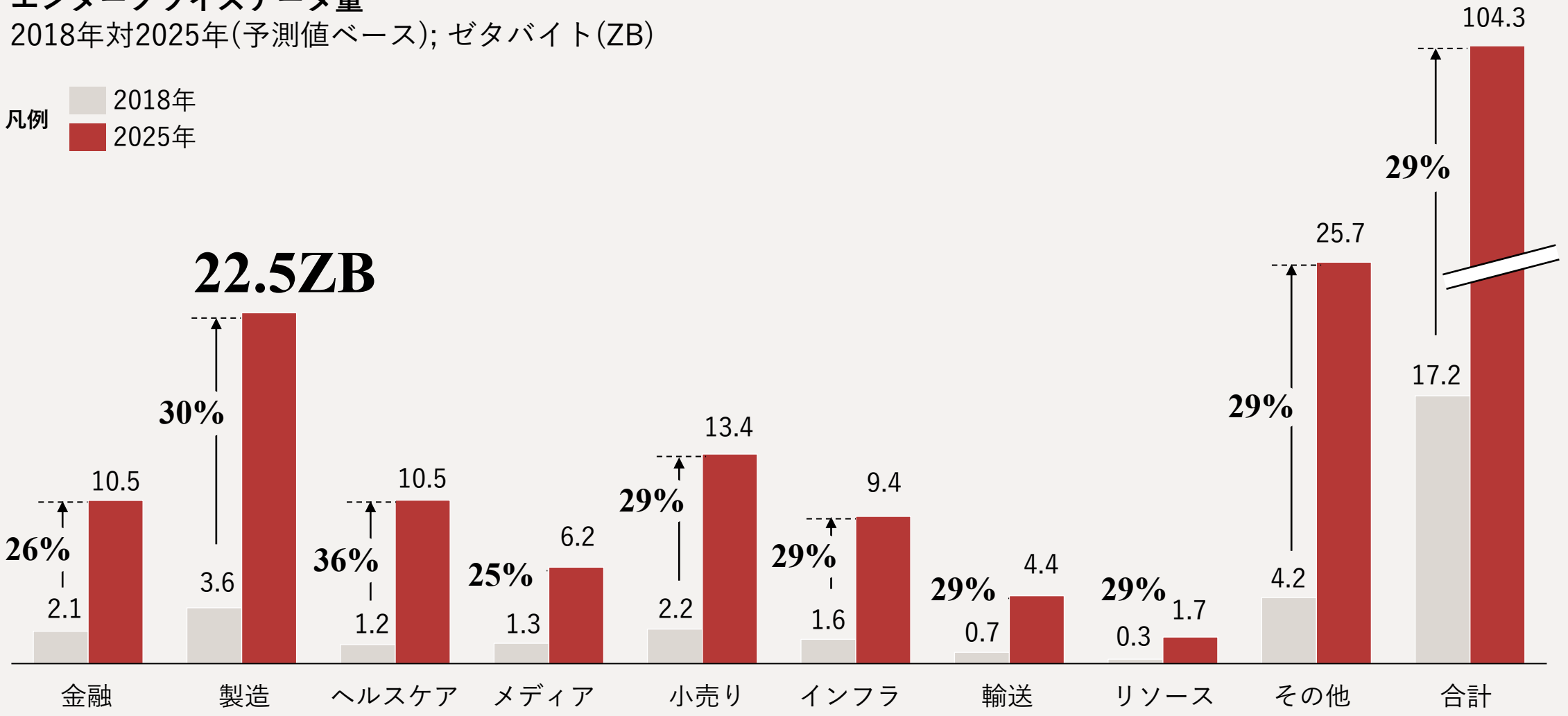
tutor

遠隔オペレーターのチューター形式でのデータ収集・製造

エンタープライズデータ量は、製造分野が全体の22%を占め、金融、小売り、インフラ分野が追従

Open Data Spaces

エンタープライズデータ量
2018年対2025年(予測値ベース); ゼタバイト(ZB)



出典：国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）「ウラノス・エコシステムの実現のためのデータ連携システム構築・実証事業」調査資料※をもとに発表者作成。
※The Digitization of the World From Edge to Core – IDCをもとに、2025年のデータについては全体・金融・製造・ヘルスケア・メディアはレポート記載のCAGR(グラフ掲載データ)をもとに算出、その他産業は左記CAGRの平均値から算出

しかし、LLMアーキテクチャではAIモデルがコモディティ化しつつあり、現場特有の文脈（Domain Context）への需要シフトが起きつつある



大量の学習データが必要

ドメイン固有のコンテキストが必要

なぜ、Agentic AIの社内導入は成果が出ないのか？
問題はモデルではなく、現場の文脈と信頼不足。

AIパイロットの状況

グローバルで300億〜400億ドル投資しているが…

95%[1]

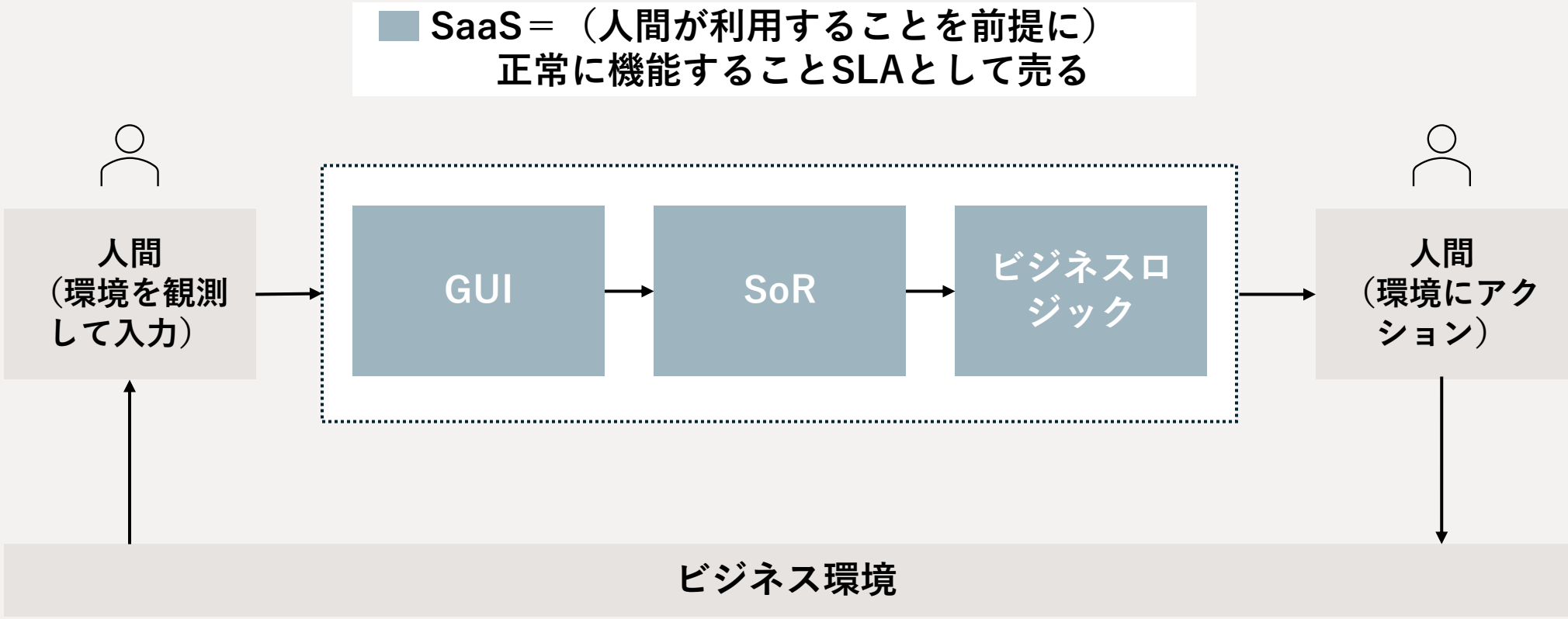
の企業向けAIパイロットは、測定可能な損益（P&L）へのインパクトを生んでいない。

原因

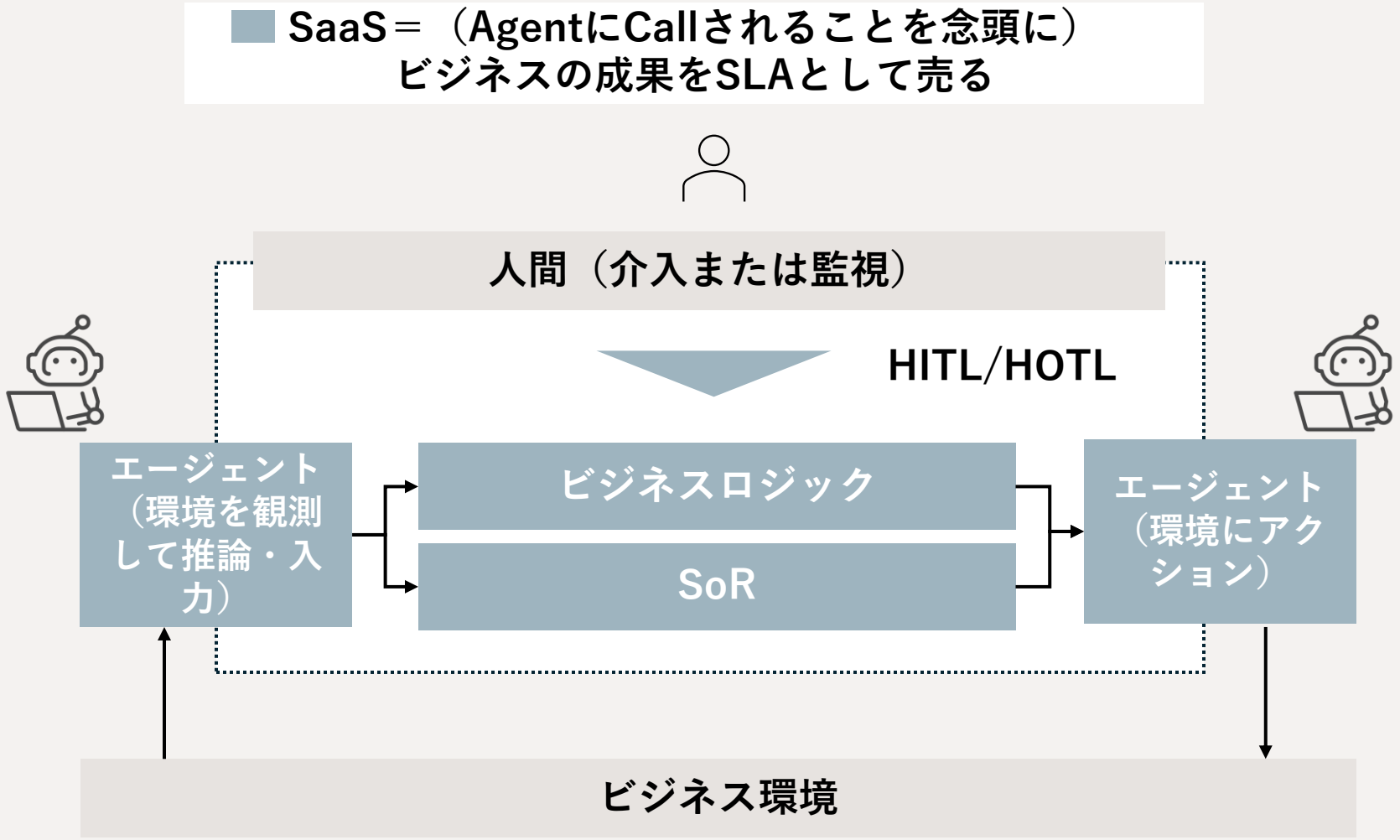
- **ボトルネックはモデルではない。**
- **AIエージェントが、各ドメイン固有の適切なビジネスコンテキストを見つけられず、理解できず、さらにそれに基づいて信頼して行動させることもできないから。**

1: MIT (2025) GenAI Divide

Agentic AI時代以前：「融通の利かないアルゴリズム」が駆動する人間依存のアプリケーションの世界



Agentic AI時代以後: 「融通の利くアルゴリズム」が駆動するエージェンティック（代理人的）なアプリケーションの世界

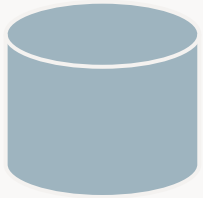


Agentic AI時代の本格到来でビジネスロジックとSoRの役割が変化

A: 概要		B: 役割の変化		C: 新技術トレンドの喚起
		人間中心	エージェント中心	
ビジネスロジック	業務ドメイン特有のオペレーション、意味解釈、アクションのルールを定める	オペレーションの固定化（FTS）を前提に、環境に干渉しない静的なアルゴリズムとして表現	オペレーションの変化を前提に、環境に干渉する動的なアルゴリズムとして表現	例: セマンティックレイヤー、オントロジー
SoR	ビジネス環境のステート（状態）を管理する	全社で「集約」してアルゴリズムに一様な形式で「入力」する	ドメインごとに「提供」してアルゴリズムが「参照」する	例: データメッシュ（データプロダクト）

21世紀以降のデータマネジメントにおける技術テーマの変遷

2004~06



Volume

大量のデータ

例

~2009



Variety

多様性のあるデータ

MongoDB. cassandra JSON

~2012



Velocity

非同期で流れるデータ

kafka Flink

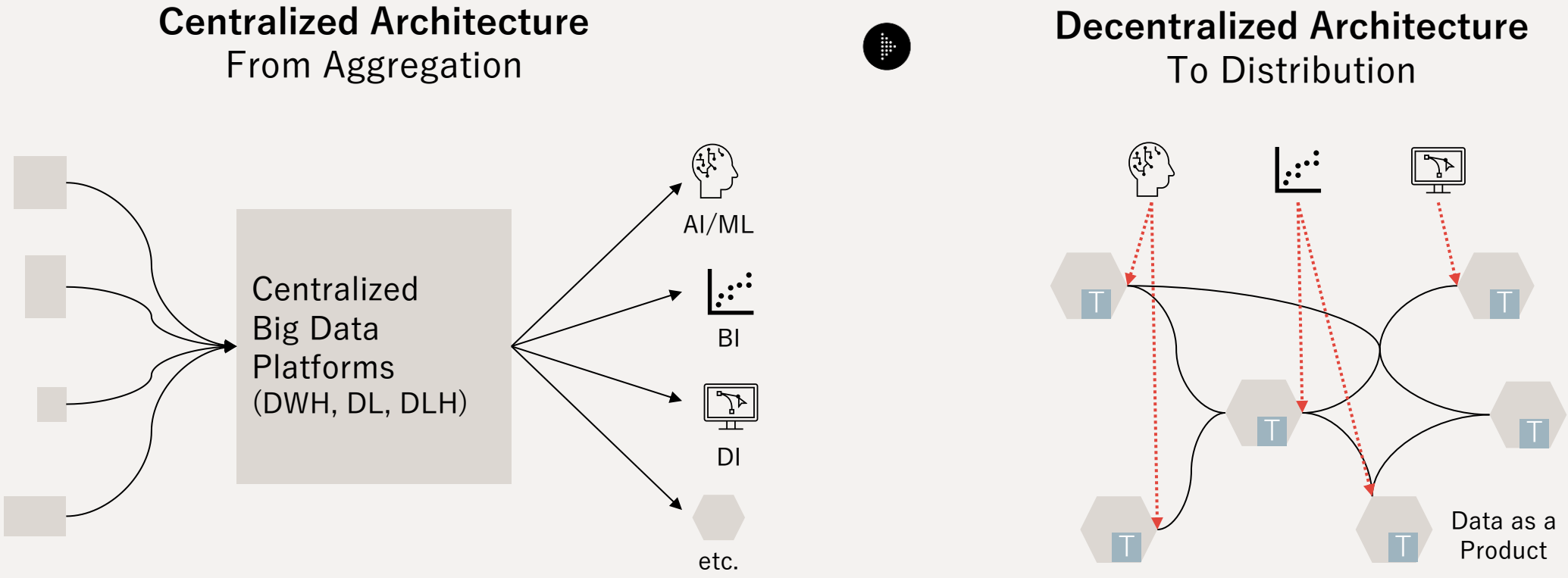
Big Data is Dead:
業務ドメイン特有の「コンテキスト」は中央集権のデータパイプラインで希薄化してしまう

中央集権型の3つの失敗モード

1. **中央チームがボトルネックになる**
   全社の要求が1チームに集中し、待ち行列ができる
2. **業務を知らない人がパイプラインを書く**
   変換の過程で、データのコンテキストが落ちていく
3. **提供側に品質責任の動機がない**
   集めるほど、誰も中身に責任を持たない状態になる

集めれば集めるほど、誰も中身に責任を持たないデータスワンプができる

分散データマネジメントアーキテクチャData Meshによるパラダイムシフト（2019年提唱）



しかし、2019年以降、データメッシュは一度頓挫。問題は組織だけではなく、ドメインごとに形式と道具が割れてしまう技術基盤の不在にもあった。

顕在的な理由：組織の壁

- 全社のドメインマップを描こうとして分析麻痺に陥る
- 既存の部署に「今日からあなたがオーナーです」と看板を付け替えるが、オーナーシップはない
- ガバナンスを、組織間の交渉として設計してしまう

・・・

18〜24ヶ月の文化的抵抗のあと、放置されたカタログだけが残る

潜在的な理由：技術の壁

各ドメインが自前でデータを持つと、2019年の技術で分散したのは責任ではなく、形式と道具のサイロだった。渡すたびにコピーが増え、「どれが正か」が分からなくなる。

マーケティング Airflow + Parquet	営業 スクリプト + CSV
財務 SQL Server	分析チーム ノートブック内で完結

第3の原則「セルフサーブ・データ基盤」が、当時は技術的に成立していなかった

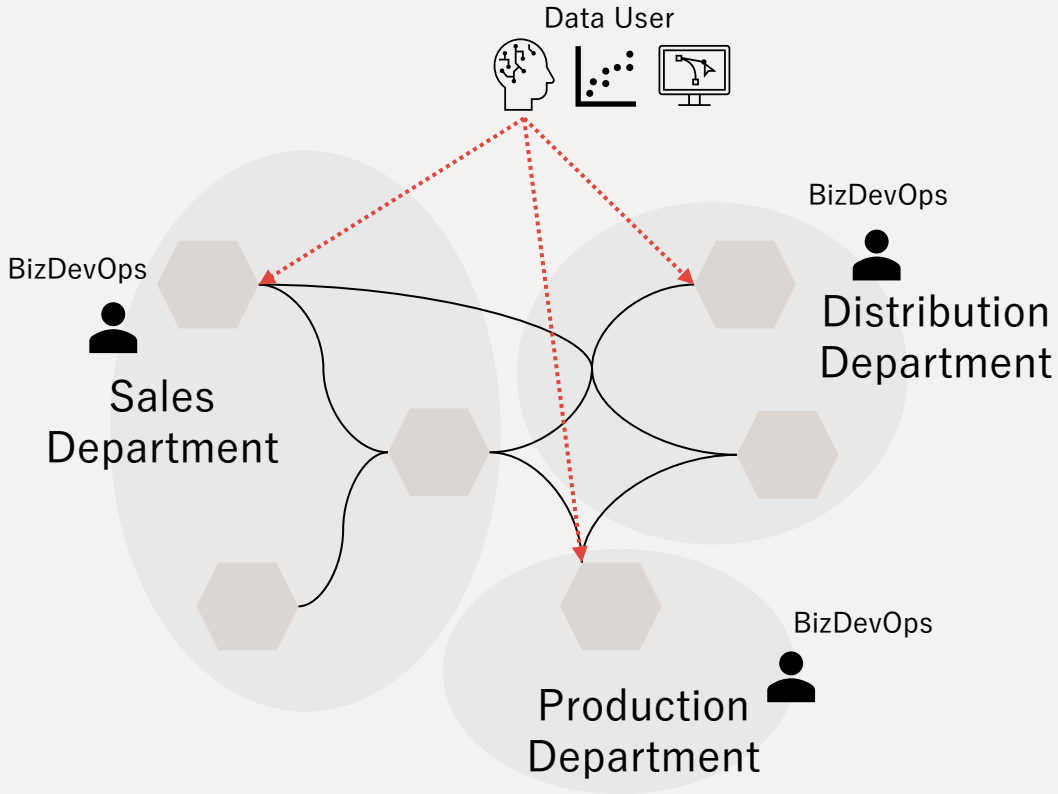
オープンテーブルフォーマットとRESTカタログにより技術要素が揃い、データを動かさずに提供する「データプロダクト」が現実的な手段になりつつある

対象	データレイクハウスの構成要素	技術課題	解決策
インフラ	**列志向のファイルフォーマット**  Apache Parquet（or Apache Avro） ＋ オブジェクトストレージ	データ構造の制約／スケーラビリティとコスト	コンピュートとストレージの分離
エンジン	**オープンテーブルフォーマット**  Apache Iceberg ／ Delta Lake (or Apache Hudi) +クエリエンジン（Apache Spark／Trino 等）	ストレージ形式の占有	データインスタンスとクエリエンジンの分離
テナント	**オープンRESTカタログ（＋Credential vending）**  Apache Polaris／Unity Catalog	メタデータとクレデンシャルの占有	データプレーンとコントロールプレーンの分離
ドメイン	**データ／メタデータのオープン共有プロトコル**  （INCUBATING） OpenSharing／Apache Ossie	データの複製／意味の乖離	データ提供と利用の分離

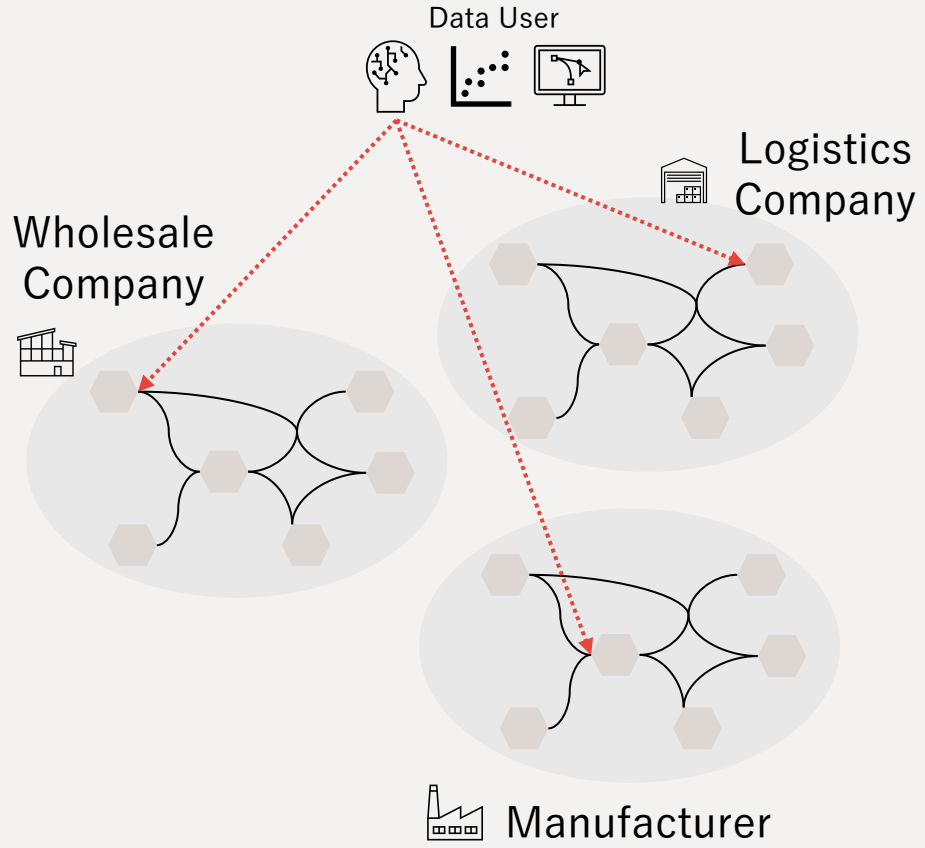
データを動かさずに、複数のエンジンから、そして複数のドメインから同じテーブルを読める。複製コストと「どれが正か」の問題が消える。

ドメイン駆動型のAgentic Industryの実現を目指す：Inter-Departmentから、Inter-Organizationへ

Data Mesh
From Inter-Department



?
To Inter-Organization



Open Data Spacesとは何か？
Agentic AI時代に必要な、ドメイン・産業を横断するコンテキストレイヤーの技術パラダイムを提供することが目的

概要

Open Data Spaces

国や組織ごとの多様性を尊重する、オープンでスケーラブルな**分散データマネジメント**の技術コンセプト

設計指針

- **Vendor-Agnostic**
- **Regulation-Agnostic**
- **Product-like & Service-Oriented**

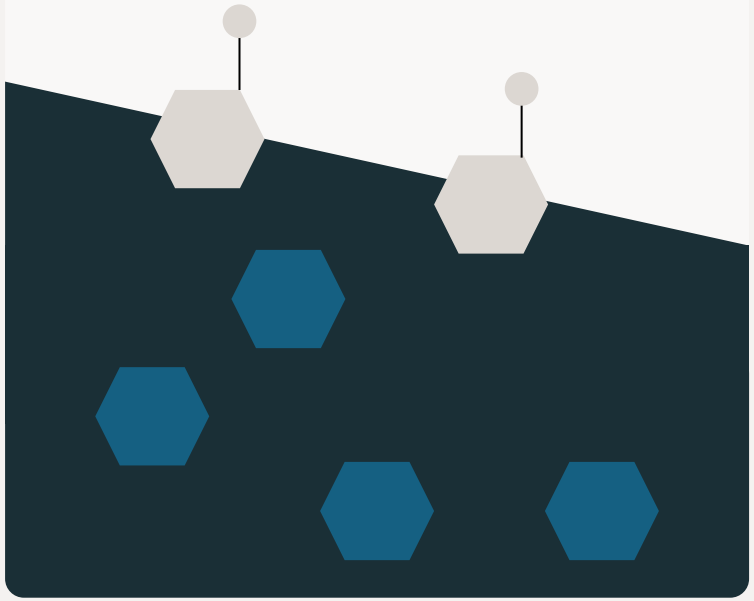
公開済のアーティファクト

設計思想とアーキテクチャパラダイム	ODS リファレンスアーキテクチャモデル (ODS-RAM)	ODS Protocols (OSP)	ODS Middleware and SDKs (OSS)
Ready for **New Paradigm**	Ready for **Onboarding**	Ready for **Interoperability**	Ready for **Go-To-Market**

Open Dataspacesは、横断的な分散型データマネジメントに秩序と規律を与えることを目的とする

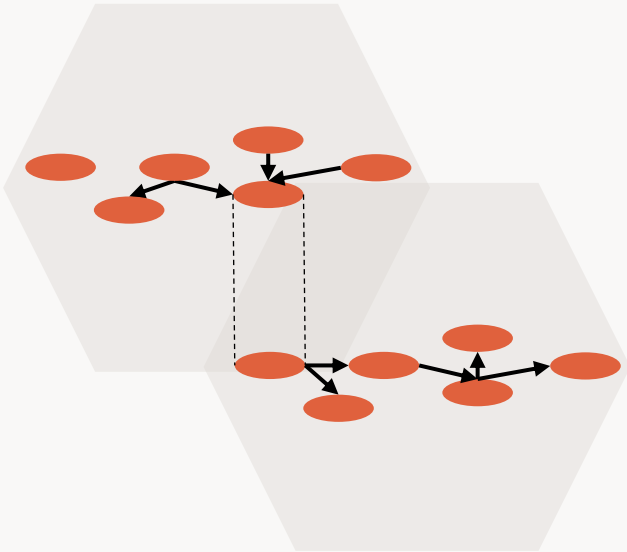
Where to Get:

Data Addressability and Discoverability（DAD）



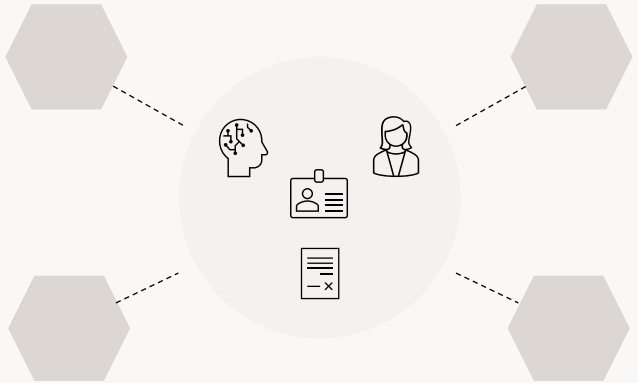
What to Mean:

Ontology and Semantic Interoperability（OSI）



Who and How to Use:

Identity and Usage Control（IUC）



分散型Data Managementにおける「ドメイン、企業横断の透過的なSSOT」と
「データ提供者が対価を得るメカニズム」を実現

高市政権 日本成長戦略（戦略17分野データプラットフォーム）、人工知能基本計画等にOpen Data Spacesが明示的に記載

日本成長戦略



日本成長戦略

2026年７月21日

（２）デジタル・サイバーセキュリティ

地方の社会経済を支える行政サービスやエッセンシャルサービスも含めたＡＸ／ＤＸの実現には、自律的なデジタル・エコシステムの実現が不可欠である。企業や公共領域等で管理されるデータを産業戦略上の焦点としてデータ基盤の高度化を推進するとともに、クラウド基盤の高度化を進めるほか、これらを支えるデジタル人材の育成と、新たな脅威に対応するセキュリティ産業基盤を強化する。

①データプラットフォーム

ⅰ）重要性

ＡＩの普及に伴い、データをＡＩで利用可能な状態にするデータ精製等を行うデータプラットフォームの重要性が増大している。産業競争力や経済安全保障に直結するデータを他国のプラットフォームに依存せずに安心して処理できる国内サービスの確保が急務である。

ⅱ）勝ち筋・方向性

製造業等で豊富なデータを有する強みをいかし、フィジカルＡＩの進展も見据え、データ精製技術や組織を超えたデータ連携技術（データスペース）の開発等を通じ、国内プラットフォームサービスの育成につなげる。

ⅲ）主な目標

・国内のデータプラットフォーム関連市場について、2035年までに市場規模５兆円を目指す。

ⅳ）主な施策

・ＡＩの利活用に不可欠なデータの精製（AI-Ready化）・連携（Open Data Spaces等）に関するミドルウェアの研究開発・実証を通じ、国内プラットフォームサービスを育成するとともに、その成果を幅広い産業に横展開する。

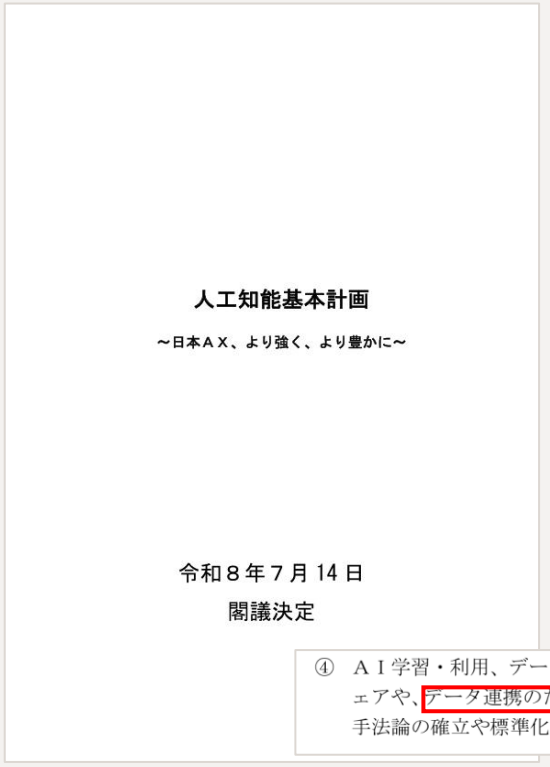
・産業界の実ニーズに基づいたデータ連携のユースケース創出を支援する。官民連携でＧ空間情報のデータ精製を進めるとともに、Ｇ空間データスペースの形成を通じ、多様な分野の課題をジオＡＩ[6]で解決するユースケースを創出する。

[4]「AI for Scienceの推進に向けた基本的な戦略方針」（2026年３月文部科学省決定）を踏まえ、研究プロセスのあらゆる段階においてＡＩを利活用することにより、研究の効率性・生産性を向上させ、科学研究の在り方を革新させる取組を推進。

[5] ＡＩセーフティ・インスティテュート。

[6] Ｇ空間情報とＡＩとの融合。

人工知能基本計画



人工知能基本計画

～日本ＡＸ、より強く、より豊かに～

令和８年７月14日

閣議決定

④ ＡＩ学習・利用、データ連携等のために不可欠なデータ精製技術に関するミドルウェアや、データ連携のためのデータスペース技術（Open Data Spaces等）について、手法論の確立や標準化に係る研究開発・実証を支援する。あわせて、データ精製・

Sovereignty is NOT isolationism

主権は、孤立主義ではない

THANK YOU!



Unauthorized reproduction, redistribution, or use of this material for AI training is strictly prohibited.
Contact: dadc-info@ipa.go.jp

Deloitte.
デロイト トーマツ
Together makes progress



その最適化で、誰が強くなるのか

kyon_mm

Agile Japan 2026

< Confidential >

kyon_mm/きょん

自己紹介

- 所属：合同会社デロイトトーマツ OI&DS 47機関 Managing Director
- 大規模システム開発、新規事業開発、アジャイル組織変革、AI活用
- 新卒、大学生へのアジャイル教育：筑波大学 enPiT2
- 防災DX : SmartBosaiConnect Product Manager

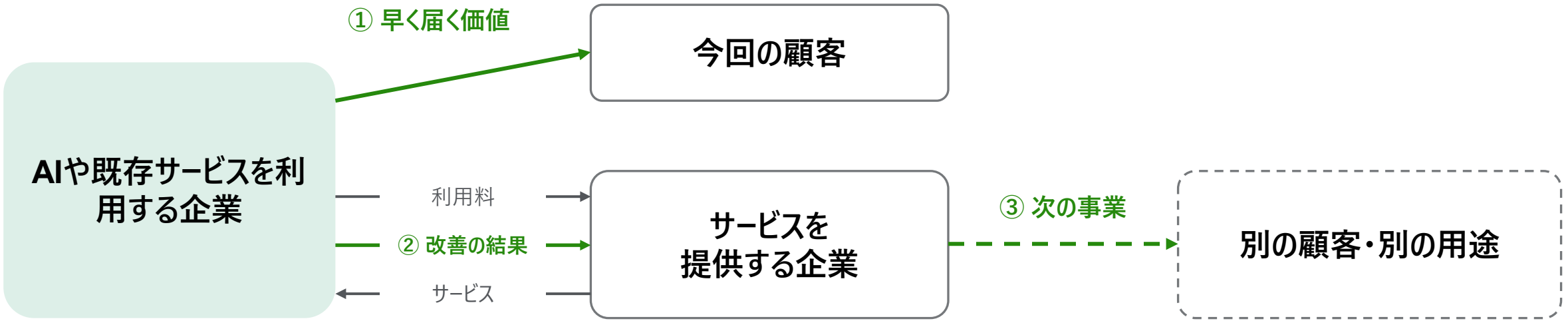




© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

AI活用を中心とした最適化は企業や産業にどのような影響を及ぼすのか？

AIや既存サービスを使えば顧客へ価値が届くのは早まる。
その過程で生まれる知識と利益がどこに残る？誰がそれらを次の事業に使える？



① 顧客へ早く価値を届けられたか
いまの事業の成果

② 知識と利益はどこに残るか
利用料と改善の結果を誰が受け取るか

③ 次の事業を始められるのは誰か
改善の結果を別の現場で確かめて売ることができるのは誰か

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

日本の現場の知識は誰の事業になりうるのか？

工場もソフトウェアも、熟練者の判断と記録をAIの支援サービスに変えて別の現場へ届けることができる。知識が生まれる現場企業と、それを事業にする提供企業が別の会社のこともある。

	工場の架空ケース	ソフトウェアの架空ケース
現場企業 現場を運営する企業	工場を運営する企業。運転記録と熟練者の問いや判断のデータがたまる	業務システムを運用する企業。ログ・変更履歴と熟練者の問いや判断のデータがたまる
↓ 記録を出す		
提供企業 AI支援サービスを提供する企業	データを使って保全診断サービスを開発して改良する	データを使って障害調査サービスを開発して改良する
↓ サービスを提供		
利用する現場	データを出した工場もほかの工場も、診断サービスを使って利用料を払う	データを出した現場企業もほかの運用チームも、調査サービスを使って利用料を払う

論点 **データを出した現場企業には何が残る？**

工場・ソフトウェアとも説明のための架空ケース（以降のスライドも同じ）。記録の提供は利用条件の合意を前提とする

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

問い1

人が学習しなくても組織の行動を更新できるなら、組織の成長とは何になるのか

全員が同じ成熟さを身に付けなくても、組織が対応できる業務は広がるか

▶ **問い1　人が学習しなくても組織の行動を更新できるなら、組織の成長とは何になるのか**
問い2　学習を速く共有できるほど、共有しないことが必要になるのではないか
問い3　コードが安くなるほど既存ソフトウェア企業が強くなるのではないか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

組織が身につけていく能力が貯まる場所が変わりつつある

これまでは人が熟練することで組織の行動が変わった。熟練者の判断を記録して仕組みにできると、全員が同じ経験を積まなくても組織が対応できる業務を広げられる

これまで
人が熟練して組織が変わる

- 熟練者が経験をもとに判断する
- 判断を広げるには同じ判断ができる人を育てる
- 対応できる業務は熟練した人の数で決まりやすい

これから
問いや判断を仕組み化、更新して組織が変わる

- 熟練者が判断した理由を記録してAIの提案に使う
- 担当者は提案を使って対応する
- 別の現場では有効かを確かめ直してから使う
- 人は新しい条件を調べて判断を更新する役を担う

論点　**この時に伸びたのは担当者なのか、組織が使える問いや判断か**

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

問いや判断の知識を使う企業と改良して売る企業

組織の成長は使える問いや判断が増えることである。ただそれらを改良し続けて別の顧客へ売れるのは、複数の現場の結果を参照したり集約できる提供企業である

1　問いや判断を提案する
AIが点検や調査の箇所を提案する

2　現場で対応する
現場企業が提案を使って対応する

3　検証する
提案と実際の結果を突き合わせる

4　改良して売る
提供企業が判断を改良して別の顧客へ売る

改良した判断が次の提案になる

現場企業に残るもの
費用の削減と、問いや判断の提案を使い続けられること

提供企業に残るもの
改良された問いや判断と、別の顧客への売上

工場の例
検証：点検で何が見つかり、その後に故障したか

ソフトウェアの例
検証：どの対応で応答時間やエラーがどう変わったか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

改良の成果を現場企業が受け取るようなエコシステムが重要なのではないか

現場企業のメリットが費用の削減だけにならないよう、導入のときにデータの利用範囲・照合の結果を受け取る権利・検証への対価を取り決める

1	**データの利用範囲**	例）どのデータをどの目的まで提供企業が使ってよいかを決める
2	**検証の結果を受け取る権利**	例）自社のデータから得られた検証の結果を、自社の問いや判断の更新にも使えるかを決める
3	**実証実験への対価**	例）別の現場での検証に協力する負担に何で報いるかを決める

論点　**現場企業はデータを出した見返りを導入のときに決めていけるか**

Open Data Spacesは利用制御とデータを出す側への価値還元を設計の対象にする。中身は当事者が取り決める（参考：IPA）

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

問い2

学習を速く共有できるほど、共有しないことが必要になるのではないか

データをやりとりする時と、問いや判断の方法や評価の基準をそろえる時は同じでよいか

問い1　人が学習しなくても組織の行動を更新できるなら、組織の成長とは何になるのか

▶ **問い2　学習を速く共有できるほど、共有しないことが必要になるのではないか**

問い3　コードが安くなるほど既存ソフトウェア企業が強くなるのではないか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

データ/学習/知識を社外と共有/活用するときにすべてを急ぐ必要はない

急いで効果が高いばかりではなく、急ぐとうまくいかないこともある

データ/学習/知識を交換する

例）点検・故障・障害・変更のデータを他社と交換する

→ 早いほど、これまでの説明の誤りに気づきやすい

原因の説明を比べる

例）各社が立てた原因の仮説を突き合わせる

→ 各社が先に説明を立てるほど、違いを比べられる

判断方法と評価の基準をそろえる

例）同じ判断方法を採用して、何を成功とみなすかをそろえる

→ 早すぎると別の説明や使い道が認識できなくなり、品質が下がる可能性がある

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

同じAIの採用と調査検討予算の削減が重なると認識できる課題や原因の範囲が狭まりうる

実績のあるAIを安く導入するのは各社にとって合理的である。一方で、各社が同じAIの説明を採用していき、他の課題や原因を探るような予算まで削ると、産業全体で認識できる原因の範囲は狭くなりうる

1　安く導入できる

実績のあるAIを安く導入できる

2　同じ説明を採用する

各社が同じAIと、それが示す原因の説明を採用する

3　検証の予算が減る

別の原因を調べる計測や試験の予算が削られる

4　観察が偏りうる

産業全体で集まる観察が同じ説明に偏りうる

ただし：浮いた費用を独立した調査検討に回せば、認識できる範囲は広げられる

工場の例
診断AIが摩耗を示すと、負荷や温度の追加計測が後回しになる

ソフトウェアの例
調査AIがバグの原因を示すと、システム全体の未計測な領域の調査が後回しになる

論点　**別の説明を確かめる調査検討や計測を誰が続けるか**

参考：Kleinberg & Raghavan (2021) は、多くの意思決定者が同じアルゴリズムを使うと全体の結果が悪くなりうる条件を理論モデルで示した。

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

データは早く共有しても自社の基準は急いでそろえないことが重要なのではないか

ビジネスを加速させるためにはデータを隠すことではなく、問いや判断方法と評価の基準をそろえるのを急がないことである

1	**データは早く共有する**	例）点検・故障・障害・変更のデータを、利用条件を決めて共有する
2	**説明は各社で立ててから突き合わせる**	例）他社の結論を見る前に自社の仮説をつくる。反証の共有はそのあとにする
3	**別の原因や用途を調査検討する予算を残す**	例）導入で浮いた予算の一部を別の原因の計測や保証・運用の引継ぎの検証に充てる

論点　**何をいつ共有して何をそろえないかを決めているか**

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

問い3

コードが安くなるほど既存ソフトウェア企業が強くなるのではないか

実装の費用が下がれば、事業としてデリバリーする負担も下がるか

問い1　人が学習しなくても組織の行動を更新できるなら、組織の成長とは何になるのか
問い2　学習を速く共有できるほど、共有しないことが必要になるのではないか
▶ **問い3　コードが安くなるほど既存ソフトウェア企業が強くなるのではないか**

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

コードが安くなっても事業化のコストは残る

AIで機能を実装する費用は下がる。データの利用条件の合意・検証に協力する現場の確保・顧客との合意・運用の継続にかかる負担は、同じようには下がらないのではないか

事業におけるデータ活用の行為	費用の変化（見立て）	タスク例
機能を実装する	**下がりやすい**	提案や調査の機能をつくる
データの利用条件を合意する	下がりにくい	どのデータをどの目的まで使えるかを顧客と決める
検証に協力する現場を確保する	下がりにくい	提案が効果的かを確かめる現場を探す
顧客と合意して販売する	下がりにくい	誤った提案のときの対応まで取り決めて売る
運用を続ける	下がりにくい	販売後の保守と、現場の変化に合わせた更新を続ける

参考：Teece (1986) は、技術を開発した企業と利益を得る企業が、補完的資産の有無で分かれうることを論じた。

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

同じAI機能でも事業化の出発点が違う

開発費が下がるのは既存のソフトウェア企業も新規企業も同じである。検証に協力する現場を見つけてデータを使える条件を得るまでの負担が異なる。

既存のソフトウェア企業
運用や監視のサービスをすでに売っている

・既存顧客に新しい機能を提案できる
・データの利用への同意と検証への協力を、誰に頼めばよいか分かっている
・それでも追加の同意は自動的には得られない

新規の専門企業
これから参入する

・協力してくれる現場を探すところから始める
・データの利用条件を一から合意する
・提案が効果的なのかを確かめる場を自分で用意する

論点　**開発費が下がったあと、どちらが先にサービスを顧客へ届けられるか**

実在の企業の費用差を測った比較ではない

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

開発が安くなると取り込みが有利になる場合がある

自社開発が高かったころ、既存のソフトウェア企業は外部の専門サービスと連携した。自社開発が安くなると、同じ機能を自社の追加機能として取り込むほうが有利になる場合がある

これまで
外部の専門サービスと連携する

・自社で開発すると高くつく
・既存企業は専門企業のサービスと連携する
・専門企業は独立したサービスとして選ばれる

開発が安くなると
同じ機能を取り込む

・既存企業は同じ機能を追加機能として組み込む
・新規の専門企業も開発費は下げられる
・顧客が追加機能で足りると判断すれば、新規の専門企業が選ばれる機会は減る

工場の例
保全システムの既存企業が、外部の診断サービスとの連携をやめて診断機能を組み込む

ソフトウェアの例
監視・運用サービスの既存企業が、切り分けと復旧の提案を自社の機能にする

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

既存のサービス改善にあてるべきなのか

コードが安くなると、データの利用と検証への協力を既存顧客に頼める既存企業が機能を取り込みやすくなる場合がある。

いまの顧客へのメリット	世界へデリバリーする力	他社が別の用途を試せる機会
検討例）費用と操作の負担やツール間の受け渡しが減るか	検討例）日本の企業が提供範囲を広げて海外へ売れるか。日本の専門企業が、基盤を持つ企業の追加機能に置き換えられないか	検討例）データの利用が既存企業のサービス改善に限られて、ほかの企業が保証や運用の引継ぎを検証しにくくならないか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

AIへの投資で何を評価し何を取り決めるかのエコシステム形成や慣習づくりが必要になる

投資と協業の判断が必要

投資と協業の場面例	AI投資の効果で見ること	取り決める例
現場企業が導入するとき	AIサービス改良の成果を自社がどう受け取るか	データの利用範囲・検証の結果を受け取る権利・実証実験などへの対価
提供企業が開発して売るとき	別の現場でも有効かを確かめられるか	検証に協力する現場とその負担への対価
業界で判断方法をそろえるとき	別の原因と別の用途を調べる予算と余地が残るか	データを共有する条件と、問いや判断方法と評価の基準をそろえる時期（各社の説明を比べたあと）
既存企業が機能を統合するとき	いまの顧客の便益・世界へ提供する力・他社が別の用途を試せる機会	現場企業と既存企業の間で、データの利用を既存企業のサービス改善に限るかどうか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

各種実証実験や検証のコストを誰が負担するか

現場での検証や引継ぎのコストを負う企業と、販売や受託でメリットを得る企業が分かれるとき
各企業をどのメリットと結び付けたり、コストを分担するのか

検証への対価	検証の結果を受け取る権利	複数企業での負担	公的な資金
協力した現場に、負担に見合う対価を払う	協力した現場が、検証で分かったことを自社でも使える	同じ検証からメリットを得る企業がコストを分担する	個社では負担しにくい検証を公的な資金で支える

論点 どのメリットのために誰がコストを負担するか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

国内の顧客のメリットと国内の供給者のメリット

国内の顧客のメリット・国内の供給者のメリット・他社が別の用途を試せる機会をそれぞれ加速させなければデータ活用が進まなくなってしまう

国内の顧客のメリット	国内の供給者のメリット	他社が別の用途を試せる機会
費用の削減と運用の改善	売上・利益・世界へ提供して稼ぐ力	別の用途を検証して販売や受託ができるか

この３つを加速させるような意思決定やデータ活用をできているか？

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

3つの問いから見えたこと

強く企業は様々なデータを観察したり集約でき、検証の現場を手にして次の事業を始められる企業ではないか

1 **組織の成長**
成長は使える問いや判断が増えることといえる。
問いや判断などを改良してビジネスにできるのは、観察しやすかったり集約できる企業

2 **学習の共有**
データは早く共有する。問いや判断方法と評価の基準をそろえるのは急がない

3 **コードの費用**
既存企業が強くなる場合はある。データの利用条件・検証の現場・顧客との合意などに時間がかかるため

論点 **その最適化で、誰が強くなるのか**

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

補足資料（質疑用）

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

個人が学ばなくてもよいという意味か

問いや判断などの知識を使う全員が同じ経験を積まなくても、判断を更新するために学ぶ人は組織に要る

問いや判断などの知識を使う人

担当者全員が、同じ成熟さを身に付ける必要はあるか

問いや判断などの知識を更新する人

新しい条件を調べて問いや判断の知識を更新する仕事は、誰が担うか

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

データの共有と判断方法・基準の統一

データの共有は異なる説明の発見を助けることもある。問題にしているのは、共有された問いや判断を使うコストが下がり、別の説明を調べる投資が選ばれなくなる条件である

データを共有する	原因の説明を比べる	判断方法と評価の基準をそろえる
誤りに気づく助けになる	独立に立てた仮説を突き合わせる	早すぎると別の原因や課題などを調べる機会が減る（本講演の仮説）

参考：Kleinberg & Raghavan (2021) は同じアルゴリズムの利用が全体の結果を悪くしうる条件を理論で示した。Hedden & Raghavan (2026) はその批判の多くに限界があると論じた。いずれも本講演の仮説を実証したものではない

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

3つの問いと根拠の範囲

各問いには考える材料になる研究や経験がある。いずれも本講演の仮説をそのまま実証したものではない

問い	考える材料になる根拠	本講演で検討する仮説
問い1　組織の成長	この講演の原稿を直した経験／Voyager：限られた環境で獲得した能力の再利用	現場の知識の移転と、企業の成長の関係
問い2　学習の共有	共通のアルゴリズムを扱う理論と、その批判的な検討	独立した計測や試験への投資が減る条件
問い3　コードの費用	Teece：補完的資産と利益の帰属	実装費用の低下で、既存企業が取り込む機能が増える条件

参考：Wang et al. (2023) Voyager／Kleinberg & Raghavan (2021)／Hedden & Raghavan (2026)／Teece (1986) Research Policy 15(6)

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

Deloitte.
デロイト トーマツ



IS 669126 / ISO 27001



BCMS 764479 / ISO 22301

IS/BCMSそれぞれの認証範囲はこちらをご覧ください
https://www.bsigroup.com/clientDirectory

デロイト トーマツ グループは、日本におけるデロイト アジア パシフィック リミテッドおよびデロイトネットワークのメンバーである合同会社デロイト トーマツ グループならびにそのグループ法人（有限責任監査法人トーマツ、合同会社デロイト トーマツ、デロイト トーマツ税理士法人およびDT弁護士法人を含む）の総称です。デロイト トーマツ グループは、日本で最大級のプロフェッショナルグループのひとつであり、各法人がそれぞれの適用法令に従いプロフェッショナルサービスを提供しています。また、国内30都市以上に2万人超の専門家を擁し、多国籍企業や主要な日本企業をクライアントとしています。詳細はデロイト トーマツ グループWebサイト、www.deloitte.com/jpをご覧ください。

Deloitte（デロイト）とは、Deloitte Touche Tohmatsu Limited（"Deloitte Global"）、そのグローバルネットワーク組織を構成するメンバーファームおよびそれらの関係法人（総称して"デロイトネットワーク"）のひとつまたは複数を指します。Deloitte Globalならびに各メンバーファームおよび関係法人はそれぞれ法的に独立した別個の組織体であり、第三者に関して相互に義務を課しまたは拘束させることはありません。Deloitte Globalおよびその各メンバーファームならびに関係法人は、自らの作為および不作為についてのみ責任を負い、互いに他のファームまたは関係法人の作為および不作為について責任を負うものではありません。Deloitte Globalはクライアントへのサービス提供を行いません。詳細はwww.deloitte.com/jp/aboutをご覧ください。
デロイト アジア パシフィック リミテッドは保証有限責任会社であり、Deloitte Globalのメンバーファームです。デロイト アジア パシフィック リミテッドのメンバーおよびそれらの関係法人は、それぞれ法的に独立した別個の組織体であり、アジア パシフィックにおける100を超える都市（オークランド、バンコク、北京、ベンガルール、ハノイ、香港、ジャカルタ、クアラルンプール、マニラ、メルボルン、ムンバイ、ニューデリー、大阪、ソウル、上海、シンガポール、シドニー、台北、東京を含む）にてサービスを提供しています。

Deloitte（デロイト）は、最先端のプロフェッショナルサービスを、Fortune Global 500®の約9割の企業や多数のプライベート（非公開）企業を含むクライアントに提供しています。デロイトは、資本市場に対する社会的な信頼を高め、クライアントの変革と繁栄を促進することで、計測可能で継続性のある成果をもたらすプロフェッショナルの集団です。デロイトは、創設以来180年の歴史を有し、150を超える国・地域にわたって活動を展開しています。"Making an impact that matters"をパーパス（存在理由）として標榜するデロイトの約46万人の人材の活動の詳細については、www.deloitte.comをご覧ください。

本資料は皆様への情報提供として一般的な情報を掲載するのみであり、Deloitte Touche Tohmatsu Limited（"Deloitte Global"）、そのグローバルネットワーク組織を構成するメンバーファームおよびそれらの関係法人（総称して"デロイトネットワーク"）が本資料をもって専門的な助言やサービスを提供するものではありません。皆様の財務または事業に影響を与えるような意思決定または行動をされる前に、適切な専門家にご相談ください。本資料における情報の正確性や完全性に関して、いかなる表明、保証または確約（明示・黙示を問いません）をするものではありません。またDeloitte Global、そのメンバーファーム、関係法人、社員・職員または代理人のいずれも、本資料に依拠した人に関係して直接または間接に発生したいかなる損失および損害に対しても責任を負いません。Deloitte Globalならびに各メンバーファームおよび関係法人はそれぞれ法的に独立した別個の組織体です。

© 2026. For information, contact Deloitte Tohmatsu Group.

MAKING AN IMPACT THAT MATTERS since 1845

Member of
Deloitte Touche Tohmatsu Limited