



# データサイエンス/ AIプロジェクトにおける マネジメントのための プレブック

# 目次

1	はじめに
2	まえがき
3	エグゼクティブサマリ
8	<b>第1章</b> ビジネスコンテキストと価値提案
15	<b>第2章</b> DS/AIプロジェクトの主な課題
22	<b>第3章</b> DS/AIプロジェクトのベストプラクティスに基づくフレームワーク
25	I. ベストプラクティスに基づくツールキットによって対処される3つの重要なギャップ
26	II. 識別されたギャップに対処するためのベストプラクティスに基づくツールキット
43	III. 実務者と組織のための資源
48	IV. フレームワークの制限
49	<b>第4章</b> PMIとNASSCOM CoEが組織をどのようにサポートできるか
51	付録
63	あとがき
64	執筆者

本書は、PMIとNASSCOM CoEによる「Playbook for Project Management in Data Science and Artificial Intelligence Projects」の日本語訳です。

# はじめに



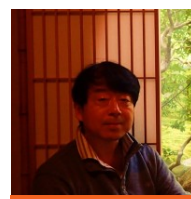
AI活用に関しては多くの場合、AI技術、データサイエンス、それらを実現する製品やプラットフォームなど、技術面での考慮や実践が優先して語られます。しかし、AI活用を通じて、目的とする成果を得るためには、それらをプロジェクトとして立案・推進し、結果を導き出すプロジェクトマネジメントの活動も、重要な役割を担っています。加えて、Data Science and AI (DS/AI) を活用したプロジェクトを成功させるには、従来のITプロジェクトとは異なる視点や進め方も必要となります。

2020年1月に活動開始したPMI日本支部の「AI@Work Study Group」では、AIの適用・活用をプロジェクトマネジメントの視点で捉え、あるべき姿や進め方を探究・共有してきました。2020年11月にはPMIが当プレーブックを発表、内容もグローバルな先駆企業・組織の知見が整理されたもので、AI×PMを軸とした我々の視点をさらに拡張・高度化するものとなりました。小林 功氏の素早い翻訳と連携、チームによる内容の捉え直し、PMI Managing DirectorのSrinu Srinivasan氏 (South Asia) ・Ben Breen氏 (Asia Pacific) の翻訳快諾など、志を一つにする多くの方々のお力添えで、日本語版としてご紹介できる運びとなりました。

プロジェクトは、全てがユニークな唯一無二の存在ですが、フレームワークに沿って状況や認識を整理し、知見として蓄積していくことで、成功への再現性・反復性を高めることができます。データサイエンスおよびAIプロジェクトにおいても、その根本は同様であることを、当Playbookは示しています。データサイエンスおよびAIの適用・活用の成功において、プロジェクトマネジメントの視点および当プレーブックが、成功実現の一翼を担っていくことを願っております。

## 武上 弥尋

PMI日本支部 AI@Work Study Group 代表  
日本アイ・ピー・エム株式会社 Data Science & AI Services  
Certified Executive Project Manager, PMP, CSM



私たちの生活シーンの中でも、AIを取り入れたサービスを多く見かけるようになりました。今や多くの企業が成長戦略をAIの有効性と可能性の上で実現しようとしています。一方で実際にプロジェクトを始めると、こんなはずではなかったと多くの課題に直面して、意図した成果を得ないで失敗するプロジェクトも数多く出て来ました。本書はNASSCOM CoEとPMIが、DS/AIプロジェクトのマネジメントに関するリーダーの視点と、ケーススタディを通じて、当初の意図と実際のギャップが何故起きるのかの洞察と対策としてのフレームワークを纏めたものです。

・第1章「ビジネスコンテキストと価値提案」では、AIが生み出す価値の予想と、実際には想定した成果が得られていない原因を、主要な3つの課題：当初の期待に潜むギャップ、成果の定義と測定の困難さ、想定以上に時間が掛かるデータ準備として纏めています。

・第2章「DS/AIプロジェクトの主要な課題」ではこれらの課題を、従来のプロジェクトマネジメントの「伝統的な」手法で対応できない部分が明らかにします。

・第3章「DS/AIプロジェクトのベストプラクティスに基づくフレームワーク」では、DS/AIプロジェクトを推進するために必要な機能を構築するための資源とベストプラクティスに基づくツールキットが纏まって提示されます。

・第4章ではPMIとNASSCOM CoEから得られるサポートを示しています。

本書を通じて、AIを含むプロジェクトを俯瞰して捉えることにより、スタートのフェーズで考慮すべき観点を事前に検討することで、プロジェクトの成功確率を高めることができます。AIとDSに関する技術書は多く出版されるようになりました。しかしプロジェクトマネージャの視点で、AIを含むプロジェクトを円滑にスタートアップして、ビジネス上の価値を継続的に獲得するプロセスに触れた本はまだ少なく、本書が、AIとDSを含むプロジェクトの発展に少しでも寄与すると幸いです。

## 小林 功

PMI 日本支部 AI@Work Study Group  
enFaith.LLC. CEO

# まえがき



AIは私たちの生涯でおそらく最大となる技術の波を創り出しています。AIは地政学的に経済的繁栄を超えて意味を持つように見えます。各国はAIの覇権を確立するため、独自のAI戦略を策定すべく競争しています。分散型開発によって、完全に分散されたイノベーションが推進されます。これは参入障壁が低いことと相まって、「すべての人のためのAI」を追求することを後押ししています。したがって、AIはもはや「秘密のソース」ではなく、人、プロセス、技術に適切に焦点を当てることで、重要な利点を提供し続けるものです。

AIがもたらす理想郷と暗黒郷の未来についてよりバランスを取った見方が生まれるにつれ、焦点はAIソリューションを開発するための「方法」に移っています。AIプロジェクトは非常にコストと時間がかかり、従来のプロジェクトマネジメントフレームワークではワークフローの複雑さを調整できない場合があります。私たちはさらに統一されたフレームワークが組織（サービス会社、新興企業、GCC:グローバル・ケーパビリティセンタ）およびユースケース全体でDSおよびAIソリューションの開発を導くことができるかどうかを調査する必要があります。

プロジェクトマネジメント協会と、NASSCOMのデータサイエンスおよびAIに関するCoE(センターオブエクセレンス)という2つの確立された思想的なリーダーが一堂に会し、DSおよびAI分野における新たなプロジェクトマネジメントプラクティスに関する独自の視点を提供します。この推奨事項は、そのようなプロジェクトをマネジメントする際に、それぞれの段階で、確立されたDSおよびAI実務慣行を持つさまざまな組織にわたる専門家との協議の成果です。

この出版物をお楽しみいただき、実装する価値のあるベストプラクティスをいくつか見つけていただければ幸いです。また私たちはコミュニティを通じた学習を重視する組織として、あなたのフィードバックをお待ちしています。私たちもそこから多大な恩恵を受けることができます。

## Snehanshu Mitra

NASSCOM(全米ソフトウェアサービス企業協会) データサイエンス & AI CEO- CoE(センターオブエクセレンス)



データサイエンス (DS) と人工知能 (AI) は、最近ほとんどの組織や専門家にとって最重要事項です。これはおそらく、有名な理論物理学者のステーブ・ホーキング氏がかつて観察したように、「AIは人類に起こる最良または最悪の事態である可能性が高い」ためです。DSとAIの潜在的なベネフィットは、特にこの困難な時代において、経済成長と繁栄の主要な推進力として多くの人に見られています。有名なコンピューター科学者のAndrew Ng氏は、それをもっと率直に「AIは新しい電気だ」言っています。

しかしながら、多くの組織がDSとAIをその活動に採用するにつれて、この分野の指導者やここで働く人々は、ほぼ神話的な地位を獲得しています。これは、これらの技術がとりわけ高レベルの革新、創造性、スピード、アジリティを必要としているという認識によるものです。AIプロジェクトは、ユニークで「通常の」ビジネスプロジェクトを上回っていると見なされています。

この研究は、AIプロジェクトで多く見られるロマンチックな神秘主義のベールの裏側を覗き込んで、AIプロジェクトが実際にどのように機能し、何がそれらを動かしているのかを確認する試みです。私たちにとって特に興味深いのは、狙ったビジネス上の利益を実現するために、そのようなプロジェクトを効果的かつ効率的にマネジメントする方法の定義です。この定義は、DS/AI環境のプロジェクトマネージャーが「目的に合った」フレームワークを採用して価値を実現するために役立つと信じています。同時に、そのようなフレームワークは、AI主導で働き、マネジメントすることを熱望する無数の他の人々への魅力的な実用的なガイドになります。

NASSCOMのDS/AIのCoEに、この研究に対象分野の深い専門知識と実践的な知恵を吹き込んでくれたことに感謝します。私たちと読者はそこからより多くのことを得ることができます。


## Srinivasan

PMI 南アジア支部/マネージングディレクター



# エグゼクティブサマリ





DSとAIの問題解決力と人間の脳の限界を超えた答えを引き出す能力により、これらの技術分野に対するビジネスの関心と投資に拍車がかかっています。DSとAIは、顧客サービスの自動化、迅速な貸付評価、病理画像の正確な診断、セキュリティ向上のための画像認識、自動運転、スマート灌漑など、あらゆる業界において、驚くべき範囲の問題に関する判断を導きます。



ただし、DS/AIがもたらすソリューションから予測されるベネフィットと、組織が現場で実現できるものとの間には、しばしばギャップがあります。多くの研究では、これらのプロジェクトの高い失敗率と、投資を正当化するための成果が少ないまたは最低限であることを指摘しています。

事前のデータ分析に基づき、PMIは、DS/AIプロジェクトに合わせたプロジェクトマネジメント手法がないことが、高い失敗率の背後にある主な要因であると仮定しました。このプレブックでは、組織やプロジェクトの実務者がDS/AIプロジェクトの成果を向上させるのに役立つ、「目的に合った」プロジェクトマネジメントに向けたフレームワークを構築することで、ギャップを埋めることを目的としています。

このプレブックは、プロジェクトマネジメントのグローバルリーダーであるPMIと、DS/AIの著名な思想的リーダーであるNASSCOM CoEとのコラボレーションの成果です。

業界、地域、組織を横断する形で25の組織のDS/AIリーダーへのインタビューと調査により収集したベストプラクティスをまとめています<sup>1</sup>。このプレブックは、DS/AIプロジェクトのマネジメントに関するリーダーの見解と、現場の実務者が直面した課題とその回避策の考え方の両方を提供します。

<sup>1</sup> プレブックをより緻密なものにするために、二次調査によってインタビュー内容はさらに補足されました。

## インタビューの対象



### 対象となる10の業種

ITeS、半導体、消費者向けパッケージ商品、コンピューター・ハードウェア、農業技術、金融サービス、化学、経営コンサルティング、電気通信および電気機器



### 3種類の組織

GCC（グローバル・ケーパビリティセンター）<sup>【訳注1】</sup>、スタートアップ企業、サービス会社

<sup>【訳注1】</sup> GCC（グローバル・ケーパビリティセンター） オペレーション（バックオフィス機能、企業のビジネスサポート機能、コンタクトセンタ）、およびITサポート（アプリ開発およびメンテナンス、リモートのITインフラ、ヘルプデスク）を処理するための人材とインフラを集中することで生産性を強化する組織。グローバル産業の価値創出及びイノベーションを推進する役割を担う。

## 主な調査結果

88%

調査した組織のうち、88%のAIプロジェクトの実務慣行におけるギャップが報告されています。

21%

2023年のAIプロジェクトの全体でムダとなる部分の21%は、効果的なプロジェクトマネジメント手法でリカバーできます。

76%

組織の76%は、DS/AIプロジェクトに独自にカスタマイズされた方法論を使用しています。

# DS/AIプロジェクトにおける3つの重要な課題が浮上

1

DS/AIプロジェクトに直接適用した場合、従来のプロジェクトマネジメント手法の有効性は限定的

2

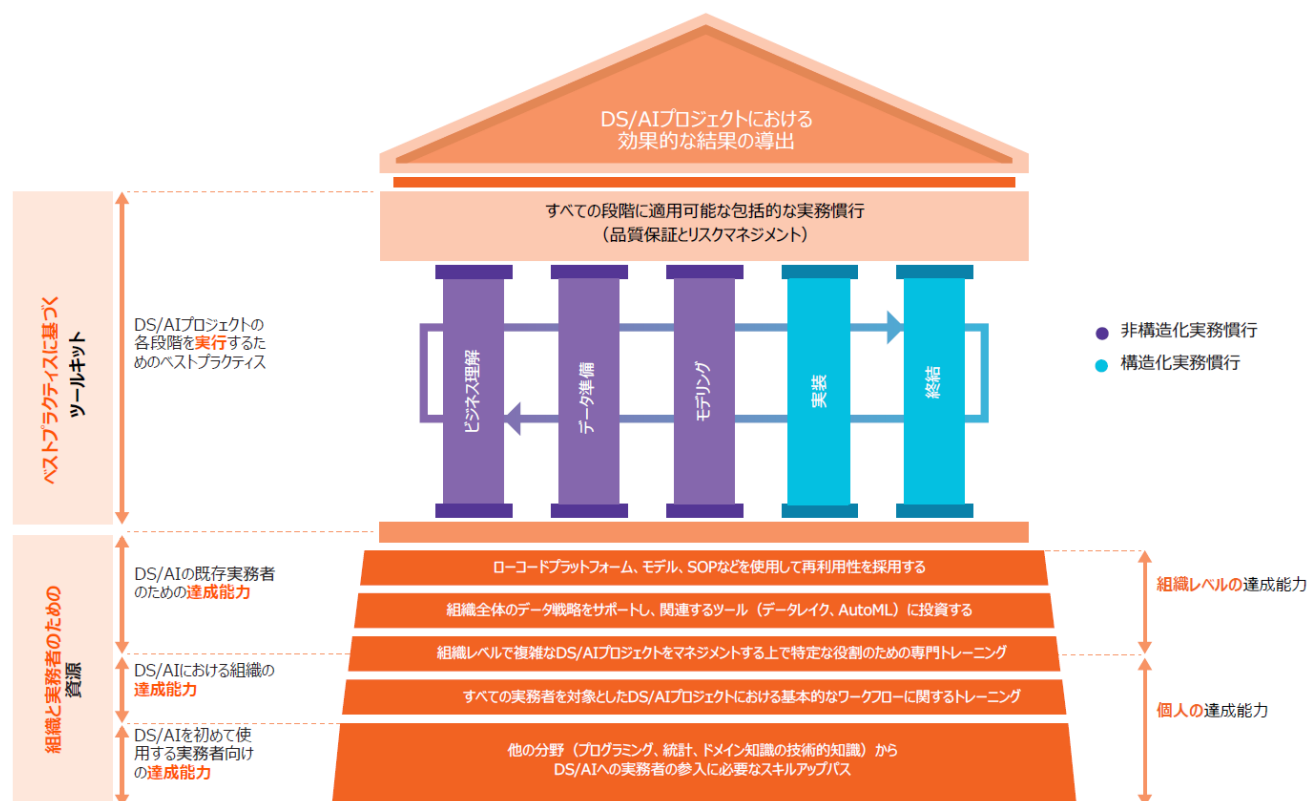
DS/AIプロジェクトでは、実験の必要性が高くなっており、プロセスの順守が非常に困難

3

KPIを設定してビジネス価値を固定することは、データ可用性、モデルの動作、その他の要因に依存するため、成功を定義し測定することは困難

## プレーブックは、以下をカバーするプロジェクトマネジメントフレームワークを提示します

1. 変革的なプロジェクトのベネフィットを実現するため、個人および組織の能力構築のための資源
2. 主要な組織の調査から導き出されたDS/AIプロジェクトの各段階におけるベストプラクティスに基づくツールキット



第3章で上図の拡大版を確認できます。





このフレームワークは、次の方法でチームの達成機能を強化します

- ・ 推奨される「非構造化実務慣行」により、実験を有効にします。
- ・ 推奨するワークフロートレーニング、成功指標のフレームワーク、およびコミュニケーションチェックリストにより、「成功の意味」に方向性を合わせるサポートします。
- ・ 組織全体のデータ戦略、適切な技術および「モデルとデータに基づく再利用可能性」を採用することで、データマネジメントとモデルのメンテナンスに関するベストプラクティスを共有します。

AI採用の過程において組織をサポートする上で、PMIやNASSCOM CoEなどの優れたリーダーの役割は大変重要です。このプレーブックでは、組織のDS/AIプロジェクトマネジメントの成熟度を高めるために潜在的な次のステップを特定しました。

# ビジネスコンテキストと価値提案

世界中の企業がAIを戦略的な優先事項とし、AIプロジェクトにより大きな投資を行っています。

2023年までに、AIシステムへの世界的な支出は980億ドル近くになり、2019年から27.1%のCAGRで成長します<sup>1</sup>。

組織は、これらのプロジェクトが変革のベネフィットをもたらし、投資の倍数でビジネス価値が期待されることを期待しています。

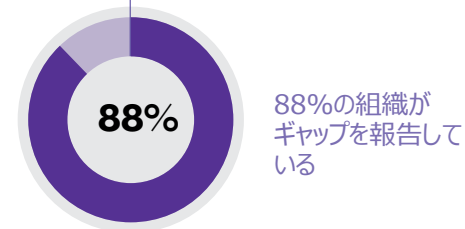
たとえば、認知能力の向上を目的とした人間と機械のコラボレーションによるAIの強化により、2021年までに世界で2.9兆ドルのビジネス価値と62億時間の生産性を生み出すと予測されています<sup>2</sup>。

<sup>1</sup> 新しいIDC支出ガイドによると、AIシステムへの世界的な支出は2023年には980億ドル近くになる。IDC 2020年11月10日、<https://bit.ly/35kVMvP> から取得

<sup>2</sup> ガートナーは、AIの増強により2021年に2.9兆ドルのビジネス価値が生まれると述べている（2019年8月5日）。ガートナー、2020年11月10日、<https://gtrn.it/3eMbN0J>から取得

ただし、これらの技術は比較的新しいため、多くの企業はDS/AIプロジェクトの成功率を向上させる最適な実務慣行を見つけるのに苦労しています。この**調査の対象となった組織の88%が、AIプロジェクトにおける現在のプロジェクトマネジメント実務慣行にギャップがあると報告しています**。これらのプロジェクトで報告された成功率の低さは、私たちの調査結果を裏付けるものです。300の組織を対象とした調査（2015年）では、ビッグデータプロジェクトの失敗率は55%に上がることが明らかになりました<sup>3</sup>。2019年のマサチューセッツ工科大学とボストンコンサルティンググループが実施した最近の調査では、この問題は解決しないことが示されました。この調査では、**10社中7社がAIプロジェクトからの効果が最小限に留まっているか、効果がないことが報告されています**<sup>4</sup>。組織はこれらの統計値により、AIで強化されたプロジェクトから予測される変革的なベネフィットをどのように実現できるかという難題を課せられることとなります。最適とは言えない結果を救う手立ては、より効率的かつ効果的にマネジメントされたプロジェクトにあると私たちは信じています。

### AIプロジェクトにおけるプロジェクト マネジメント実務慣行のギャップ



88%の組織が  
ギャップを報告して  
いる

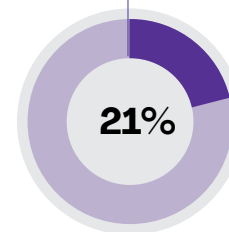
<sup>3</sup> Kelly, J., & Kaskade, J. (2013). CIOs & BIG DATA What Your IT Team Wants You to Know.

<sup>4</sup> Winning with AI. (2019, October 15). MIT Sloan Management Review. Retrieved November 10, 2020, from <https://bit.ly/2JPcNWA>



DSプロジェクトの55%が完了しないか、目標を達成できないという見積もりから算出すると、組織の浪費は2023年に合計で540億ドルになります。このうち少なくとも110億ドルは、AIプロジェクトでの不十分なプロジェクトマネジメント実務慣行に直接起因すると推定されます<sup>5</sup>。したがって、効果的なプロジェクトマネジメント手法により、2023年のAIプロジェクトにおける浪費コストの約21%を節約できると推測されます<sup>6</sup>。

### AIプロジェクトで予測される浪費コストの排除



効果的なプロジェクトマネジメント手法により、2023年のAIプロジェクトにおける浪費コストの約21%を節約できます。

<sup>5</sup> 110億ドルの浪費（2023年におけるAIへの投資980億ドルの11.4%）は、PMIのPulse of Professionの調査（2020年）に基づいています。世界的にプロジェクトのパフォーマンスが低いため、1ドルあたり約11.4%が無駄になっています。2023年でもプロジェクトのパフォーマンスが低いため、約11.4%が浪費コストの妥当な見積もりであり、AI / DSプロジェクトを表していると想定しています。

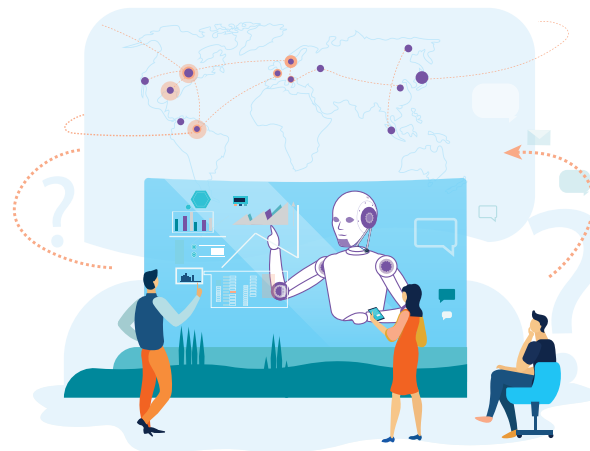
<sup>6</sup> 概算（110億ドル / 540億ドル）。プロジェクトマネジメントが不十分なために110億ドルになり、2023年のAI / DSプロジェクトへの980億ドルの投資のうち540億ドルが無駄になります。

私たちの調査が示すように、この新生期の分野では「目的に合った」プロジェクトマネジメント手法が不足しています。大多数の組織は、アジャイルを含む従来のソフトウェア開発手法を既存の形式でDS/AIプロジェクトに適用しています。しかしながら、これらのプロジェクトはソフトウェア開発プロジェクトとは根本的に異なるため、組織が克服できない課題がいくつかあります。ここでは、現在のDS/AIプロジェクトマネジメントの実務慣行における3つの主要な課題に焦点を当てています。

#### 私たちのファイルから::

DS/AI製品において、スタートアップのプロジェクトチームが、1年間アジャイルを使用しましたが、イテレーション・サイクルのリズムを維持できなかったことを報告しました。彼らは、結果を確実なものにするため、複数のデータとモデルのセットを実験する必要があったため、スプリントの期間と頻度を順守できませんでした。「実行されなかった」スプリントがチームの意欲を削ぎ始めたため、ハイブリッド手法に移行しました。

1. **ビジネスチームは、DS/AIソリューションが持つ可能性と、それらを実装するための独自に準備ができることを過度に期待しがちです。**しかし一般的に、ソフトウェア開発のような他の分野から借用した現在の手法は、DS/AIプロジェクトに対しては制限が多すぎます。DS/AIプロジェクトでは本質的に広範な実験が必要です。また計画したことや準備したものの一部しか、最終結果に結び付くことができません。ただし、ビジネスのステークホルダーのトレーニングを改善することは、これらの問題をある程度軽減するのに役立ちます。





## 私たちのファイルから::

インドの多国籍企業は、DS/AIプロジェクトを立ち上げて、高い収益を生み出すことを期待していました。しかし、着手後3~4か月で、開発チームはROIの期待が非現実的であることに気づきました。これは、ROIが使用率に依存していたためです。使用率はROI期待値の計算では正確に見積もられていませんでした。プロジェクトの開始時に、エンドユーザーの行動や使用率に影響を与える要因に関する質問を特定することは困難でした。

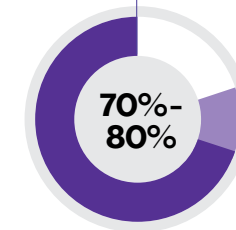


**2. 組織は、プロジェクトの成功を定義および測定することに苦労します。** 適切な指標を適用するには成熟度が不足しており、指標の活用は部分的にしか達成しません。組織が適切な指標を採用しようとする場合でも、効果的に指標を適用する能力との間に大きなズレがあります。DS/AIソリューションにおいては、継続的なモデルのメンテナンスが必要であるということによって、状況はさらに悪化します。これにより、報告できる結果をすぐに引き出すことは困難になります。

**3. DS/AIプロジェクトでは、通常、データ準備に最も長い時間がかかります。**

データ準備は、プロジェクト全体の時間の70~80%を占めることがあります。多くの組織は、データを用意してチームを受け入れてサポートする準備ができていません。チーム間のコラボレーションが不十分なためにデータサイロが起きていたり、品質を確保したデータが利用できなかったりすることが課題であることがわかりました。後者には、組織内の包括的なデータマネジメント戦略の欠如が起因する可能性があります。

データ準備は  
プロジェクトの時間を食い潰す



総プロジェクト時間のうち、70%~80%がデータ準備に占められます。



## 私たちのファイルから

ある大手半導体企業が、回路シミュレータアプリケーションの故障率を予測するプロジェクトに着手しました。データ準備フェーズで、チームには成功した実行結果に関するデータしかなく、失敗した実行結果に関するデータはスペースを節約するために失敗した実行結果に関するデータは削除されていることに気がきました。チームは、故障率の見積りを作成することでこのデータの矛盾を回避しました。これにより、予測の精度が大幅に向上しました。

プロジェクトマネジメントの実務慣行が未成熟であるため、高い業績を示す優秀な人材への過度の依存につながっています。これは、ソフトウェア開発プロジェクトの進化の聡明期を彷彿させます。この「特別な人材」に関するGartnerの見解は、「AIプロジェクトの80%は錬金術であり、その才能が組織内で広がらない“魔法使い”によって実行されている」ことを明らかにしています。

DS/AIプロジェクトのプロジェクトマネジメントにおける成熟度が高まるにつれ、組織内のいくつかの熟練者の並外れた執行への依存度を下げることができます。これにより、DS/AIソリューションを拡大し、より大きなチームがより影響力のあるソリューションに向けて協力して作業できるようになります。したがって、DS/AI技術の潜在能力と実現可能性をより有効に活用するためのプロジェクトマネジメント実務慣行が急務です。

この分野で働いている専門家が、その要求事項の必要性を証言するでしょう。2018年に主要なデータサイエンス会議で実施された調査では、データサイエンティストの85%が、より良いプロセスを採用することで結果が改善されるだろうと回答しています。私たちの調査はこの主張を裏付けており、調査参加者の大多数はDS/AIプロジェクトに合わせた実務慣行がとて必要であることを表明しています。

このプレーブックがDSプロジェクトとAIプロジェクトの両方に対応している理由は、DSプロジェクトとAIプロジェクトの両方が酷似しており、類似のワークフローと基礎知識が必要であるため、相互に関連していると見なしているためです。これは、ほとんどの組織がDSプロジェクトとAIプロジェクトをマネジメントするために同じ方法を使用しているという私たちの調査結果からも証明されています。

とはいえ、複雑さの点で両者には違いがあることを認識しています。たとえば、AIプロジェクトは、DSプロジェクトより多くの、画像やビデオなどの形式の非構造化データを処理します。

ただし、プロジェクトマネジメントには根幹となる同じ方針を適用する必要があることがわかっています。したがって、プロジェクトマネジメントの観点から、AIプロジェクトとDSプロジェクトについては、同じ実務慣行を活用すること推奨します。

データ解析やDSプロジェクトにおける曖昧さのレベルは、ソフトウェアプロジェクトで見られるものよりもはるかに高くなっています。私は、これらのプロジェクトにおけるプロジェクトマネジメントの見方を変える必要性について話してきました。誰かがこの問題に取り組んでくれることは非常にありがたいことです。

**NIMISH GUPTA**

トップグローバル経営コンサルティング会社のDSリーダー

## この研究の価値提案

私たちの重主要な仮説は、DS/AIプロジェクトは、「目的に合った」プロジェクトマネジメントフレームワークを利用すれば、潜在的なビジネス価値を実現できるというものです。DS/AIソリューションの大きな可能性と、調整されたプロジェクトマネジメント実務慣行適用がその可能性を切り開く重要な機会をもたらすことを考えて、このブレイクブックでは、より良い結果を提供するためのベストプラクティスに基づくフレームワークを提供します。私たちは、この研究を通じて、世界中の著名な組織のDS/AIリーダーの経験を活用することにより、実務者中心のフレームワークを開発しました。組織は、これらの実務慣行を適用することで、DS/AIプロジェクトが変革をもたらす成果を推進すると信じています。

## 第2章

# DS/AIプロジェクトの 主要な課題



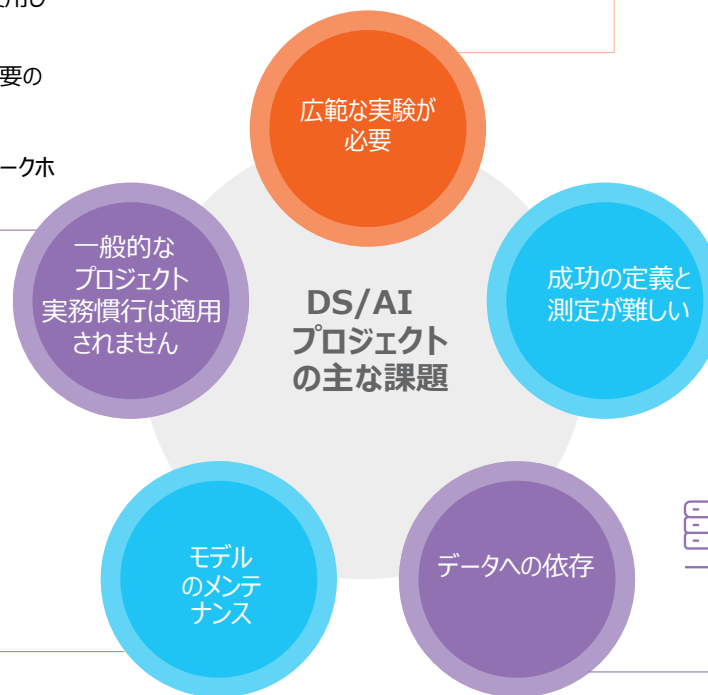
- 76%の組織が、カスタマイズされた方法論（CRISP-DM、アジャイル、ウォーターフォールなどの実務慣行の組合せ）を使用しています。
- これらのプロジェクトでは、作業の垂直スライスを提供する必要のあるアジャイルとは異なり、作業の水平スライスが必要です。
- ただし、各フェーズの実施には、高度な反復と継続的なステークホルダーのマネジメントが必要です。



- ソフトウェアプロジェクトとは異なり、結果の精度を維持し、改善するには、DS/AIモデルを再トレーニングする必要があります。
- プロジェクトが「完了」したように見えた後でも、一貫したレビュー、監視、品質マネジメントが必要です。

図 2.1

### 課題の概要



- 85%の組織が、DS/AIプロジェクトのほとんどの段階で広範な実験が必要であると回答しています。
- この傾向は研究開発プロジェクトとほぼ同じですが、AIプロジェクトは通常、より厳しいビジネス上の制約の下で運営されています。



- 幅広い成功基準とKRAが存在するものの、48%の組織が基礎となるKPIの決定が上手く行っていません。
- 品質データの欠如やモデルのメンテナンスにより問題が生じます。
- ビジネス価値がより大きなイニシアチブの一部である場合、その価値をAIだけに帰属させることが難しくなります。



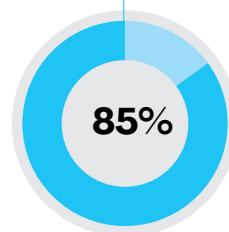
- 世界中の5,400万人のデータ作業者が、就業時間の44%を成功に結び付かないデータ作業に費やしています。
- データサイエンスモデルには高品質のデータが必要ですが、そのモデルは仕様主導のソフトウェアプロジェクトよりもあいまいです。

DS/AIプロジェクトをマネジメントするチームは、個々のプロジェクトに固有の課題に取り組んでいます。図2.1に要約されているように、私たちの研究により、DS/AIこれらのプロジェクトと他のプロジェクトとの違いが明らかになりました。これにより、ソフトウェア開発プロジェクトなど、他のプロジェクトとはまったく異なる課題が発生します。したがって、他のプロジェクトでは適切である従来のウォーターフォールとアジャイル実務慣行は、DS/AIプロジェクトでは概して満足いく結果を出すことができません。下記は、図2.1と同じ主な課題ですが、25の組織のDS/AIリーダーとのやり取り、および追加の調査から収集した結果をより詳細に示しています。

### 学術的には、DS/AIプロジェクトは、広範な実験を必要とする研究開発プロジェクトに類似しているため、プロセスの順守が困難になります。

- ・ 私たちが話した組織の85%が、DS/AIプロジェクトにはほとんどの段階で広範な実験が必要であると報告しています。この実験の必要性により、DS/AIプロジェクトは研究開発プロジェクトにいくらか類似したものになり、今日のビジネス環境では資源制約があるきびしい場所に置かれます。研究開発プロジェクトとは異なり、これらのプロジェクトチームは、ステークホルダーをマネジメントし、定期的な更新を提供すると同時に、スコープと時間の要求事項があまり分かっていないタスクをマネジメントすることが求められています。この特徴は、ビジネス理解のフェーズからモデリングの初期フェーズで最もよく見られます。

#### DS/AIプロジェクトでの広範な実験



**85%**の組織が、DS/AIプロジェクトには広範な実験が必要であると回答しました。



- 同様の見解は、Google BrainやDemand Jumpなどのスタートアップ企業のDS/AIプロジェクトで使用される手法からも読み取れます。これらの企業では、調査研究フェーズでは非構造化手法を、展開フェーズではより構造化された手法を提唱しています。
- 実務者は、これらのプロジェクトでアジャイル手法などの確立されたプロセスを順守することが難しいと感じています。アジャイルのような確立されたプロジェクトの実務慣行には、時間とスコープのある程度の見積りが必要ですが、特にDS/AIプロジェクトの初期段階では、これを行うのは簡単ではない場合があります。
- このような特有の課題を十分に理解していないと、ビジネス チームとのコミュニケーションの問題が発生し、ビジネス理解のフェーズからモデリング・フェーズで、想定以上に時間がかかってプロジェクトが延長されることがわかりました。

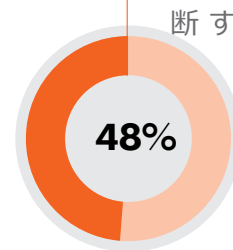
**実験が多いため、得られた結果に基づいた  
問題定義が無効になる可能性があります。**

GOPALAN OPPILIAPPAN  
半導体業界のAIリーダー

## 成功の定義と測定の難しさ

- 調査対象の組織のほぼ半数は、プロジェクトのビジネス理解のフェーズで幅広い成功基準である主要業績評価指標（KRA）が一般的に確立されており、基礎となる主要業績評価指標（KPI）の決定には課題があることが分かっています。プロジェクトの開始時に、成功を定義するためにKPIを設定し、それによりビジネス価値を固定することは困難になります。データの可用性と品質、モデルのトレーニングと動作などの要因が、成功指標の価値に影響を与えます。

## 重要業績評価指標 の決定の難しさ



48%の組織が、DS/AIプロジェクトのビジネス理解のフェーズでKPIを決定することは難しいと回答しました。

- プロジェクト完了直後に、プロジェクトの成功の可否を判断できないことがよくあります。結果の精度を向上させるために、展開後にモデルのメンテナンスと改良が必要です。さらに、そのようなプロジェクトでは、いつ「十分に良い」ソリューションを達成したか、そしてチームによるさらなる努力が価値ある改善につながるかどうかを判断することは困難です。
- 一部の組織は、AIソリューションはビジネス上の利益をもたらすより大きな製品またはソリューションのサブセットである可能性があるため、ビジネスの成功をAIソリューションに求めることは難しいと回答しています。

“**DS/AIプロジェクトの成功指標を定義することは「困難」です。優れた精度を有するモデルであっても、必ずしもそのアウトプットがビジネス上の利益をもたらすものではありません。**”

**STEVE NOURI**

Forbes技術カウンシルメンバーおよびLinkedInの主要なインフルエンサー

## データ可用性と品質への大きな依存、およびデータモデルの動作により、結果の不確実性が高まります。

- DSプロジェクトでは、データから見識をあぶりだすために、データクレンジングと探索が必要です。これは、ソフトウェアプロジェクトと比べ独特ですが、どちらの種類プロジェクトにも大規模なプログラミングが必要です。DS/AIソリューションを開発している会社であるDomino Data Labからの以下の洞察は、この問題をうまく説明しています。「仕様を実装するソフトウェアとは異なり、モデルは確率論的評価に基づいて動作を定めます<sup>1</sup>。」
- 2019年のIDC-Alteryxデータ準備調査では、世界中の5,400万人のデータ作業者が勤務時間の44%を失敗したデータ活動に費やしていることが明らかになりました<sup>2</sup>。コラボレーションの欠如、要求事項の不明瞭さ、データソースに関する知識の欠如などが、彼らが直面する課題です。
- ソフトウェアプロジェクトでは、不確実性は主に顧客の要求事項の変化によるものであり、プロジェクトの実現可能性を予測できないことはほとんどありません。ただし、いくつかの研究で指摘されているように、DS/AIプロジェクトには不確実性があります。「データサイエンスでは、顧客に要望がある場合、経験豊富なデータサイエンティストでさえ、それが実現可能かどうかわからない場合があります」と、probabilisti.coのデータサイエンスの思想的リーダー兼プリンシパルデータサイエンティストであるBrian Godsey氏は述べています<sup>3</sup>。ブティックDSコンサルティング会社であるData Syndromeの主任コンサルタントであるRussel Journey氏が強調しているように、どの見積りにも大きく不確実な要素が含まれています。「見積りが100%以上ずれていることが多い、ソフトウェアエンジニアのような比較的新しい分野でさえ、データサイエンスのプロセスよりも確実だと言えます」とJourney氏は述べています<sup>4</sup>。

“仕様を実装するソフトウェアとは異なり、[DS/ AI]モデルは確率論的評価に基づいて動作を定めます。”

PRINCE THOMAS

IT業界の主要な多国籍企業の分析リーダー

<sup>1</sup>データサイエンティストと予測モデルの構築との関係（2019年10月16日）。Dataconomy、2020年11月10日、<https://bit.ly/38wyIfB>から取得

<sup>2</sup>IDCによるデータサイエンスと分析の状態レポート（2019年4月）

<sup>3</sup>Godsey, B（2017年1月25日）。より良い結果を得るために顧客と話す方法。Towards Data Science、2020年11月10日、<https://bit.ly/2UeGm67>から取得

<sup>4</sup>ソフトウェアエンジニアリングとしてのデータサイエンスのマネジメント。データサイエンスプロジェクトマネジメント、2020年11月11日、<https://bit.ly/2GSxrnK>から取得

## 一般的なプロジェクトマネジメント手法のほとんどは、DS/AIプロジェクトに直接適用した場合の効果は限定的です

- DSプロジェクトでは、たとえば、モデリング前のデータクレンジングに焦点を当てるなど、作業を水平方向にスライスする必要がある場合があります。これは、ウォーターフォール方式のフェーズに似ています。このアプローチは、エンドツーエンドの垂直作業の頻繁な出荷を促進するアジャイルとは完全に異なります。
- ただし、各フェーズの実施には、高度な反復と継続的なステークホルダーのマネジメントが必要です。
- 調査対象の組織の76%は、AI/DSプロジェクトをマネジメントするためにカスタマイズした方法論を使用していると回答しています。これは、CRISP-DMライフサイクルとウォーターフォールのステージゲートアプローチ、およびアジャイル手法の反復性を組み合わせたものです。

### カスタマイズされたプロジェクト マネジメント方法論の使用

# 76%

調査を行った組織の76%は、プロジェクトをマネジメントするためにカスタマイズした方法論を使用していると述べています。

DS/AIプロジェクトに対応したフレームワークが欠如しています。これらのフレームワークのほとんどは、ソフトウェア開発に関連するものです。

**SAYANI NAG**  
インド最大のコングロメイトの  
小売分析責任者

**実装後のモデルのメンテナンス計画は、より予測可能な振る舞いをする傾向があるソフトウェアアプリケーションとは異なり、予測できないモデルのパフォーマンスに取り組むための重要な要素です**

- 結果の精度を維持・改善するには、DS/AIモデルを再トレーニングする必要があります。言い換えれば、データサイエンスモデルは「世界が変化するにつれて変化する」ということです。（ドミノデータラボ、2018年）
- これにより、実装後のフェーズで、モデルのメンテナンスとガバナンスの重要性が高まります。モデルを確認しないままにすると、自己補強型のフィードバックループが生成されたり、自己キャンセルされたりする可能性があるためです。プロジェクトが「完了」したように見えた後でも、一貫したレビュー、監視、品質マネジメントが必要です。

標準的なフレームワークでも、適用分野の性質と試行が、様々な方法でプロジェクトに取りかかることを意味します。

**RAJKUMAR DAN**  
コンピュータハードウェア業界のデータサイエンスリーダー



## 第3章

# DS/AIプロジェクトのベストプラクティスに基づくフレームワーク

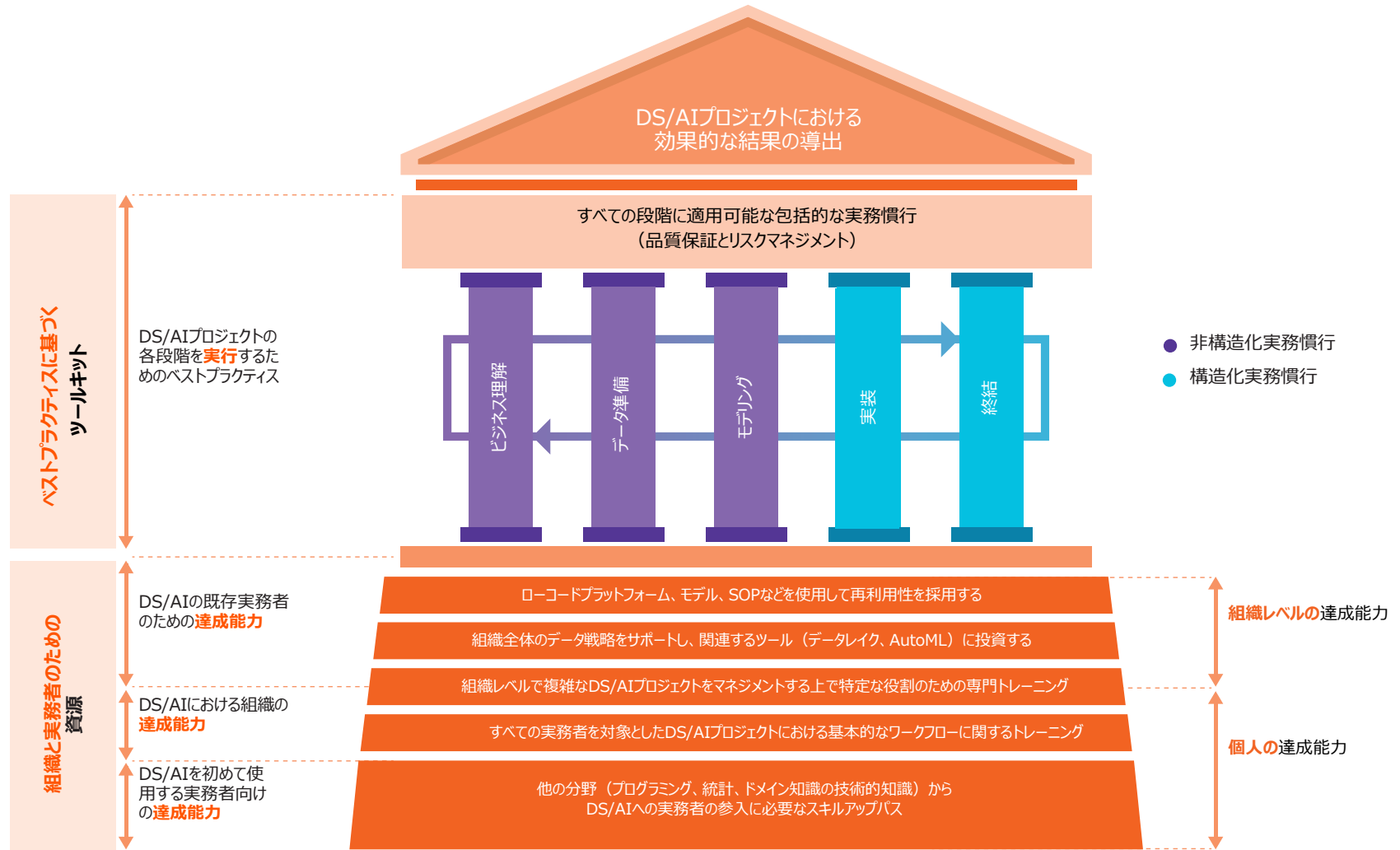
私たちの調査では、DS/AIプロジェクトの固有の要求事項に適合するプロジェクトマネジメントフレームワークの必要性について最初の根拠を検証します。実務者から提示された証拠と、この分野の企業の経験に関する調査結果を検討した後、ベストプラクティスを選択しました。この章で紹介するフレームワークは、2つの重要な部分で構成されています。



1. 個人や組織が、変革をもたらすビジネス成果のためにDS/AIプロジェクトを推進するために必要な機能を構築するための資源。
2. DS/AIプロジェクトの各段階に対応するベストプラクティスに基づく**ツールキット**。状況に応じて、実務者はこのツールキットから適用する実務慣行を検討する場合があります。

ツールキットのほとんどの実務慣行はプロジェクト中に使用できますが、資源はプロジェクトを開始する前に開発または取得される必要があります。

図 3.1  
**資源とベストプラクティスに基づく  
 DS/AIプロジェクト用のツールキット**



## このフレームワークは、次の方法でDS/AIプロジェクトの固有のニーズを満たすチームの能力を強化します



**実験の実現** このフレームワークでは、ビジネスの理解からモデリングまでの段階において「非構造化実務慣行」に従います。これには、全ての段階で固定された包括的なタイムボックス内で行われる、複数の不均一なイテレーション・サイクル（作業範囲ごとに柔軟なスケジュールですが、開始前にコミットされます）が含まれます。これにより実務者の実験の必要条件を満たすことができます。モデルが実装に近づくにつれて、定期的なスプリントや製品の増分によるアジャイルといった構造化実務慣行に従うことをお勧めします。

**「成功の意味」の調整支援** ビジネスチーム向けのプロジェクト・ワークフロー・トレーニング、成功指標のフレームワークの使用、および高レベルのコミュニケーション・チェックリストの開発を促進します。これらは、ステークホルダーの期待値と幅広い成功指標との調整を促進します。最初にこれらを定義し、時間の経過とともに洗練します。

### データマネジメントとモデルのメンテナンスに関するベストプラクティスを共有

データ準備とモデルの動作がAIプロジェクトの成功を大きく左右するため、組織全体のデータ戦略、データレイクやAutoMLなどの技術、モデルとデータベースの再利用性を採用するための基盤をします。ベストプラクティスでは、ターンアラウンドタイムを直接改善するか、データ準備などの反復的なアクティビティからDS実務者を救う可能性があります。ただし、技術への投資に対する組織の意欲、およびスタッフのトレーニングや採用にかかるコストによって適用の程度は異なります。



**アジャイル、ウォーターフォール、機械学習操作（MLOps）の側面の組合せ** フレームワークは、DS/AIプロジェクトのライフサイクルを、CRISP-DMやウォーターフォールと同様の5つの大きな段階に分解します。実装と終結という後半の段階は比較的構造化されているため、アジャイルのような反復的な実務慣行に適しています。MLOpsのようなコラボレーション手法は、実装フェーズに適しています。より多くの柔軟性を必要とする初期の段階では、包括的なタイムボックス内の複数の不均一なイテレーションサイクルの比較的構造化されていない実務慣行を、フレームワークでは提案しています。



チームリーダーだけでなく、**チームメンバーに対するフレームワークの影響を認識**します。並行して、実験と失敗を通じて、このフレームワークを中心に構築される**動的な組織の知識と能力の必要性を認識**します。

## ベストプラクティスに基づくツールキットが 対処する3つの重要な相違点

右の表は、DS/AIプロジェクトのライフサイクルにおける上位3つの相違点と、それらの相違点に対処するために提案されたツールキットを示しています（プロジェクトライフサイクルの順序に従って示されています）。

段階	現在の実務慣行とのギャップ	それらに対処するためのベストプラクティスに基づくツールキット
<b>段階1.</b> ビジネス理解	ビジネスチームによるDS/AIソリューションの可能性を過大評価すると、非現実的な期待につながります。その結果、スケジュールが延長し、スコープが変更されます。	a) 要求事項に応じて適切なタイムボックスやスコープボックスを持つ不均一なイテレーション・サイクル b) 全ての段階にわたり重要であり現実的なタイムボックス c) 期待値設定するのに役立つチェックリストやSOP(標準作業手順書) d) DS/AIプロジェクト・ワークフローに関するビジネスチームと開発チームの基本的なトレーニング、およびAIの可能性と制限
<b>段階1.</b> ビジネス理解 及び <b>段階5.</b> 終結	最初に成功指標と基礎となるKPIを定義し、プロジェクト終了直後にそれらを測定することは困難です。	a) DS/AIプロジェクト・ワークフローのトレーニングによる実務機能の強化 b) 3E（効率、有効性、経験）の成功指標を使用し、ビジネスニーズに応じてそれらを適合
<b>段階2.</b> データ準備	コラボレーションの欠如と、ラベル付けされたデータの入手不可によるデータサイロのために、多くの時間と労力を消費します。	a) ビジネス、クライアントチーム、データサイエンス、エンジニアリングチーム間で必要なデータ収集のためのコラボレーション。学際的なチームコラボレーションのモデル（システムビュー）（PMI、MIT、INCOSE、2017）は、チームコラボレーションの改善とデータサイロの解消に役立つ。 b) 組織の投資意欲に応じて、データレイクやAutoMLなどのデータ収集と準備を自動化するツールの採用を検討

## 識別されたギャップに対処するためのベストプラクティスに基づくツールキット

このセクションでは、さまざまなプロジェクト段階で従うべきベストプラクティスを提示します

### A) ビジネスの理解、データ準備、モデリングのための「非構造」 ベストプラクティス

#### I. 要求事項に従って事前に定義された適切なタイムボックスとスコープを使用したイテレーション

均一なペースを規定することなく、タスクの推定スコープに従ってタイムボックス内で実験を自由に行うことができます。包括的な目標はありますが、個々のイテレーション・サイクルごとに詳細なバックログを作成する必要はありません。この段階では、追跡が難しいため、定期的にタイミングを合わせたアジャイル・スプリントはお勧めしません。ただし、実務者は、これらの実務慣行を放棄すると、アジャイル・スプリントをフォローしているチームの日常業務とコミットメントが損なわれる可能性があることに注意する必要があります。不均一なイテレーションにより、チームは、日常業務と広範な実験とのバランスを取る必要性によって引き起こされる燃え尽き症候群を回避できます。これは、調査中に観察されたものです。ビジネスのステークホルダーとのコミュニケーションは、これらのイテレーション全体で継続的に発生する可能性があり、その期間は、手元にあるタスクと資源の複雑さに依存する可能性があります。





## ベストプラクティスに基づくツールキット

### II. ステージ全体をタイムボックス化し、スコープ定義を制限して、ステージの予期しない拡張を回避します

- ステージには任意の数のイテレーション・サイクルがあり、要求事項に適したタイムボックスがあります。ただし、ステージ全体の包括的で現実的なタイムボックスと「スコープボックス」により、予期しない拡張を防ぐことができます。スコープを限定することは、スケジュールの計画外の拡張を回避するために重要です。
- この方法の制限は、タイムボックスの見積もりがチームの成熟度と問題の複雑さに依存することです。チームは、割り当てられた期間内に最適なスコープを考え出すことができない場合があります。



III. アジャイルの「スパイクストーリー」手法は、DS/AIプロジェクトの研究のニーズに合わせてアジャイル実務慣行<sup>1</sup>を適応させるための回避策として、この段階で使用できます。

#### ・スパイクとは何ですか？

スパイクとは、「ユーザーストーリー」の配信に先立って、チームの能力の特定の部分が費やす実験です。これにより、開発者はストーリーの未知の要素に関する十分な情報を取得し、それを効果的に見積もることができます。それらはタイムボックス化されており、通常、開発やコードの一部につながることはありません。技術詳細について、チームはPMIのDisciplined Agile ツールキットを参照できます。

<sup>1</sup> スパイクとは何ですか、誰がそれを入力する必要がありますか、そしてそれをどのように表現するのですか？（2016年9月13日）。Leading Agile。2020年11月10日、<https://bit.ly/2It5W4K> から取得

## ベストプラクティスに基づくツールキット

### • スパイクはいつ使用されますか？

- スパイクはさまざまな状況で使用できます：
  - ストーリーが大きすぎるか、複雑すぎる
  - 実装またはサードパーティのツールまたはライブラリがチームに十分に理解されていない
  - チームがストーリーを推定できない
  - 潜在的な制限によるストーリーの完成するかわからない
  
- スパイクには大きく2つのタイプがあります：
  - 機能スパイク：
    - 複雑なストーリーの作業分解
    - リスクと複雑さの特定と軽減
  - 技術的なスパイク：
    - 開発するか購入するかの決定
    - 新しいユーザーストーリーの影響の理解
    - ソリューションアプローチの評価

### • DS/AIプロジェクトに使用できますか？

実験を可能にするために、チームはスパイクを作成し、他のプロダクト拡張のアイデアとともにバックログに追加します。通常のストーリーとは異なり、成果物自体の進歩は期待されていませんが、不確実性を減らし、計画と意思決定を改善するために、研究から得られた情報の進歩が期待されています。たとえば、ユースケースとして、関係者とのインタビューを実施することで、モデリングの目的であるDS/AIプロジェクトの主要なビジネスベースへの依存関係と推進要因を特定するためのスパイクストーリーができます。

しかし、それでも実験が十分自由でないかもしれません。これは、スパイクストーリーが「スリッページ」と見なされ、均一なタイミングのスプリントに収まる必要があるためです。これらの均一なタイミングのスプリントで期待される研究成果を達成することは、DS/AIプロジェクトにとって課題となる可能性があります。したがって、スパイクストーリーの使用は、組織のリーダーシップがアジャイル実務慣行の適用を義務付けている場合にのみ主に役立つ可能性があります。

## B) ステージを理解するビジネスのためのベストプラクティス

### I. チェックリストとSOP(Standard Operating Procedures: 標準作業手順書)の使用

SOPプロセスの順守と効率が向上します。ただし、組織はこれまで、DS/AIプロジェクトでこれらを広範囲に使用することを避けてきました。これは、これらが実験を妨げる可能性のある拘束力のある実務慣行と見なされているためです。これまで、SOPは展開の段階において、実務慣行の大部分が構造化された形で主に使用されていました。調査対象の組織のほぼ45%が、ビジネス理解の段階でSOPを使用していると報告しています。これらのSOPは、この段階で必要な情報に関するガイドラインを提供して、より良い期待値設定を可能にし、現実的な成功指標を導き出すことができます。



図3.2

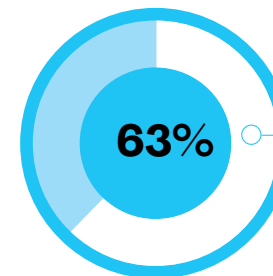
## ビジネス理解段階のための チェックリストの具体例

- 背景（プロジェクトがどのように進んできたか）
  - ・ プロジェクトの必要性の原因の特定（重要度と優先度）
  - ・ 主要なステークホルダーの特定とコミュニケーション計画に関する合意
- プロジェクト計画とリスク軽減
  - ・ プロジェクトのレビューと要求事項の収集（範囲内/範囲外）
  - ・ フェーズの定義とタイムラインとマイルストーン（プロジェクト上の関所）を含む初期スケジュール
  - ・ インフラストラクチャ資源と人的資源の要求事項の要求事項と承認
- 調査（ブレインストーミング、二次調査、過去の研究への参照など）
- バリュプロポジション（たとえば、ROI、正味現在価値、回収期間）
- プロジェクトチームの構成要素を決定（たとえば、データエンジニアリングチームのサポートが必要かどうかを理解する）
- 「成功と終結」の定義
  - ・ BOT(Build-Operate-Transfer)方式契約を作成する
  - ・ 実装後のKPIに関する合意
  - ・ 影響の測定と承認プロセスに関する合意
- 主要なステークホルダーからのプロジェクトスコープの承認

## ベストプラクティスに基づくツールキット

### II. トレーニングと資源要求事項を理解するためのコンピテンシーマッピング

エグゼクティブの63%が、スキルの欠如がAI技術を採用するための主要な障壁として挙げています<sup>2</sup>。これは、過去数年間のAIの成長が、AI実務者向けのコンピテンシーモデルの開発を上回ったためであると考えられます。コンピテンシーマトリックスは、プロジェクトに必要な既存スキルを評価し、追加資源とトレーニングの何が必要かを決定するのに役立つ仕組みです。このマッピングは、データサイエンスのプロセスの成熟度を向上させ、少数の専門家のデータ実務者への過度の依存を回避するのに役立ちます。DS/AIのコンピテンシーフレームワークとマトリックスには、IBMのデータサイエンスのスキルコンピテンシーモデル<sup>3</sup>など、かなりの数が存在します。しかしながら、実際にそれらを活用している組織はほとんどありません。私たちの調査では、コンピテンシーマッピングを実施したとの報告がある組織は1つだけでした。次のページのコンピテンシーマップを参照してください<sup>4</sup>。DS/AIプロジェクトの各段階で必要とされる主要なスキルに焦点を当てています。



エグゼクティブサイトの  
63パーセント  
スキルの欠如

AI技術を採用する  
ための主要な障壁

<sup>2</sup> 2018年のOxford EconomicsとIBM Institute共同のAI /コグニティブコンピューティングに関するビジネス価値の調査

<sup>3</sup> データサイエンススキルコンピテンシーモデル、IBM Analytics、2020年

<sup>4</sup> データサイエンスコンピテンシーフレームワーク、Data to Decisions CRC、2017年

図3.3

### DS/AIコンピテンシーマップ

ビジネスの理解	データ準備	モデリング	実装	終結
プロジェクトのスコーピング (背景、目的、優先順位)	データの可用性、情報源の特定、データマネジメントの習得	人気のある分析手法の認識	ユーザー受け入れテスト	成功の測定と価値の追跡 (プロジェクトの成果と実装後のKPI)
ステークホルダー・マネジメント (リーダシップ、コミュニケーション、チーム/マネジメント)	データ収集	モデル開発	効果的な展開のための Model Opsの知識と展開後のメンテナンス	プロジェクトの報告とフィードバック (プロジェクトとチームのパフォーマンス、作成されたモデル、特許出願の可能性)
対象領域の理解	データ前処理	モデル検証とテスト	移行計画の作成	知財マネジメント
ビジネス洞察力の開発	データのクリーニング		展開のための高性能コンピューティングインフラストラクチャ	
コミュニケーション計画策定	データ監査			
バリュープロポジションの開発 (NPV、ROIなどの計算)	データ準備			
	探索的データ分析			
	情報セキュリティとGDPRコンプライアンス			
リスクマネジメント (リスクの特定、コミュニケーション、軽減)				
品質保証 (品質測定およびマネジメントプロセス)				

技術スキル (ビッグデータスキルとデータサイエンスツールに関する知識)

問題解決スキル (批判的思考、意思決定)

(データサイエンスコンピテンシーフレームワーク、Data to Decisions CRC、2017年に基づく)



## AIサービス スタートアップの役割に基づく コンピテンシーマッピング

画像認識ソリューションを構築するAIサービスを提供する、あるスタートアップには、15人を超えるデータサイエンティストと50人を超える他の役割の従業員からなるチームがあります。チームは、ソリューションを構築する開発チーム、ソリューションの製品化のための育成チーム、テストのための検証チーム、およびクライアントとの窓口となるプロジェクトマネジメントチームで構成されています。

最初は、最小限のプロジェクトマネジメント実務慣行とスキルマップから始めましたが、組織の成長に伴い正式なプロセスを構築しました。成長するチームを合理化するために、DS/AIの役割や他のプロジェクトマネジメントプロセスに必要なスキルを特定するためのコンピテンシーマトリックスを採用しました。たとえば、DS/AIプロジェクトマネージャに必要なスキルには、プロセスの知識（チームへの新規参入プロセス、システムアーキテクチャ、インフラストラクチャ要求事項）と実践的なマネジメントスキル（MSプロジェクト、プロジェクトの計画とスケジューリング、原価計算、リスクマネジメント、サービス提供契約書と作業範囲記述書の作成）などがあります。さまざまなプロジェクト種類に応じたロールマップも作成され、さまざまな役割に対し、必要なスキルや成果物を対応付けしました。



コンピテンシーマップにより、組織はさまざまなプロジェクトに必要な追加の資源を特定できるようになり、予算編成プロセスがより効率的になりました。従業員は、「経験豊富で他の人を育成できる」、「経験が豊富である」、「新規参入者」、「研修生」などのスキルレベルで等級付けされます。これは、従業員の業績評価中にスキルギャップと設定した目標に向けた研修要求事項を特定するのに役立ちました。この手法の採用により、スタートアップはわずか6か月でクライアントのプロジェクト規模を3倍までスムーズに拡大することができました。

## C) データ準備段階のベストプラクティス

I. **組織は、ビジネス、クライアントチーム、データサイエンス、エンジニアリングチーム間のデータソーシングの**コラボレーションの必要性を認識**していますが、それを実務慣行としている企業は多くありません。** CIOのなんと80%が、AIプロジェクトの失敗の理由としてコラボレーションの課題とデータのサイロ化を挙げています<sup>5</sup>。私たちの調査によると、組織内のプロジェクトチームの68%がビジネスチームやクライアントと協力してデータソースを特定していますが、協力度を改善する余地があります。コラボレーション度合いが目的のレベルを下回っているか、組織が必要なコラボレーションの量を認識していないことがデータから推測されます。この観点で進展している組織がります。IBMの183人のデータサイエンス実務者を対象にした調査では、データサイエンスチームは非常に協力的であり、DSプロジェクト中にさまざまなステークホルダーと協力しながら、多様なツールを活用していることが示されました<sup>6</sup>。

図 3.4  
データサイエンスチームの役割ごとのコラボレーション率

役割	報告されているコラボレーション比率
エンジニア/アナリスト/プログラマー	99%
コミュニケーター	96%
研究者/データサイエンティスト	95%
マネージャー/エグゼクティブ	89%
ドメインエキスパート	87%

Source: Zhang, Muller, Wang, April 2020

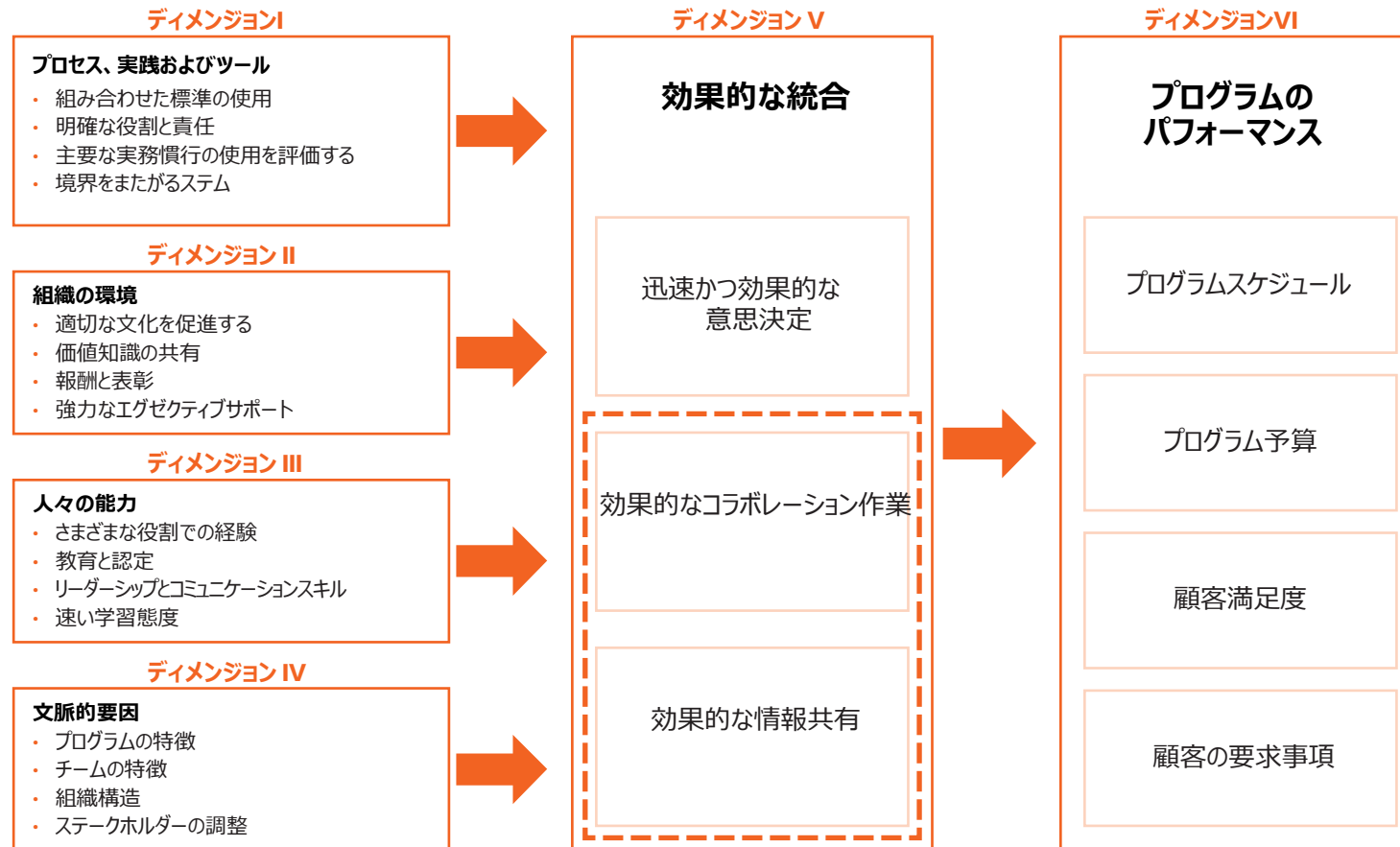
<sup>5</sup> 2018 Trend Report: Enterprise AI Adoption, Databricks, 2018

<sup>6</sup> How do Data Science Workers Collaborate? Roles, Workflows, and Tools”, Zhang, Muller, Wang, April 2020

PMI、マサチューセッツ工科大学（MIT）、組織間のコラボレーションを支援する国際システム工学評議会（INCOSE）による学際的チームコラボレーションのモデル（Systems View）については、次のページを参照してください。

- 組織は、モデルで示されているディメンションI～IVに関連する達成能力を開発する必要があります。たとえば、ディメンションIでは、さまざまなチーム向けに組み合わせた標準と実務慣行を開発し、役割と責任を定義します。また、データ共有を容易にするためにデータマネジメントプラットフォームなどの境界をまたがるシステムとツールを組み込む必要があります。
- ディメンションIからIVの構成要素の「効果的な統合」は、ディメンションVの中で強調している「効果的なコラボレーション」や「効果的な情報共有」などの結果につながる可能性があります。もしディメンションVの成果を達成しない場合、組織はディメンションI-IVを再検討および再調整します。
- コラボレーションの強化という観点からディメンションVの成果を達成すると、最終的にはディメンションVI（プログラムパフォーマンス）の成果を達成することになります。

図3.5  
学際的なチームコラボレーションのモデル  
(システムビュー)



以下から改作： Rebentisch, E., ed. (2017). *Integrating Program Management and Systems Engineering: Processes, Tools and Organizational Systems for Improving Performance*, John Wiley & Sons, Inc.

## II. タイムラインの変化と計画された結果をビジネスチームに伝達

ビジネスチームの可用性、データサイエンスチームのリアルタイムな変更処理能力、およびプロジェクトの総合目標に沿った変化の重要性に依存します。以下の2つの方法で実施できますが、私たちの調査では、大半(44%)の組織が サービス変更要求にほぼ即座に対応していると述べています。20%の組織は、要求は理解しているものの、後続のイテレーション・サイクルで遅延していることを示しました。

- ・ **オプション1:** 影響のあるビジネスチームに定期的に通達し、フィードバックにすぐに対処します。ただし、フィードバックサイクルの規則性は、ビジネスチームの可用性によって制約される場合があります。また、以前のコミットメントを考えると、データチームが変更をすぐに実装できるとは限りません。
- ・ **オプション2:** 現在のイテレーション・サイクルを完了した後、特別なフィードバックに取り組みます。これは、ビジネスチームが定期的な通知を利用できない場合、またはデータサイエンスチームが希望する場合の対応策です。作業のリズムを維持するのに役立ちますが、重要な更新は次のイテレーション・サイクルまで延期する必要があります。

III. フレームワークの達成能力のセクションで説明されているように、組織は、データレイクや AutoMLなどのデータマネジメントツールに投資して、データ収集、準備、モデリングの効率を高めることができます。ただし、この投資は、1つのDS/AIプロジェクトだけでは正当化されません。



### D) モデリングステージのベストプラクティス

- ・ **タイムラインとスコープをより適切に満たすための「チャンピオン-挑戦者」モデリング方法**

これには、ビジネス要求事項に基づいて1つに凍結する前に、複数の「挑戦者」モデルを同時にテストすることが含まれます。モデルの精度は、その固有の性質と利用可能なデータによって異なる場合があります。複数のモデルを開発するために必要な追加の時間と顧客の要求事項をより効果的に満たすことはトレードオフの関係にあります。

## 数十億ドル規模の技術サービスのメジャー企業の「チャンピオン-挑戦者」モデリング

グローバルな技術サービスの組織には約25万人の従業員がおり、300人の従業員がDS/AIセンターオブエクセレンス（CoE）で働いています。CoEは、クライアント向けのプロジェクト、内部組織プロセスの改善、および将来のソリューションに取り組んでいます。

チームは主に、これらのプロジェクトにアジャイルを取り入れたCRISP-DMを使用します。重要な課題は、プロジェクトフェーズの実験的な性質によってタイムラインを保持することです。

データセットが利用可能になると、「チャンピオン」モデルと複数の「挑戦者」モデルを連携して開発する「チャンピオン-挑戦者」モデリングを開始しました。「チャンピオン」モデルがその固有特性や不適切な「学習」により必要なレベルの精度を提供できない場合、チームは期待する結果を提供するために「挑戦者」モデルに注意を移します。ビジネス理解の段階の資源要求事項/予算配分中にこのアプローチで必要とされる追加の資源を考慮します。

このアプローチを使用することで、会社は利用可能なデータを圧倒的に短時間で処理できる最適なモデルを特定することができました。プロジェクトの後半で新しいデータソースを発見した場合は、実証済みの「挑戦者」モデルを使用して再トレーニングし、精度を向上させました。これは、対応時間の短縮だけでなく、モデル結果の改善にも役立ちました。



医用画像の診断や銀行のクレジットスコアリングなど、精度が重要なAIアプリケーションの場合、チャンピオンチャレンジャー手法を適用すると、精度が85%から95%に向上する可能性があります。

組織のDSリーダー



## E) 実装段階におけるベストプラクティス

**I. ITチームのプロジェクトを通して一貫した関与** ITチームは最初からプロジェクトに関与する必要があり、展開または実装の段階で突然招待されてはなりません。最初から関与することで、より早い段階でスケーラビリティに関するリスクを特定できます。ただし、プロセスの早い段階での関与による時間やコストなどを考慮する必要があります。

**II. MLOpsの採用により、モデルの運用可能性が高まり、データサイエンティストが新しいモデル開発のためにより多くの時間をかけるようになります。**

- a. 最大75%の機械学習プロジェクトが実験（モデリング）フェーズから先に進めないため、モデリング段階と実装段階の間には深い淵があります<sup>7</sup>。また、この段階に25%以上の時間を費やしているデータサイエンティストにとっては、時間のかかる段階になる可能性があります<sup>8</sup>。データサイエンティストのキャパシティを有効活用して新しいモデルの構築に集中し、継続的な（トレーニングと再トレーニングの自動化）を可能にするため、モデルの実用化までの時間を短縮するのに役立つことに、MLOpsのベネフィットがあります。
- b. Gartner（2019）は、AIモデルの運用が組織の課題と認識しています。「組織の成熟度のリトマス試験は、これらのAIシステムをいかに迅速に、かつ本番環境に繰り返し導入できるかということです。私たちの調査によると、期待したほど迅速ではありません。そのため、エグゼクティブ層がAIの変革力に高い期待を寄せていることを考えると、組織の分裂の原因となります」とGartner<sup>9</sup>は述べています。



<sup>7</sup> Integrating Data Science and IT Operations with MLOps Capabilities, Gigaspaces, 2020

<sup>8</sup> State of Enterprise Machine Learning, Algorithmia, 2020

<sup>9</sup> Predicts 2020: Artificial Intelligence — the Road to Production, Mullen, Alaybeyi, Baker, Chandrasekaran, Linden, Revang, Sicular - Gartner Information Technology Research, 2019

### 図3.6 MLOpsワークフロー

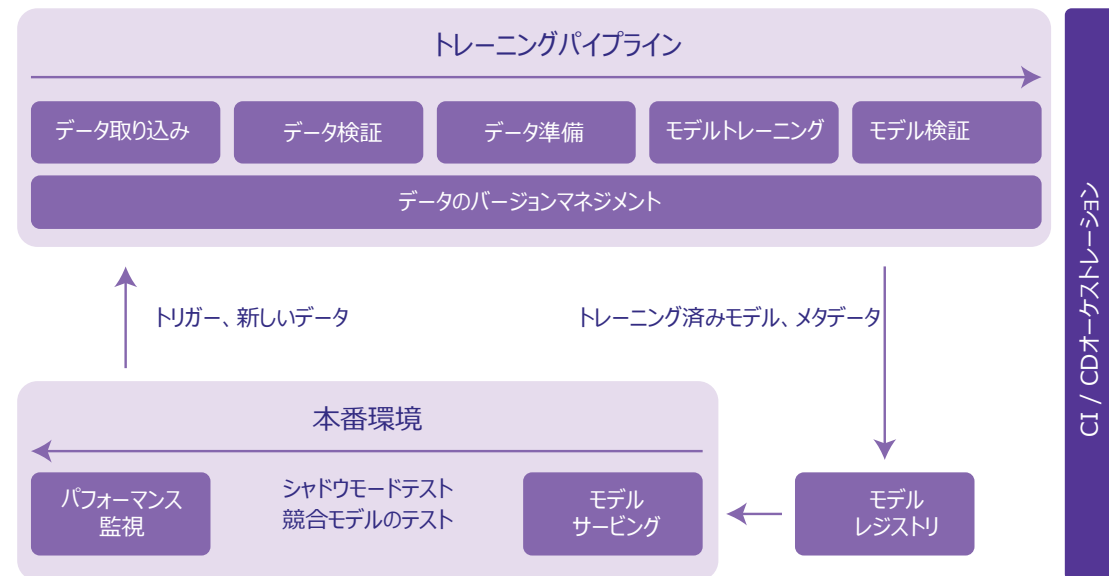
#### 反復可能なMLOpsワークフロー

#### III. MLOpsワークフローの例を図3.6に示します。

MLOpsは、DevOpsによって推進されている、継続的インテグレーション/継続的デリバリー（CI / CD）フレームワークの開発です。継続的なトレーニングとして、提供側のモデル検証とML展開の複雑化、および統合側のCI / CDの拡張を行い、MLに固有のコンポーネントを導入します。このワークフローは、MLの複雑さ、組織の規模、プロジェクトの種類、またはビジネスタスクによって変わります。

#### IV. 展開のための純粋なアジャイル実務慣行

この段階までに、実験の必要性は減少しています。そのため、従来の形式のアジャイルのような方法論を使用して、ソリューションを効率的に展開できます。私たちの研究では、この段階での純粋なアジャイル実務慣行の適用が有効であることがわかりました。



出典: MLOps: Methods and tools of DevOps for machine learning. (2020, July 23). AltexSoft. Retrieved November 10, 2020, from <https://bit.ly/3kk6pmT>

## 適用事例

# 数十億ドルの技術サービスメジャー企業でのモデル実装のためのMLOpsの使用

グローバルなコンサルティングおよび技術サービス組織には約25万人の従業員がおり、300人の従業員がDS / AICoEで働いています。CoEは、クライアント向けのプロジェクト、内部組織プロセスの改善、および未来的なプロジェクトに取り組んでいます。



これらのDS/AIプロジェクトの多くは、より大規模なソフトウェアソリューションの一部です。重要な課題は、モデルがさまざまな顧客環境で「学習」し始めるときに、展開後にモデルの精度を維持することです。

開発チームは、ステージ内のステップの自動化を可能にするためにMLOpsを使用してITと連携して展開します。また、継続的なトレーニングも組み込まれています。これは、アラートをトリガーとするシステムによって以下のシナリオが実施されます。

- **オンデマンド** モデルの精度が、あらかじめ設定したしきい値よりも低い場合、オンデマンド・メンテナンスがスケジュールされます。モデルを修正せずに、新しいデータを再トレーニングするだけで精度が向上する場合は、自動再トレーニング（再キャリブレーション）が実施されます。それでも精度が向上しない場合は、モデリングチームが介入し、新しい変数（手動の再トレーニング）またはアルゴリズム（再構築）を手動で追加します。チームは、括弧内に記載した用語が表す手順を参照します。

- **オンスケジュール** 出力精度が設定したしきい値より低くなくても、一定の間隔の後、または新しい大量のデータが追加されたときに、再トレーニングのアラートが生成されます。

MLOpsは、顧客のITチームとのコラボレーションを向上させるだけでなく、アラート生成システムを通じてモデルのメンテナンス効率を向上させました。

5年前まで、お客様の大多数は、個別の機械学習モデルを開発するただにサポートを要求していました。しかしながら現在では、お客様の70%がモデリングから展開までのサポートを望んでいるため、MLOpsが不可欠になっています。

組織からのDSリーダー

## F) 終結ステージのベストプラクティス

### I. 成功を測定するための3E(Efficiency, Effectiveness and Experience)-効率、効果、経験：

- 図3.7のフレームワークに従って、効率、効果、および顧客経験のカテゴリに成功指標を分類することをお勧めします。このフレームワークは、顧客の成果を測定する際の主要な重点分野を表しており、DSチームがコンテキストに応じて（つまり、顧客が測定するビジネス価値に応じて）1つ以上に焦点を当てることを強調しています。

“ビジネスへの影響の特定と測定は、ほとんどのデータサイエンスチームで大幅に改善できます。3Eフレームワークは包括的であり、ビジネスへの影響の測定に向けたガイドに役立ちます。ただし、アプリケーションでは、顧客が測定することが重要であると考えるものに合わせて調整する必要があります。”

PANKAJ RAI

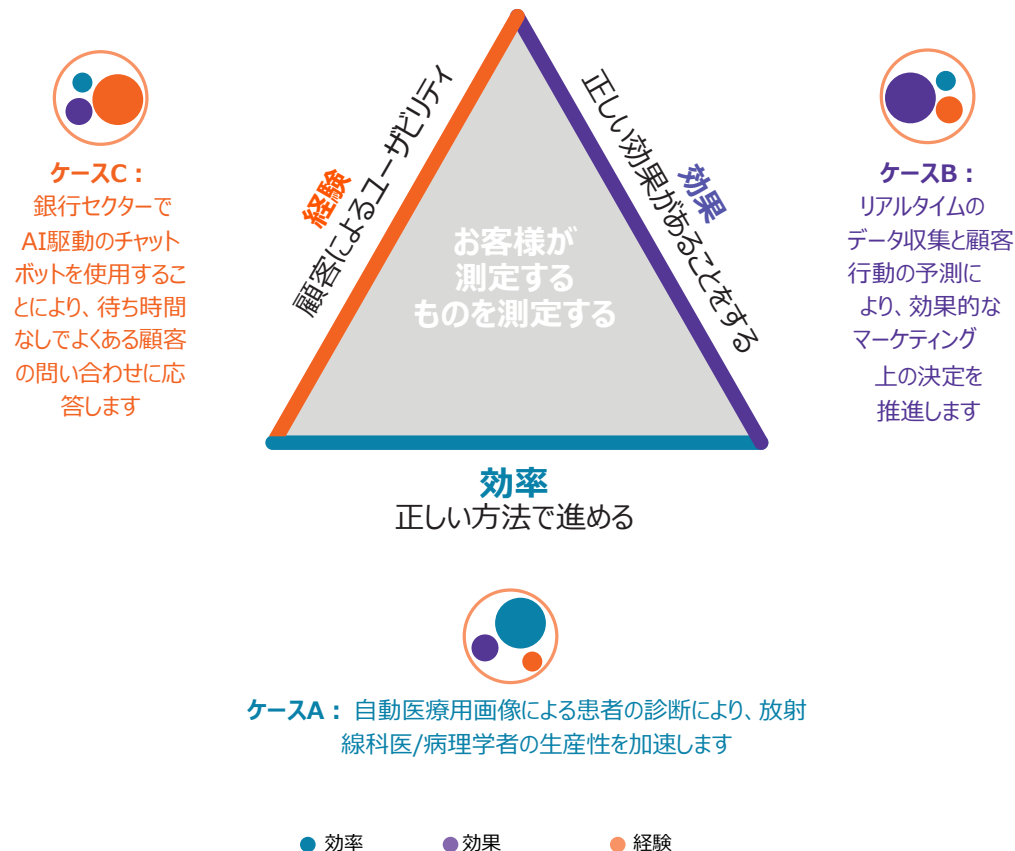
金融サービス部門のデータサイエンスの思想的リーダー

- 各項目の指標の例：
  - 効率**：資源使用量（人的時間の節約、人的エラーコストの削減）
- 効果**：意思決定中の予測の正確さとリスクの軽減
- 経験**：採用率、真実の瞬間の顧客経験<sup>1</sup>（MOT/NPS）

<sup>1</sup> 訳注：MOT(moment of truth)はマーケティング用語で、顧客がブランドに接触する瞬間を指す。  
NPS(Net Promoter Score)は顧客満足度とブランドに対する忠誠心を示すインデックス。

図3.7

## DS/AIチームは、顧客の要求事項に従って3Eメトリックに焦点を当てる必要があります（実例）



- II. プロジェクトの実践の改善を理解するために、調査またはビジネスチーム、クライアント、およびユーザー（該当する場合）からフィードバックを収集する他の方法を使用することをお勧めします。

## G) フレームワークのすべての段階での包括的なベストプラクティス：

### ・リスクマネジメント・フレームワーク：

- ・リスクマネジメント・フレームワークの存在により、次のことが可能になります
  - ・外部の変更要求やチーム内部で特定した変更に関するタイム・リスクやコスト・リスクを解明するために必要な、クライアントとの調整を支援するタイムリーなコミュニケーション
  - ・リスクおよび関連するトリガーを特定し、リスクに迅速に対応するためのプロセスの存在をプロジェクトチームが認識していることによる、プロジェクトチームの集中点と生産性の向上
  - ・リスクの軽減とマネジメントを通じた、フレームワークによるプロジェクトの失敗率の低減とチーム士気の向上
- ・リスク軽減は、リスク発生確率が高いと思われる場合に、誰に通知し、何を実行するかといった手順を開始するエスカレーション・マトリックスを通じて、リスクや起こり得る結果の説明責任とオーナーシップを概形する障害マネジメントを含みます。  
たとえば、モデリングフェーズでは、ビジネスチームにモデルの失敗や不正確な予測などのリスクを認識させ、リスク軽減のための追加のビジネスプロセスを設定します。

### ・品質保証フレームワーク：

- ・ 包括的な品質保証（QA）実務慣行は、プロジェクトのライフサイクル全体を通じて品質基準を維持するのに役立ちます。
- ・ すべてのイテレーションでQAを自動化し、ライフサイクルの早い段階で導入することがベストプラクティスですが、DS/AIライフサイクルのすべての段階でQAを実施できるかどうかを検証する必要があります。私たちの調査を行った一部の組織では、実装前のモデル・テスト時にのみQAを実施しました。すべての段階でQAを検討することをお勧めします。





## オーストラリアの分析会社における リスクマネジメントの実務行

DS/AIに焦点を当てているコンサルティング会社には、800人の従業員がおり、主にオーストラリアとインドに拠点を置く500人を超えるデータサイエンティストと、20か国以上にクライアントがいます。同社は、さまざまなセクターのクライアントにプレミアムサービスを提供しています。

この会社は、期限がある中で品質に対するクライアントの期待を超えたソリューションを提供しないといけないという課題に直面しました。

この組織は、プロジェクトにステージゲート・アプローチを使用し、過去17年間で進化させてきたエンドツーエンドの品質保証フレームワークを重ね合わせています。日常業務にスクラム実務慣行を使用しています。品質保証フレームワークは、チームがプロジェクト開始時に品質を計画するのに役立ちます。フレームワークは、データ品質、データセキュリティ、モデルの精度など、すべてのレビュー時に完了しておくべき項目のチェックリストで構成されています。ステージゲートは、品質レビューが継続的に行われることを保証し、品質要求事項が満たされない場合はタイムリーなイテレーションを行います。同社はまた、定期的なレビューを実施する内部専門家からなるグローバル分析レビュー委員会を構成し、プロジェクトチームが品質基準を満たすことを可能にしました。

組織はリスクマネジメント・フレームワークも使用しており、プロジェクトマネージャーは、すべてのスクラムスプリントでプロジェクト全体に継続的に適用する責任があります。



これにより、組織はプロジェクトを順調に進め、クライアントとのコミュニケーションを確保することができました。主要なステークホルダーは、下流のリスクを特定するために早期に関与します。たとえば、ITチームはプロジェクトの早い段階で参加し、展開における潜在的なリスクを特定します。これにより、展開後のトラブルによる炎上と戦う貴重な時間を削減できます。これらの実務慣行は、プロジェクトチームがリスクを事前に特定し、経営幹部がリスクの軽減に積極的に関与することを奨励するという全体的な意図を強化するものです。リスクがアクティブである場合、クライアントには、リスクが存在することを知らせて、リスクの軽減または他のリスク対応戦略に協力して取り組むように事前に通知されます。

これらのフレームワークの適用により、同社は数年にわたってクライアントを維持し、クライアントの高いデータ倫理基準への準拠を保証することができました。

## 実務者と組織のための資源

### A) DS/AIスペースの組織向けの機能構築 :

- I. ローコード/ノーコードプラットフォームによる再利用性を採用し、市民データサイエンティストと知識マネジメントシステムを採用する顧客のニーズをより迅速かつ効果的に満足させるため、再利用性と再現性を高めることは、業界をリードする組織が注力しているエンタープライズレベルの達成能力です。そのためにはプロジェクトにおける作業の実行方法の変更が必要になる場合があります。これは以下のような方法で行われます。

#### ・ローコードプラットフォームと市民データサイエンティストの採用 :

- ・市民データサイエンティストは、分析やデータサイエンスを実施する個人であり、一連の作業に精通しています。しかし高度なデータ分析と複雑なモデリングに熟練したデータサイエンティストのように深いレベルでは実施できません。
- ・市民データサイエンティストにより、により、人材不足を克服し、適度に複雑なモデルの迅速な開発を可能にし、コアデータサイエンティストとビジネスチーム間のコミュニケーションを促進することができます。
- ・市民データサイエンティストは、数行のコードまたはドラッグアンドドロップの視覚環境で複雑な機械学習タスクを実行できるようにするローコード・プラットフォームを通じて、その力を発揮できるようになります。



• 再利用可能なアルゴリズムとモデルのデータに基づいて維持する広範な知識管理システムと人員配置チームの実現

私たちの調査のほとんどの組織は、コードとデータに基づいて管理をMicrosoftSharePointとGitHubに依存していました。多くの組織は、カスタム仕様に基づく知識管理システムも開発しています。

II. 企業全体のデータ戦略をサポートし、AutoMLやデータレイクなどの関連ツールに投資します。

- a) DS/AIプロジェクトの成功と効率化のために、組織全体のデータ戦略を確立することが重要です。組織の52%が、効率向上とコスト削減のために高品質のデータを維持していると言及しています<sup>10</sup>。NASSCOMによると、データマネジメント戦略は以下を含みます<sup>11</sup>。

- データはどのように収集されますか？
- データはどのように保存されますか？
- データはどのように文書化されていますか？
- データはどのように準備されていますか？
- 正式な手順を備えた健全なデータガバナンス構造はありますか？



<sup>10</sup> Embracing the data challenge in a digitized world, Experian 2018

<sup>11</sup> Uncovering the True value of AI, NASSCOM, 2018

- b) 組織はその投資意欲に応じて、DS/AIソリューションの効率を高めるためのデータアーキテクチャとツールに投資する必要が出て来ます。たとえば、データレイクまたは統合的なデータウェアハウスは、AutoMLツールにより自動化されたデータのクリーニングと準備およびモデリングを可能にすることで、より優れた可用性とコラボレーションを保証できます。
- i. **AutoML** : 2013年には、世界のデータの90%が過去2年間に生成されたと報告されました<sup>12</sup>。このことは、このような大量のデータを堅牢にマネジメントする達成能力が必要であることを示しています。そこでデータの前処理と変換を自動化する機能を備えたAutoMLが登場しました。AutoMLは生産性向上用のツールキットであり、これにより実務者はより付加価値の高いタスクに時間を費やすことができます。
- ii. **データレイク** : データレイクは、より多くのソースからのより多くのデータを活用する機能があり、ユーザーがさまざまな方法でデータを共同で分析できるようにすることで、より適切で迅速な意思決定につながります。より高速なビッグデータ分析は、データレイクの採用を推進する要因の1つであると報告されています。調査の回答者のほぼ64%が、データレイクが「多数の同時ユーザー」をサポートしているのに対し、データレイク・プロバイダの56%は「すべてのタイプのクエリに対して一貫した高速パフォーマンス」を提供していると述べています<sup>13</sup>。
- c) データ・インフラストラクチャへの投資は、組織のAIビジョンと現在のデータマネジメント手法の成熟度を示しています。データ駆動型組織になることは、インドで最も急成長している企業の主要なビジョンです<sup>14</sup>。強力なデータマネジメントは、組織の長期的なAI戦略と相関関係があります。
- d) 次のページのモデルは、組織のデータ戦略のイネーブラ、結果、およびコンポーネントを強調しています<sup>15</sup>。ギャップ分析を通じてデータ戦略の必要性を理解することは、データ戦略の追加のイネーブラです。モデルで概説されているものに加えて、強力なデータガバナンスの実務慣行もデータ戦略の結果の一部です。

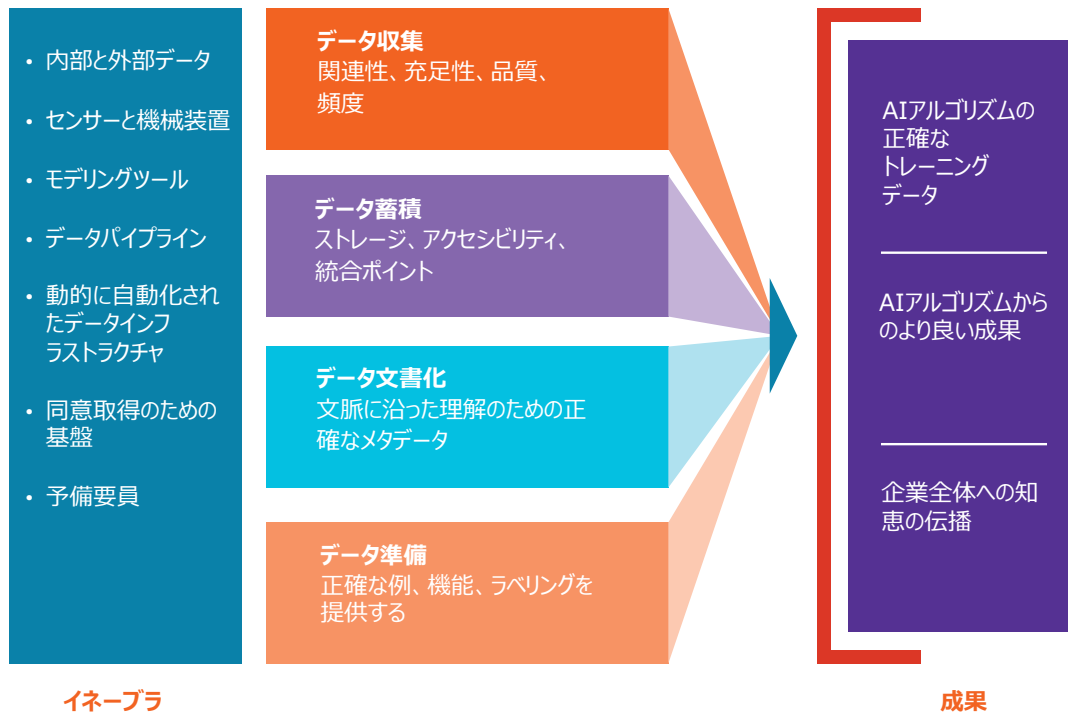
<sup>12</sup> Big Data, for better or worse, SINTEF / Science Daily, 2013

<sup>13</sup> Data Lakes for Business Users, Eckerson Group – Arcadia, 2018

<sup>14</sup> Uncovering the True value of AI, NASSCOM, 2018

<sup>15</sup> Uncovering the True value of AI, NASSCOM, 2018

図3.8  
AIのデータ戦略



出典：AIの真の価値を明らかにする、NASSCOM、2018年

## B) DS/AIスペースの既存の実務者のための能力構築：

### I. DS/AIプロジェクトのマネジメントに専念する役割のための専門トレーニング：

・ トレーニングは、プロジェクトマネジメント専用の役割を持つ個人に力を与えるだけでなく、プロジェクトをよりよくマネジメントするため組織能力も強化します。DS/AIプロジェクトの基本的なワークフローに加えて、これらのトレーニングには次のものが含まれます。

- ・ プロジェクト実行におけるグローバルなベストプラクティス
- ・ DS/AI中心のビジネスケースの開発
- ・ KPI設定とパフォーマンス評価
- ・ DS/AIプロジェクトのスコープ

## II. DS/AIプロジェクトの基本的なワークフローに関するトレーニング：

このトレーニングは、データサイエンティストなどの開発チームのメンバーや、DS/AIソリューションの展開を検討しているクライアントなど、DS/AIプロジェクトマネジメントに精通したいと考えている実務者やクライアントに役立ちます。以下のような内容が含まれます。

- ・ 問題解決のためのDS/AIの価値提案（ユースケースを含む）と制限
- ・ DS/AIプロジェクトのライフサイクルの各段階における役割と責任
- ・ 各段階の目的と主要な成果物、およびイテレーションと実験の必要性
- ・ プロジェクトの複雑さの種類に応じた必要とされるタイムラインと資源の基本的な理解

## III. 新しい実務者のための達成能力構築：

他のフィールドから来た実務者は、次項目を認識する必要があります。

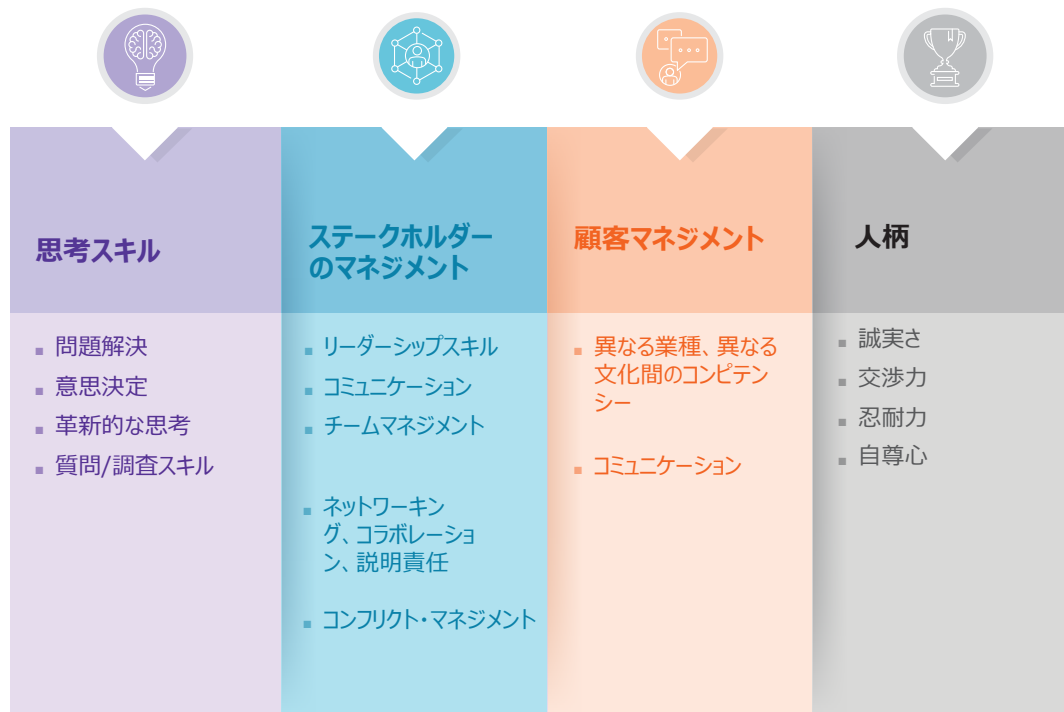
- ・ **DS/AIの世界/情勢の理解** DS/AIプロジェクトのビジネスアプリケーション、プロジェクトの種類ごとの成功、失敗、複雑さ
- ・ **自分自身の理解** この世界に参画するための動機付けと直面する課題、専門領域、プログラミング、統計手法に関する現在の知識レベル
- ・ **自分自身の装備** 役割の明確な理解、技術的なスキルアップ、プロジェクトへの参画、および経験を積むこと。プロジェクトマネージャーまたはその他の関連する役割については、図3.9で強調表示されているコンピテンシーが必要になります<sup>16</sup>。
- ・ **価値の提供と改善**：採用する組織の成熟度を理解するDS/AIプロジェクト、メンター/役割モデルを取得し、フィールドのベストプラクティスを最新の状態に保ちます。



<sup>16</sup> Project Management Competency Development Framework, PMI India, 2019



図3.9  
プロジェクトマネージャーと  
チームの能力



## フレームワークの制限

これは、DS/AIソリューションのより変革的な成果を実現するために、調整したプロジェクトマネジメント手法のクリティカル・ニーズに重点を置いた予備調査です。私たちは規範的な解決策を提供しようとはしていません。代わりに、アプリケーションの背景に応じて調整する必要があるベストプラクティスに基づいたフレームワークを定めました。フレームワークの制限の一部を次に示します。

- ・ 役割に固有の実務慣行と機能拡張については取上げていません。
- ・ 実務慣行は、いくつかの主要なDS/AI組織の調査に基づいており、二次調査によって裏付けています。それでも、組織環境に合わせて調整する必要がある場合があります。スタートアップ、サービス組織、グローバル・ケバビリティセンタの間で、実務慣行の成熟度に大きな違いがあることがわかりました。組織が準備している投資や直面しているビジネス上の制約によっては、フレームワークで提案している実務慣行のいくつかは使用できない可能性があります。
- ・ フレームワークは主にマネジメント関連の実務慣行を網羅していますが、有用性向上のために、追加の技術的な詳細によって検証する必要があります。
- ・ ツールキットは、倫理的な重要課題と技術使用による倫理への影響には対処していません。それは、本研究の後続研究や、当該分野の別の研究で扱います。
- ・ 探索的研究として、このハンドブックでは、AI/DSプロジェクトマネジメントで効果を発揮するだろう他の組織の能力や知識については深く掘り下げていません。



## 第4章

# PMIとNASSCOM CoEは組織をどの ようにサポートできる か

各組織がDS/AIプロジェクトにおいて、類似の課題に直面していることから、互いの経験から学ぶことによって成果が改善されると期待されています。しかし、各組織の競争関係にあるビジネス環境下においては、知識の交換は専門家や業界団体の支援の下でのみ行うことができます。



世界のプロジェクトマネジメントの第一人者であるPMIと、AI採用のチャンピオンであるNASSCOM CoE for Data Science and Artificial Intelligenceは、DS/AIの採用過程において組織支援のリードをとっています。

本章では、PMIとNASSCOM CoEが、DS/AIプロジェクトのベストプラクティスの採用を促進するために取り得る次の段階に焦点を当てます。個人や組織の能力構築をさらに強化し、提案したフレームワークの有効性を高めるために、下記の手順が役立ちます。

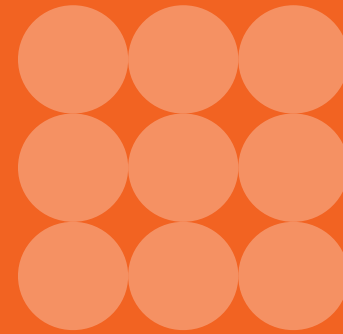


- DS/AIプロジェクトマネジメント知識体系ガイドの作成や、定期的に更新されるベストプラクティス、ベンチマーク、方法論、ツールなどの格納場所の設置を検討します。
- 効果的なプロジェクトマネジメントに必要な業務上重要なスキルに関するコンテンツや教材プログラムと認定制度の開発を検討します。
  - ・ PMIとNASSCOM CoEは、各組織と連携して、既存のプロジェクトマネジャーがDS/AIプロジェクト環境に移行するためにカスタマイズしたスキル向上プログラムを開発します。PMIとNASSCOM CoEがスキルアップコースを共同開発します。また、データエンジニアやビジネスアナリストなどがプロジェクトでのコラボレーションを改善してキャリアを伸ばすために、彼らに必要なプロジェクトマネジメント・スキルを提供します。

- PMIはDS/AIプロジェクトマネジメント知識体系ガイドに基づいて、能力成熟度モデル（CMM）に類似した組織成熟度モデル（OMM）の開発を検討します。また、ベストプラクティスに対するベンチマークを提供すると共に、組織やチームがDS/AIプロジェクトをサポートする準備状況について評価します。OMMを利用して、ギャップ分析とギャップを埋めるための推奨事項を準備するためのツールキットを開発できます。
- 組織が具体的な価値を引き出すのに役立つ実装ツールキットを準備する可能性があることを理解します。
- ビジネス目標とDS/AIプロジェクト実行との間の戦略的整合性を持たせるためのガバナンスモデルと方法論など、DS/AI変革推進室を設立するための実用的なガイド開発を評価します。
- ガイドラインは、組織やコンサルタントが変革推進室やエンタープライズPMOなどの一元化した機能を確認したり、既存の機能を向上したりするのに役立ちます。



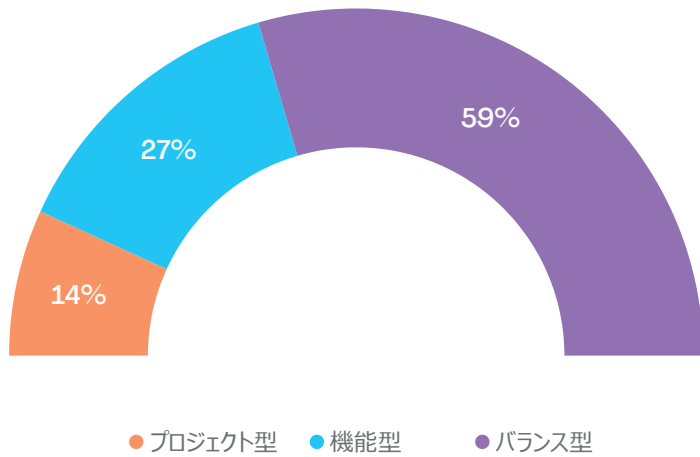
# 付録



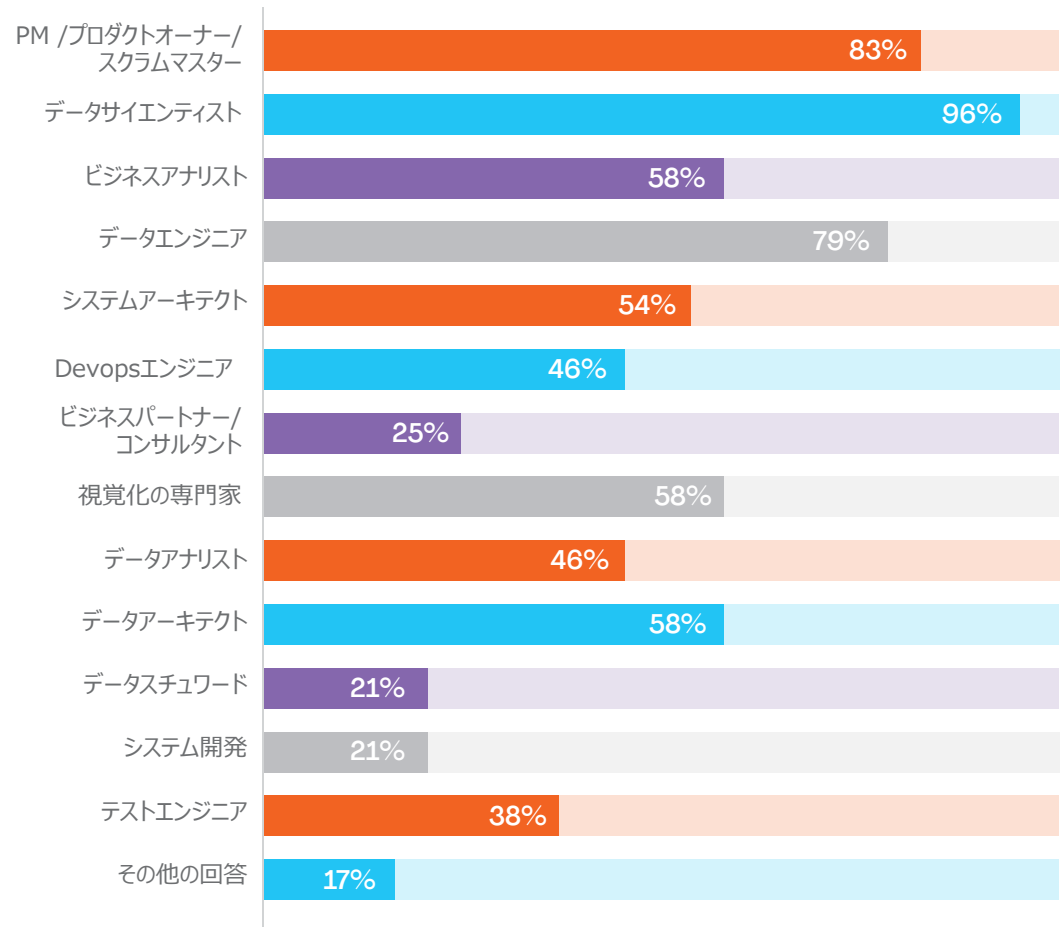
## 第1節

# 組織の背景と既存の実務慣行

### プロジェクトに取り組むための組織構造はどれを採用していますか？

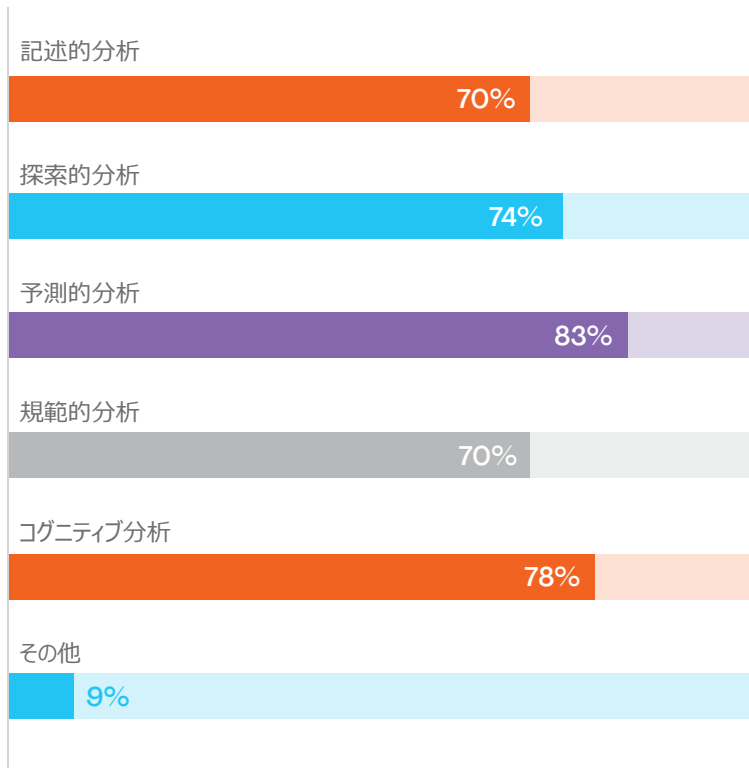


### DS/AIプロジェクトチームに存在する役割

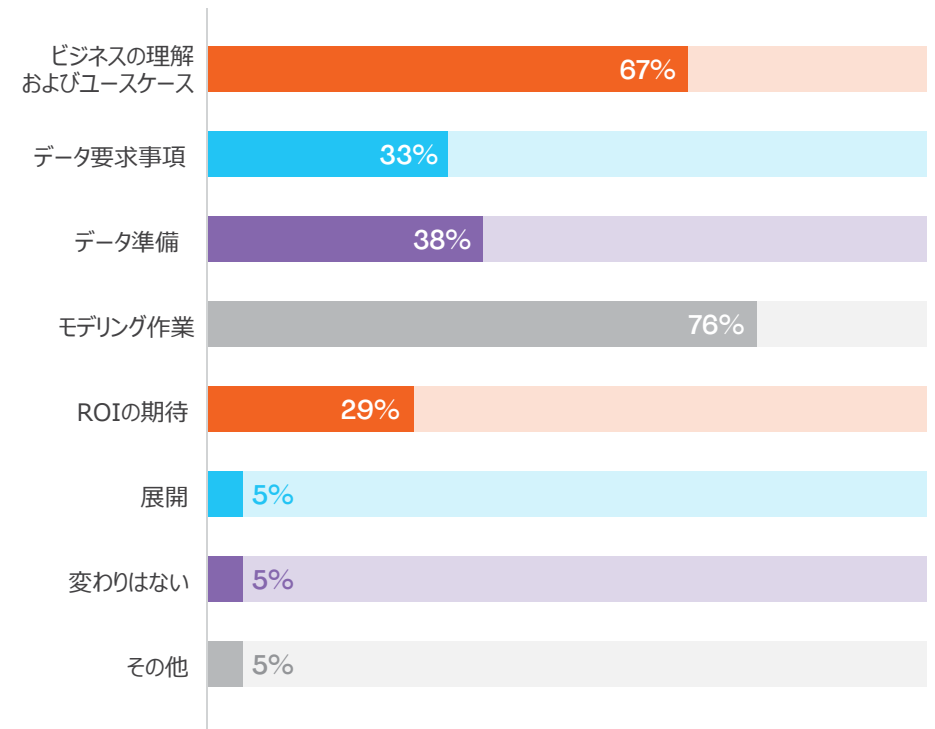




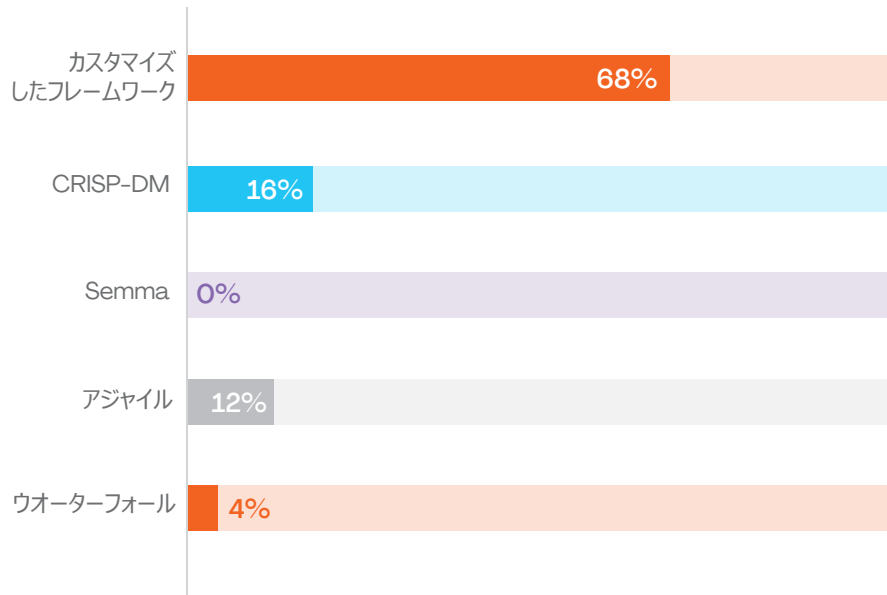
### DSチームは過去12~24か月間に どのようなプロジェクトを 実施しましたか？



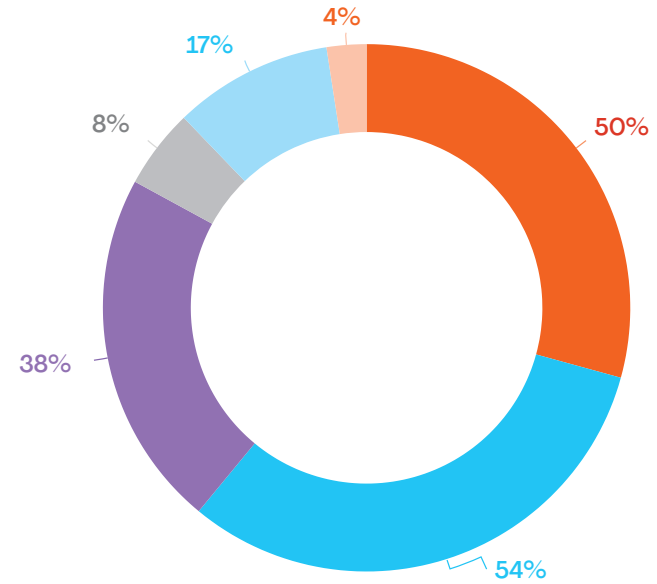
### DSプロジェクトとAIプロジェクトを区別する アクティビティの種類は何ですか？



### 組織/チームはDS/AIプロジェクトの標準的な方法論に従っていますか？



### 次の指標のうち、現在のプロジェクトマネジメントフレームワークにギャップがあるのはどれですか？



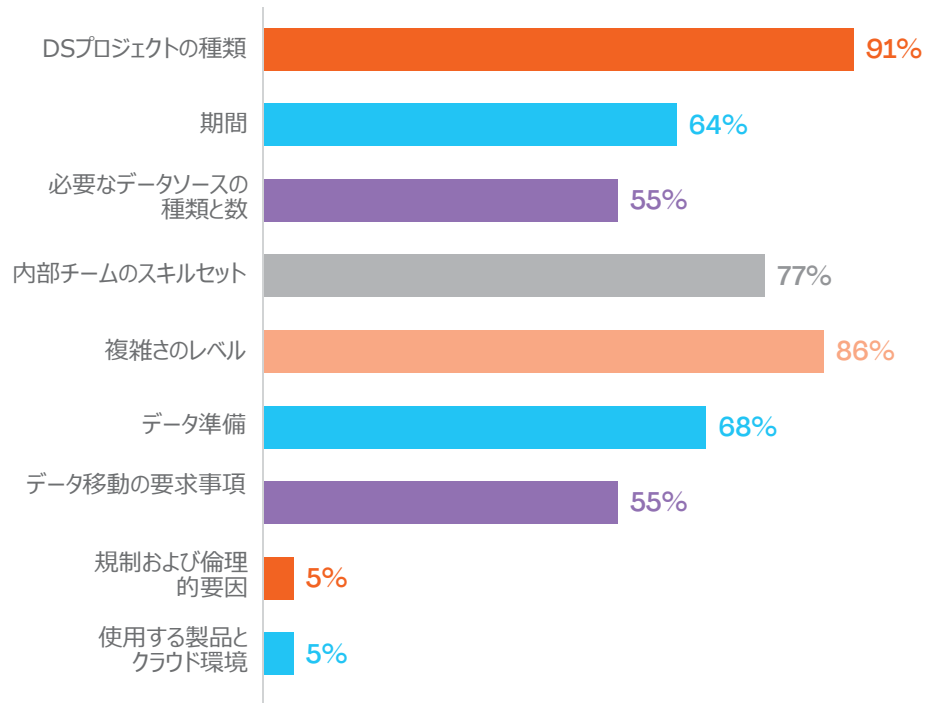
- 効率
- 効果
- ユーザー体験
- 該当しない
- その他
- わからない

## 第2節

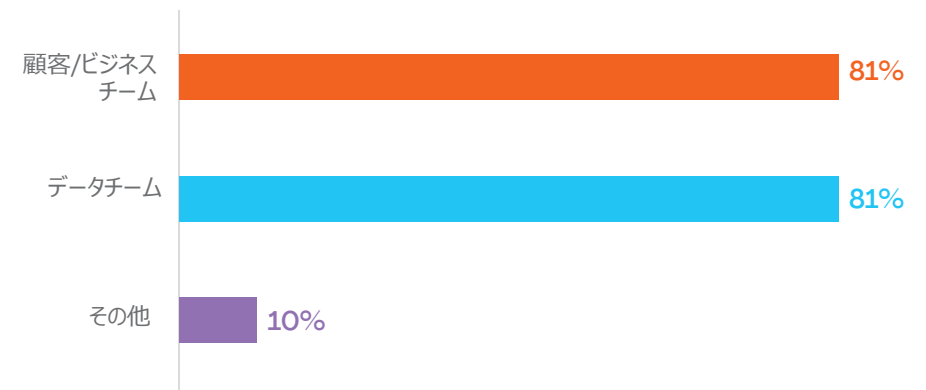
# 現在の方法論の機能

### ビジネス理解とデータ理解フェーズ

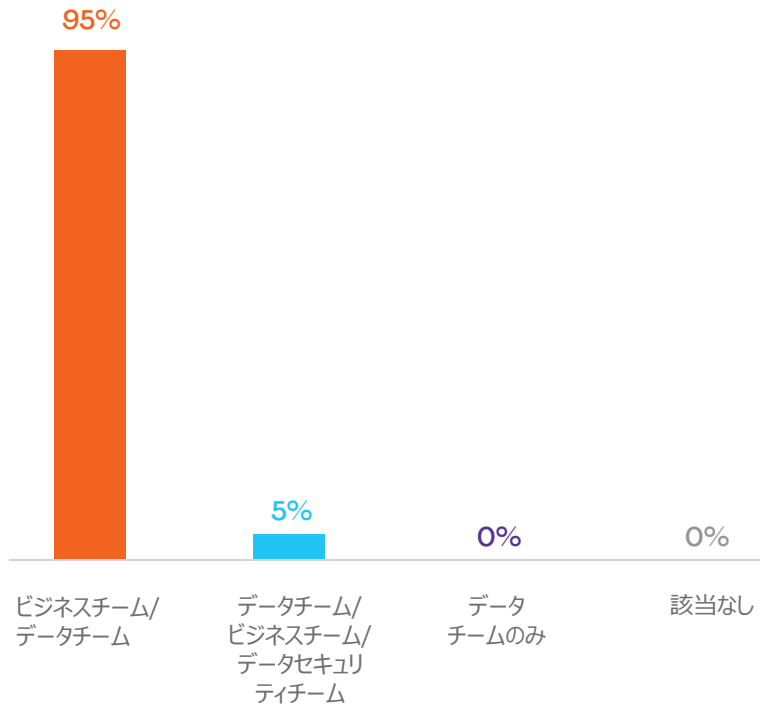
プロジェクトの資源要求事項を決定するために  
考慮する要素は次のうちどれですか？



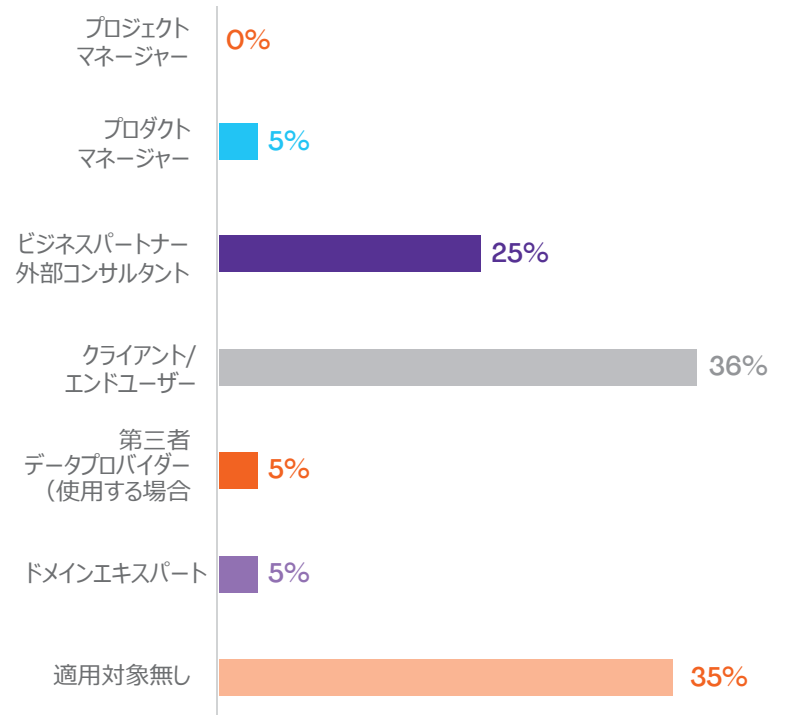
データソースは誰が特定しますか？



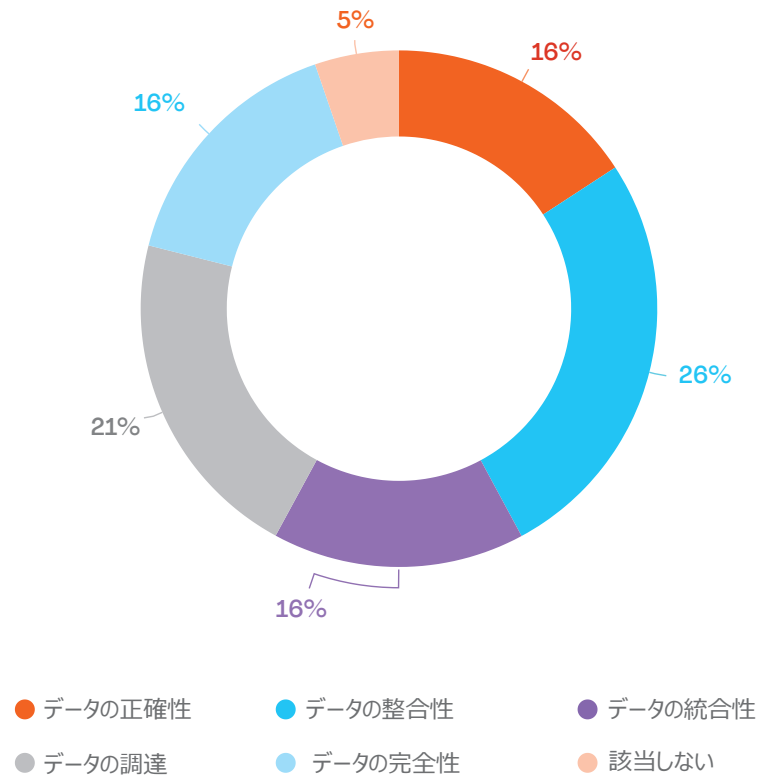
## データチェックプロセスに関与する主要なチームは誰ですか？



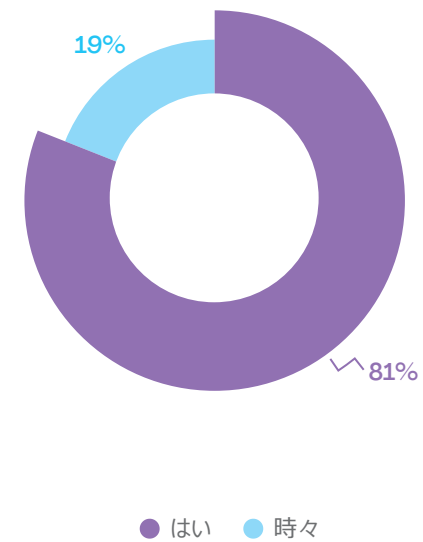
## データの一部ではないチームメンバー、またはデータチェックプロセス中に相談されるビジネスチーム



### 最も反復的にデータの品質確認を行うのはどの段階ですか？

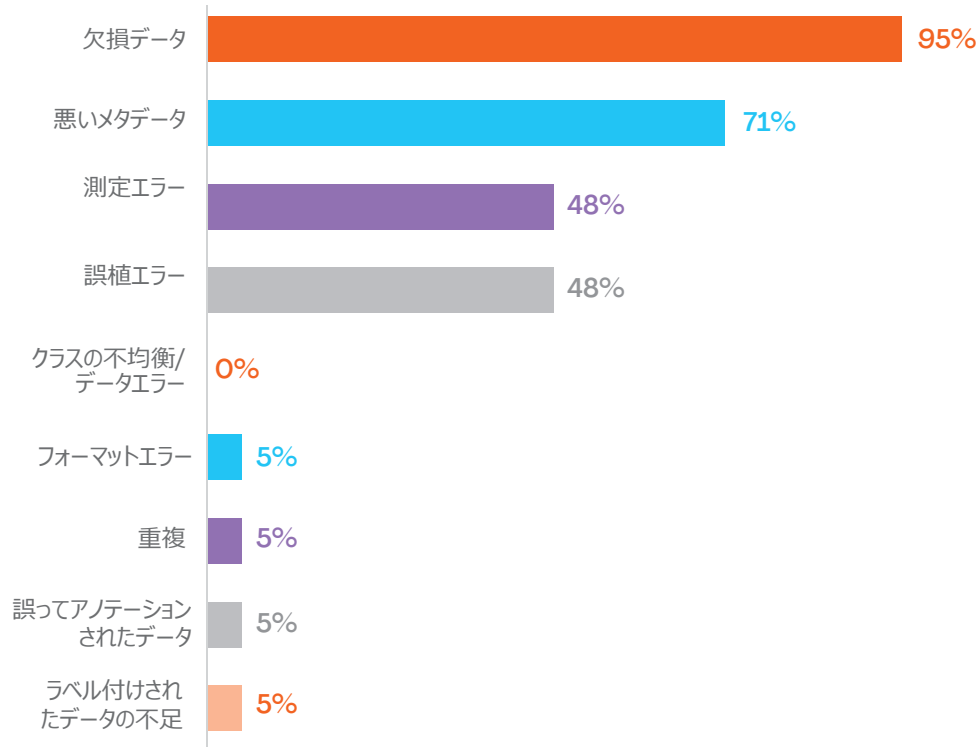


### ステークホルダーとのトールゲート・レビューを計画前にスケジュールしていますか



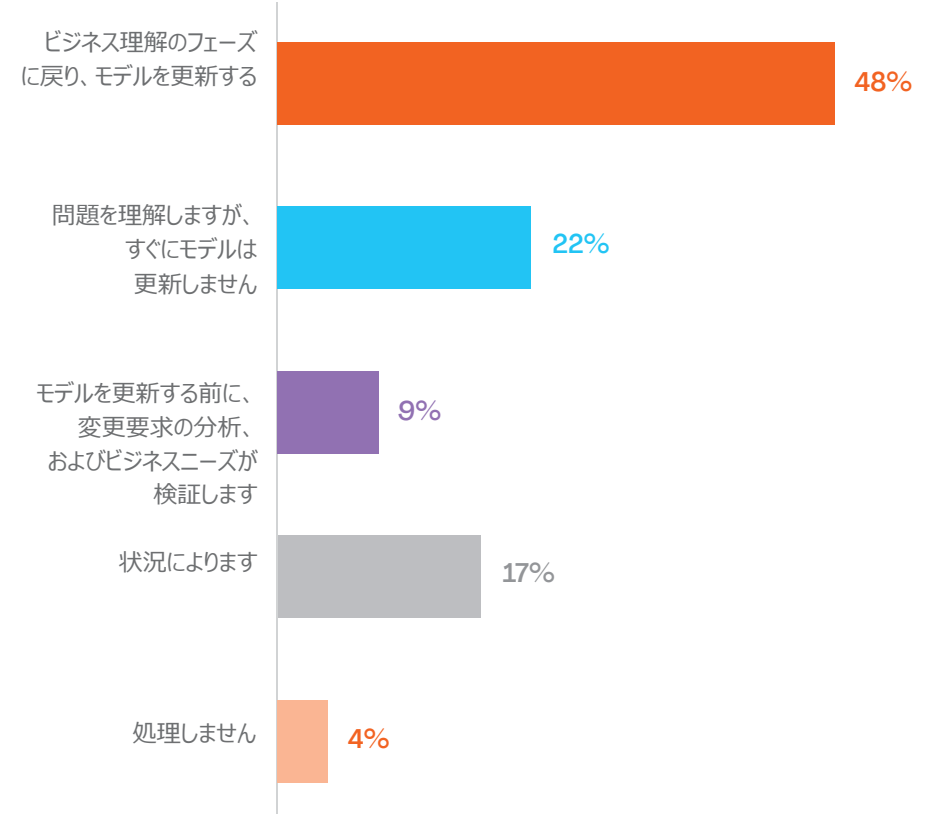
## 準備段階

データ品質を確保するために修正される、データ内のエラー/異常の一般的なタイプは何ですか？



## モデリング段階

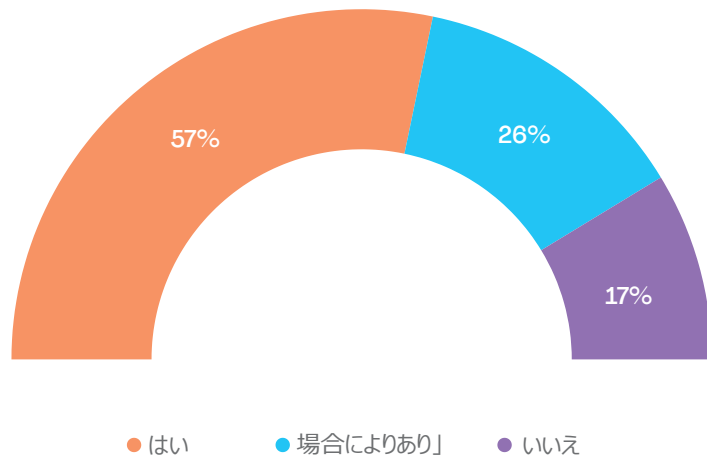
モデル構築/テスト中に、サービス変更要求はどのように処理されますか？



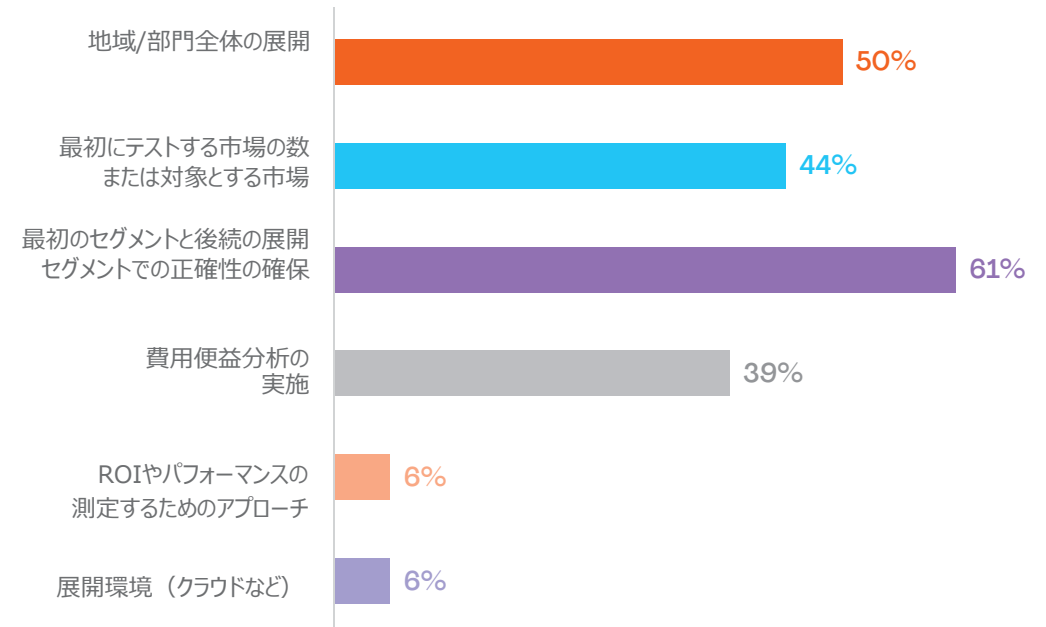


## 実装段階

実装段階でITと連携するためのモデルはありますか？

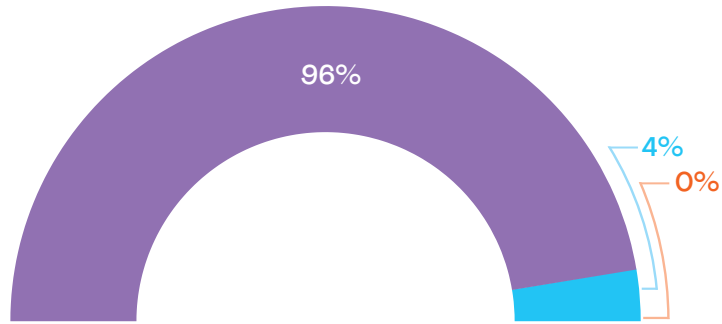


展開計画を作成する際に考慮される側面は何ですか？



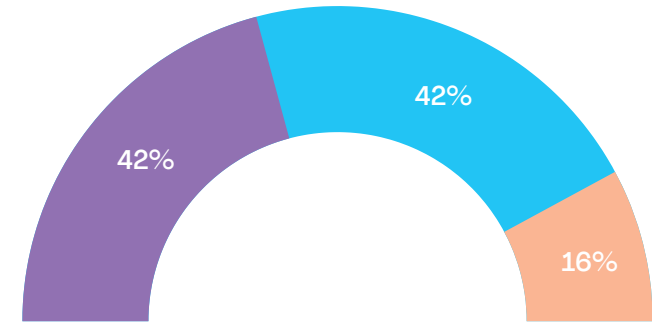
## 終結段階

あなたのチームには、プロジェクトのベネフィットを測定する方法がありますか？



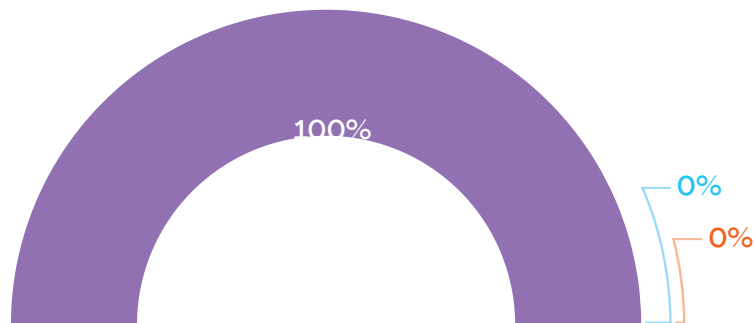
● はい ● いいえ ● 適用しない

プロジェクトに関するビジネスフィードバックを収集するための調査を展開していますか？



● はい ● いいえ ● 該当しない

再現性のためにプロジェクトの詳細を取得するナレッジマネジメントシステムはありますか？

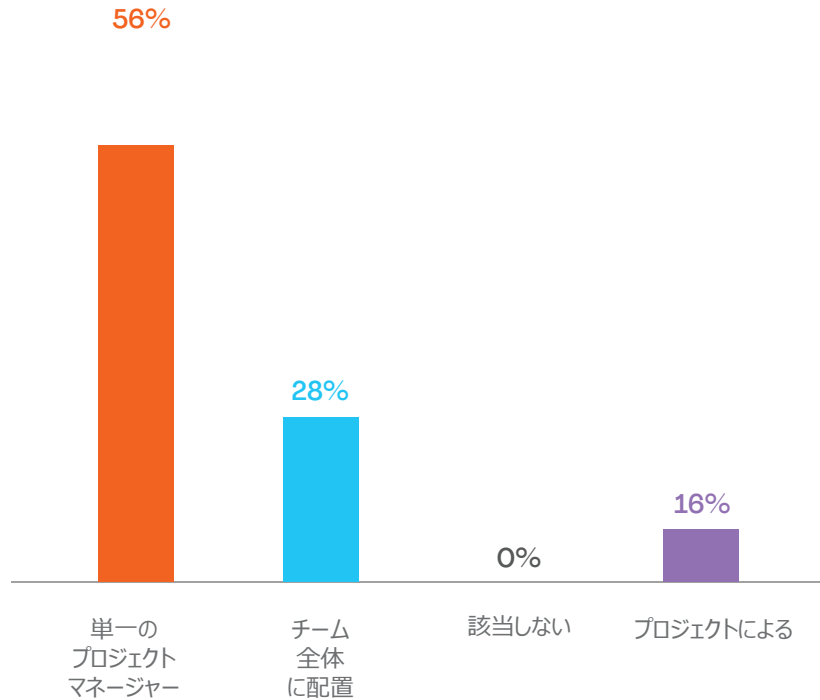


● はい ● いいえ ● 適用無し

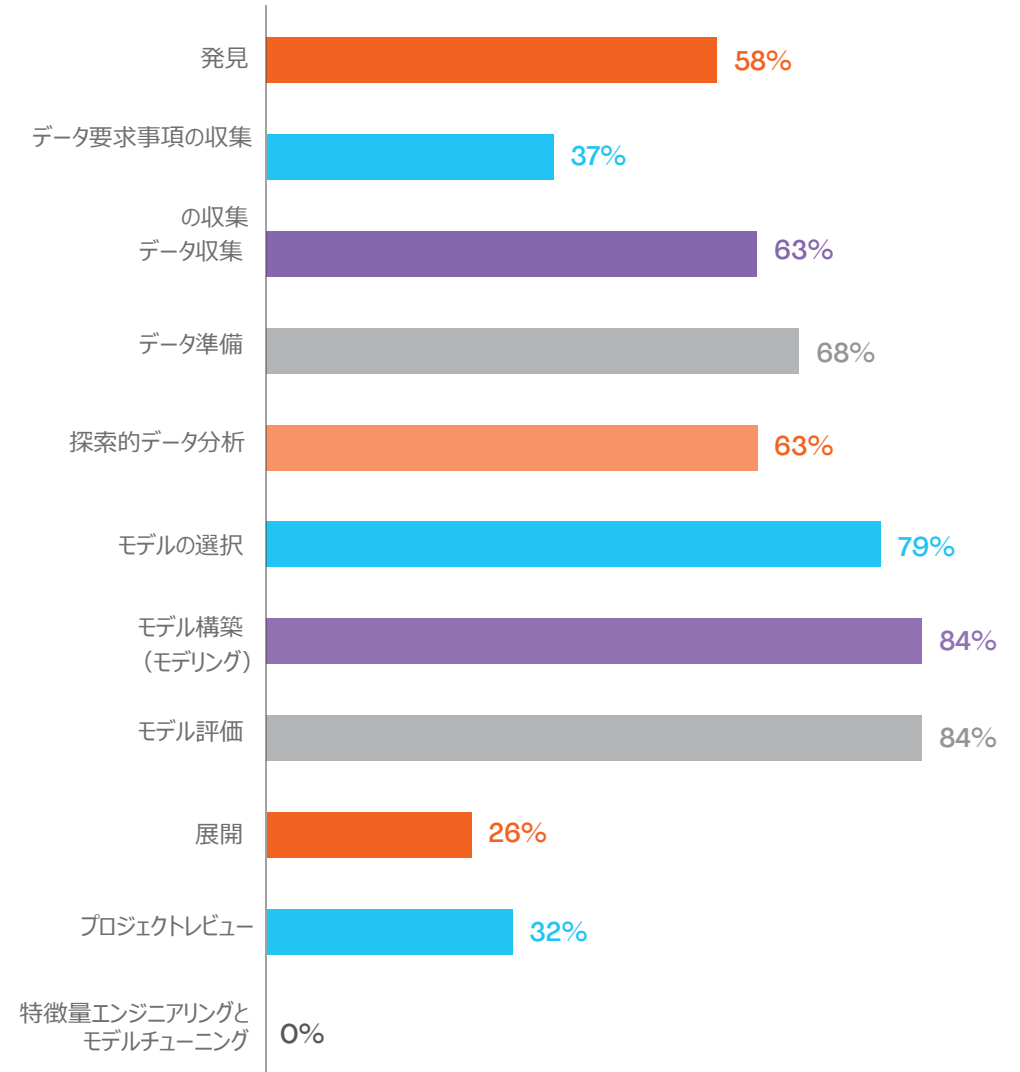
### 第3節

## プロジェクトマネジメントの役割

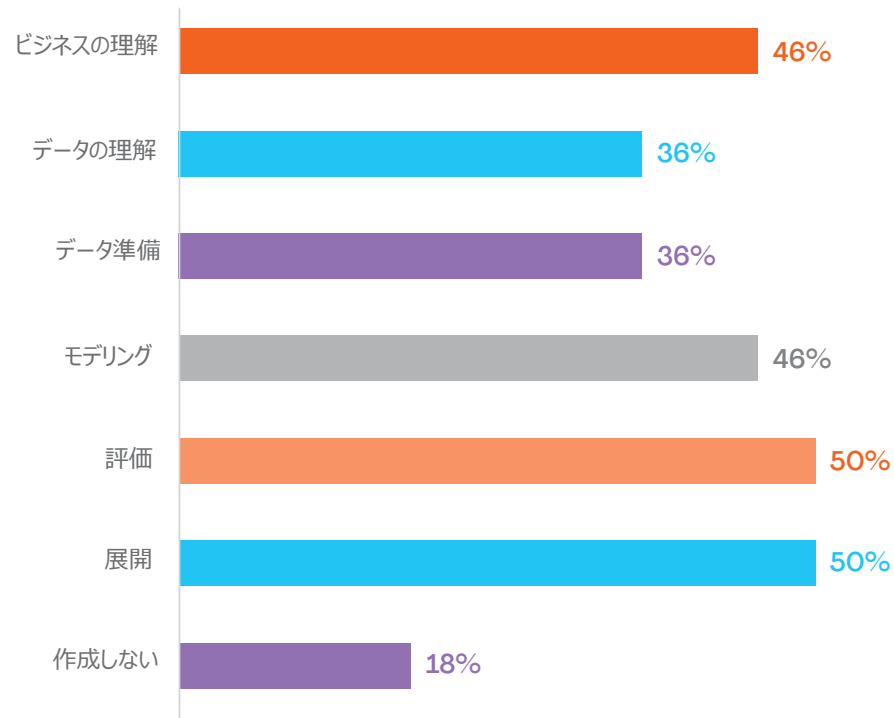
「プロジェクトマネージャー」はプロジェクト内でどのように配置していますか



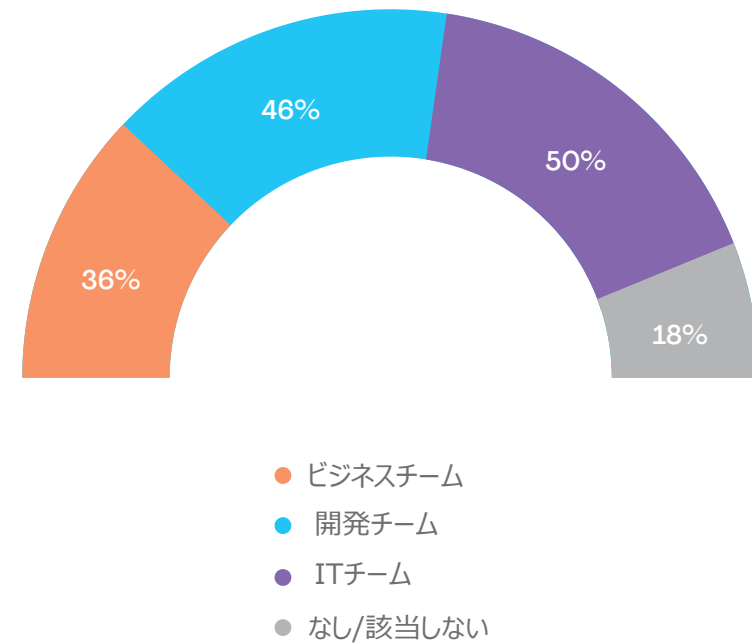
## AI / DSプロジェクトのライフサイクルの次のどの段階が反復的ですか？



### DS/AIプロジェクトの次のどの段階で、標準操作手順（SOP）が作成されていますか？



### どのチームが標準操作手順（SOP）に厳密に従うことが期待されていますか？



# あしがき



現在、様々な領域においてAI活用が進んでいます。「プログラムを書く」という方式から、「データを例示する」という新しい方式が生まれたことにより、コンピュータシステム化される対象世界が広がってきているのです。言い換えると、条件を人間が決めてプログラミングする演繹的開発から、判別条件をデータから自動的に取得する機能的開発にパラダイム・シフトしてきているということになります。これにより、従来のソフトウェア工学の方法論や技術に対して新しい考え方が必要になっています。AIソフトウェア工学として「信頼されるAI」としてAI説明性やAI品質が研究要素として注目されていることにも現れています。

同様な観点から、従来のプロジェクトマネジメント手法に対しても、新しい考え方が必要になります。具体的には、CRISP-DMやMLOpsなどのプロセスで代表される考慮点を認識する必要があります。

一方で、組織のベネフィット実現に向けた戦略を実現するための組織変革と、プロジェクト実施を行うという普遍的な観点は、AIプロジェクトにおいても目新しいものではありません。日本では特にITベンダーにより、適用領域に汎用的に適用できるシステムを展開し、成功してきた実績がありました。このため、海外に比べユーザ企業主体のプロジェクトがかなり少ない割合でした。AIプロジェクトにおいては、ユーザ企業が保有し、ユーザ企業が解釈し、ユーザ企業によりその内容が異なるデータを中心に開発が進められることから、ITベンダーが主導しにくい構造にあります。このため、同じ適用領域において成功してきた実績に基づき、要件定義に基づき機能を実装しても成功してきた従来のシステム開発では太刀打ちできない状況なのです。

この点において、「ビジネスの理解」「データ準備」「モデリング」という非構造的な実務慣行が重要になってきます。また、より上流工程のみならず保守フェーズにおけるデータサイエンティストの積極的な介入を行うための体制変更など、組織変革が求められます。

本ブレイクには、ビジネス課題をDS/AIプロジェクトによって解決し、新たなベネフィットを追求しようとした企業に対する調査の結果、明らかになった従来プロジェクトとAIプロジェクトの相違点とその課題を明らかにしました。さらにそれら課題を解決するためのベストプラクティスの提示と、それに基づくフレームワークの確立を行っています。

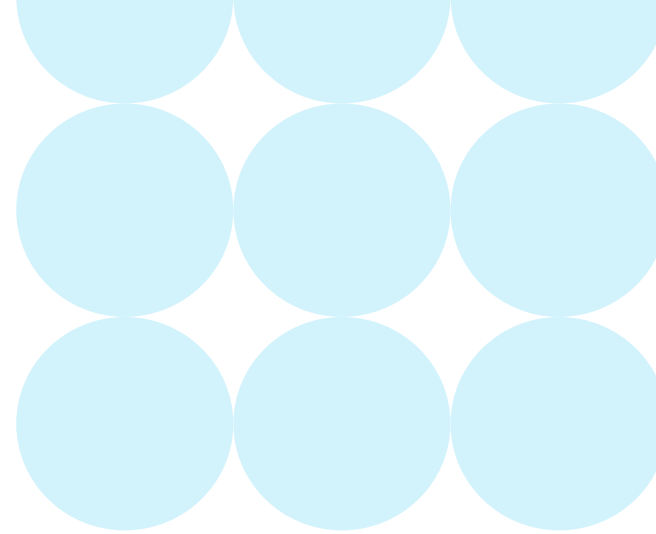
本分野において体系化された初めてのブレイクであり、その意義は大変大きいものです。AI/DSプロジェクトに取り組もうとしている方は熟読することをお勧めします。その上で、疑問に思ったこと、新たに考えたことなど、ぜひフィードバックをいただければ幸いです。議論の場として、日本において「PMI日本支部 AI@Work Study Group」というコミュニティを設けていますので、ご活用いただけますようお願いいたします。

活発な議論の結果、より良い体系が形成され、AI/DSプロジェクトの推進と、その成功確率が向上を期待しています。これにより、様々な領域におけるAI活用が促進され、新しい価値創造につながるよう、皆様と一緒に取り組んでいきたいと考えています。是非よろしくお願い致します。

---

**渡邊 恒文**

PMI日本支部 AI@Work Study Group 副代表



## 執筆者

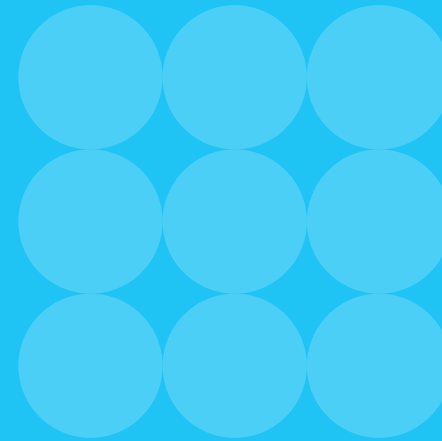
Rajkumar Dan  
Malleesh TM  
Deep Thomas  
Sayani Nag  
Ram Kumar  
Gopalan Oppiliappan  
Prince Thomas  
Shankar Sivaramakrishnan  
Pradeep Pydah  
Mridul Mishra  
Siva Sangubotla

Sanjeev Kumar Singh  
Amit Aggarwal  
Saravan Chellamuthu  
Ganesh Suryanarayanan  
Anusha Rammohan  
Nimish Gupta  
Raghunath Narsimhan  
Atul Gupta  
Santhakumar Rajangam  
Niraj Parihar  
Chandrasekhar Balasubramanyam

Ruma Mukherjee  
Dr Kiran Marri  
Satish Iyer  
Steve Nouri  
Naveen Bhutani  
Ramswaroop Mishra  
Venkat Anand  
Nitika Singh Gaba  
Bhishmarajan V.  
Rick Molakala



翻訳 : PMI日本支部 AI@Work Study Group 小林 功  
監修 : PMI日本支部 AI@Work Study Group 武上 弥尋、渡邊 恒文



北京| バンガロール| ブリュッセル| ブエノスアイレス| 成都|ドバイ| ダンドーク|  
ロンドン| ムンバイ| ニューデリー|  
フィラデルフィア| リオデジャネイロ| サンパウロ| 上海| 深セン|シンガポール|シドニー|  
ワシントンDC



Project Management Institute  
Global Headquarters  
14 Campus Blvd  
Newtown Square, PA 19073-3299 USA  
Tel: +1 610 356 4600