

2020年度 ソフトウェア品質管理研究会

機械学習プロジェクト 成功のためのPoC要求分析



2021/2/26

研究コース5 AI-Practiceチーム

AI-Practiceチーム

現業でもAI、MLプロジェクトの要求分析を行い、PoCに課題感を持つ

北野 健太

日本総合研究所(三井住友銀行 出向)

- ・先端技術リサーチャー
- ・システム統括
- ・金融システム開発

著書

『金融デジタル化のすべて』(2021)



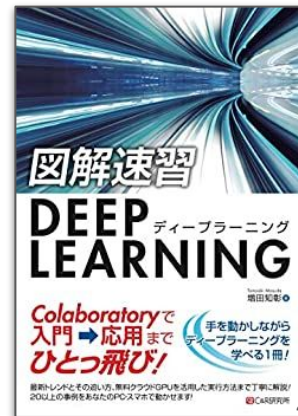
増田 知彰

NTTコミュニケーションズ

- ・IoTプラットフォーム開発・提供のエンジニアリングマネージャ
- ・顧客向けDXコンサルティング
- ・データ分析・活用の社内教育

著書

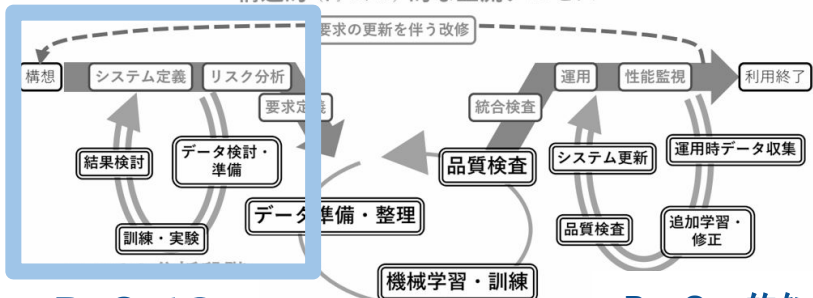
『図解速習DEEP LEARNING』(2019)



研究成果と活用イメージ

要件定義工程でPoCを行い、MLプロジェクト開発の不確実性を低減する進め方を、有識者、既存ガイドライン調査で明らかにした

構造的（V字モデル）的な上流プロセス



PoCでの
分析段階

繰り返し型の開
発段階

DevOps的な
運用改善段階

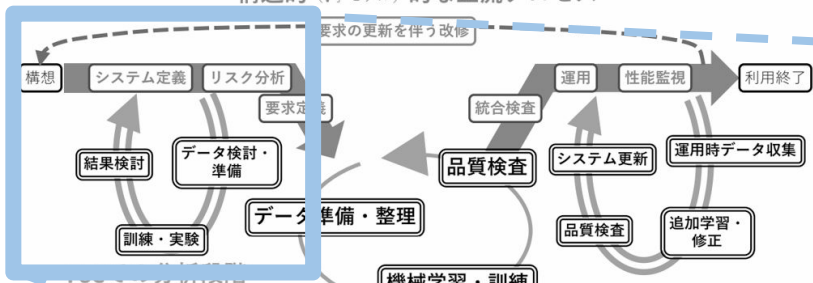
MLライフサイクルプロセス
概念図

研究成果と活用イメージ

要件定義工程でPoCを行い、MLプロジェクト開発の不確実性を低減する進め方を、有識者、既存ガイドライン調査で明らかにした

構造的 (V字モデル) 的な上流プロセス

要求の更新を伴う改修



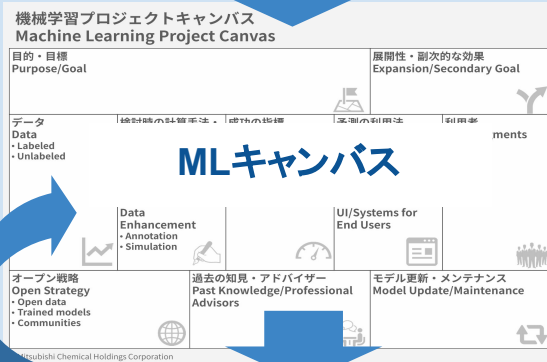
PoCでの
分析段階

繰り返し型の
開発段階

DevOps的な
運用改善段階

MLライフサイクルプロセス
概念図

利用者のビジネス背景・課題



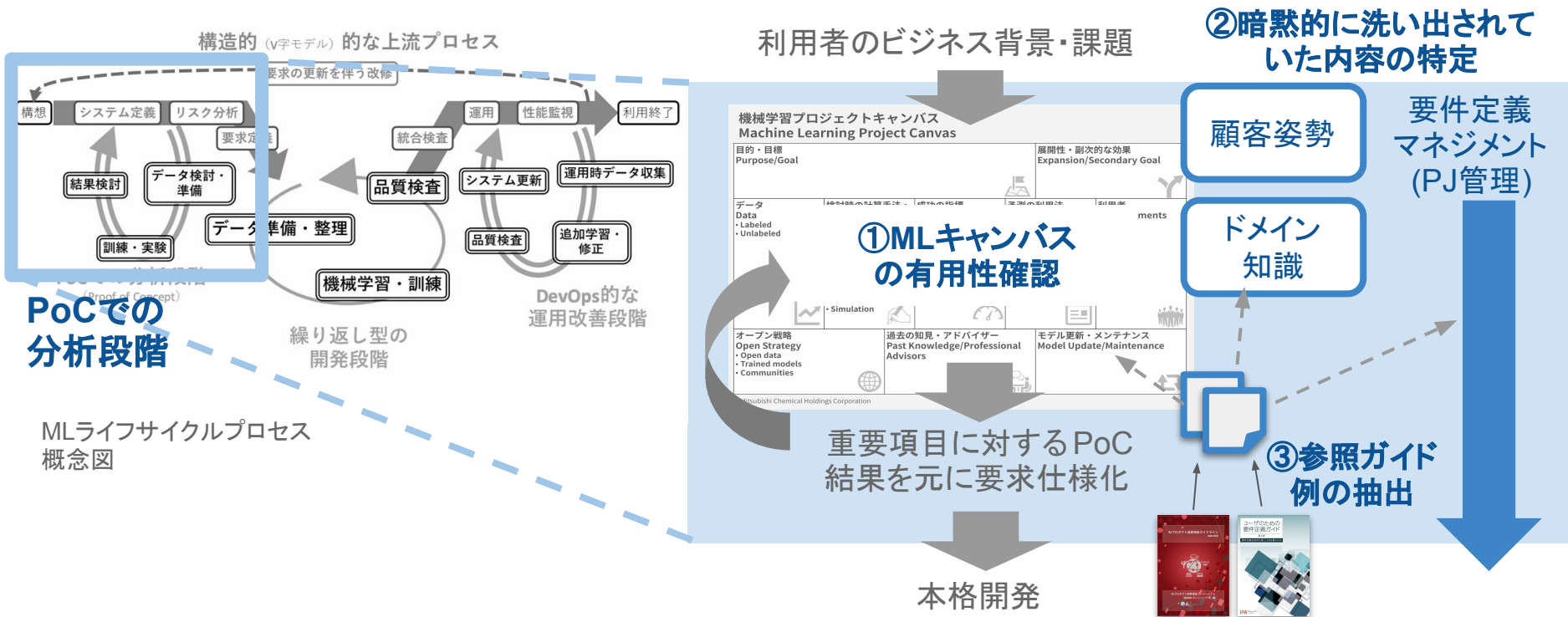
重要項目に対するPoC
結果を元に要求仕様化

本格開発



研究成果と活用イメージ

要件定義工程でPoCを行い、MLプロジェクト開発の不確実性を低減する進め方を、有識者、既存ガイドライン調査で明らかにした



機械学習(ML)プロジェクトは難しい・・・

ABEJA社講演(2020)から典型的な失敗事例を紹介

- 関係者の期待値を調整できない
- データの量、質
- 全体プロセスデザインの不足
(PoC～本番への遷移)
- 他プロジェクトと連携してしまう
(システム化の壁)

失敗パターン⑤ 関係者の期待値を調整できない

AI に対するの無理解、もともと関係性が良くないなど、周囲との期待値が調整できず、プロジェクト難易度が上がってしまう。

失敗パターン④ 他のプロジェクトと連携してしまう

AI の開発・運用を他のプロジェクトと連携させてしまい、AI 部分が失敗すると被害が大きくなってしまふ。

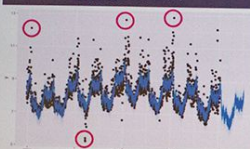
失敗パターン③ 全体のプロセスデザインの不足

PoC 前後のプロセスデザインが粗く、PoC の結果が出た際に判断に迷う (追加の投資意思決定ができない)。

PoC 失敗事例①

予測に影響を及ぼすデータが得られなければ、AI といえども予測は難しい。

需要予測プロジェクト



背景

パソコンの需要予測を行うプロジェクト。
需要予測を通して、生産・在庫最適化を行いたい。

PoCの結果

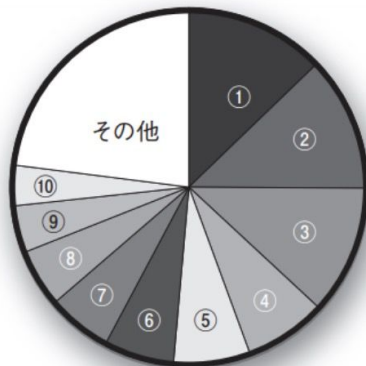
モデルを作ってもなかなか精度が出なかった。
商品の売れ行きに対して、プロモーション (CM) とイベント (割引キャンペーン、OS のサポート停止) が大きく影響していることが分かった。
精度向上のためには、プロモーションとイベントのデータが必要であったが、部署間の問題でデータが得られず、精度が上がらなかった。

システム開発プロジェクトの課題

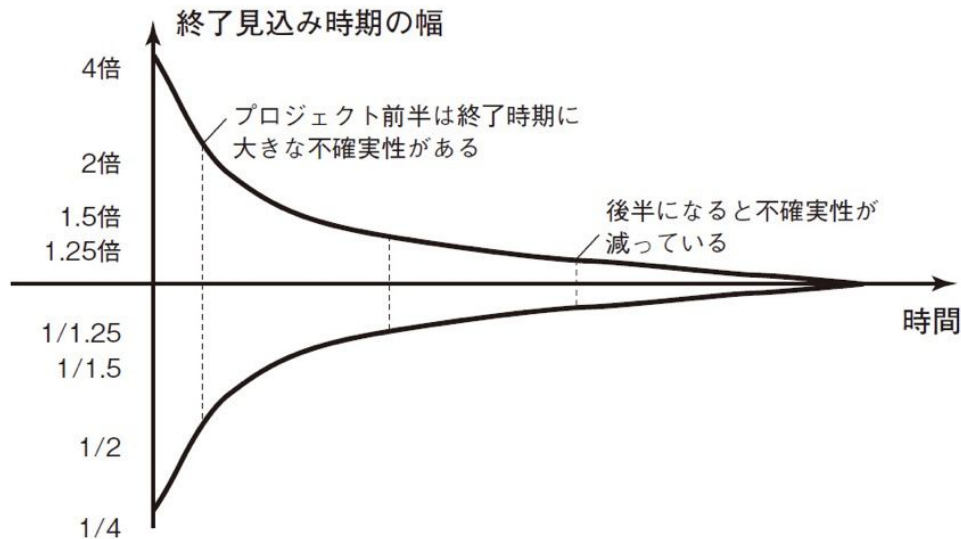
上流工程がシステム開発プロジェクトの成否を大きく左右する

図1 ソフトウェア開発プロジェクトが失敗する主な原因

- ① ユーザの参加不足
- ② 要求および仕様が不完全
- ③ 要求および仕様がよく変更になる
- ④ 経営者側からの支援不足
- ⑤ 技術的能力の不足
- ⑥ リソースの不足
- ⑦ 現実的でない期待
- ⑧ 不明確な目的
- ⑨ 現実的でない納期
- ⑩ 全く実績のない新規技術



(CAOS レポートより : Standish)



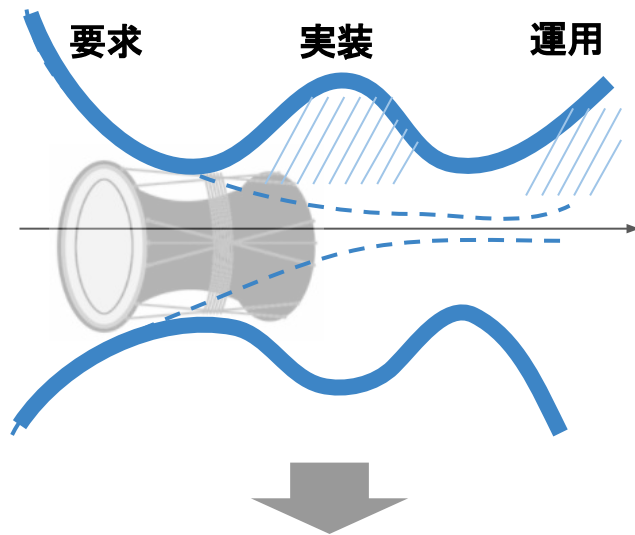
システム開発における不確実性コーン
出典 広木大地著「エンジニアリング組織論への招待」

<https://magazine.logi-biz.com/pdf-read.php?id=2996>

MLシステム開発特有の難しさ

要求に加えて、実装、運用工程にも、不確実性の「山」が存在する

「MLプロジェクトの場合は必ずしも不確実性コーンが当てはまるとは限らない。終盤にもう一回不確実性の山がたくさんあり、ちょうど『鼓』のような形をイメージで捉えるといいかもしれない」
(粕谷氏)

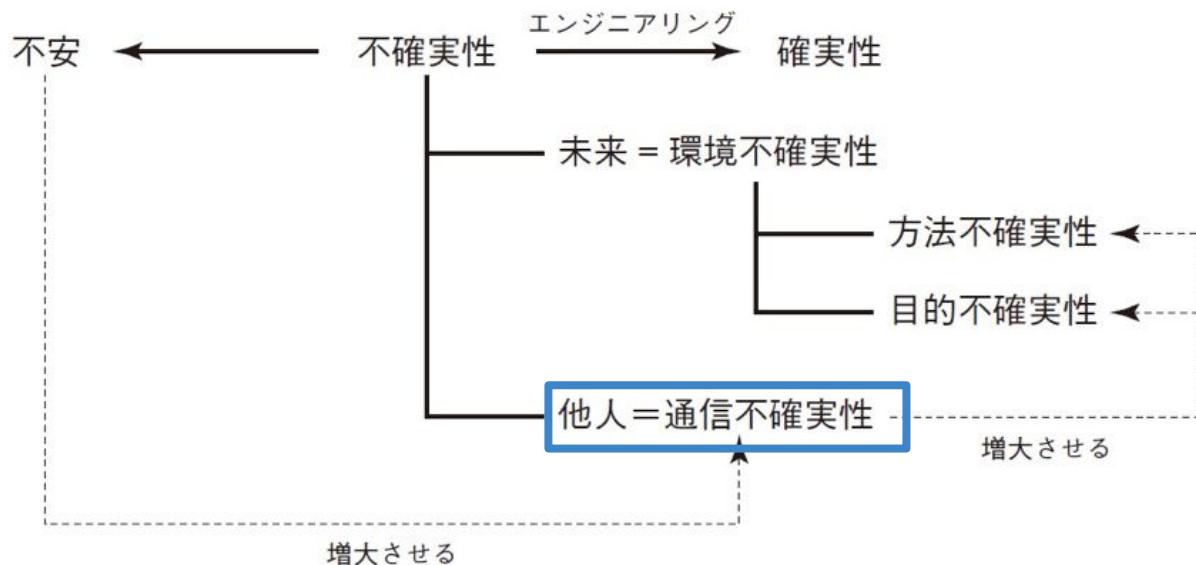


要求分析+PoCで、
実装、運用の不確実性を前もって低減

出典 <https://www.atmarkit.co.jp/ait/articles/1910/02/news002.html>

エンジニアリングによる不確実性の低減

システム開発は、「通信」「目的」「方法」の不確実性を低減していく営み
まず「通信」=ステークホルダ特定、十分なコミュニケーションが必要



ML: 曖昧な要求、通信不確実性が大きい

有価証券報告書から、経営者の問題意識を探って欲しい

- ・何ができたら問題意識が探れたといえるのか？
- ・誰が使うのか？データはあるのか？・・・etc

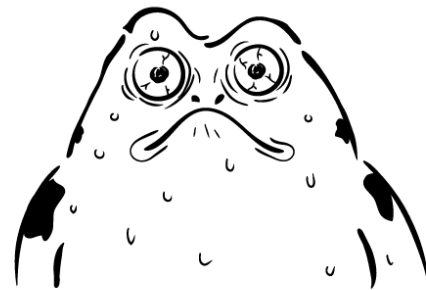


- ・ヒアリング項目をエクセルにでもまとめるか・・・



- ・ユーザはよくわからない、開発者が欲しい答えではない
- ・非効率なやりとりが続く・・・etc

あかーん



救世主: MLキャンバス

- もれなくシステムの要件を抽出すること
- ステークホルダー間で合意形成すること

ザザザ



機械学習プロジェクトキャンバス Machine Learning Project Canvas

目的・目標 Purpose/Goal		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal		
データ Data • Labeled • Unlabeled	検討時の計算手法・ インフラ Algorithms/Infra- structure for Trial <i>fx</i>	成功の指標 Metrics of Success	予測の利用法 Actions Based on the Prediction	利用者 User Segments
	データ補強 Data Enhancement • Annotation • Simulation		最終システム形 UI/Systems for End Users	
オープン戦略 Open Strategy • Open data • Trained models • Communities		過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors	モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance	

ケーススタディ

有価証券報告書から、経営者の
問題意識を探って欲しい

ドドド











ケーススタディ

目的・目標 Purpose/Goal 有価証券報告書から、経営者の 問題意識を探って欲しい		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal		
データ Data • Labeled • Unlabeled	検討時の計算手法・ インフラ Algorithms/Infra- structure for Trial <i>fx</i>	成功の指標 Metrics of Success	予測の利用法 Actions Based on the Prediction	利用者 User Segments
	データ補強 Data Enhancement • Annotation • Simulation		最終システム形 UI/Systems for End Users	
オープン戦略 Open Strategy • Open data • Trained models • Communities	過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors	モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance		

ケーススタディ

目的・目標 Purpose/Goal		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal	
有価証券報告書から、同企業の経営者の問題意識などの具体情報や、そこから推測されるレーティングを抽出し、株式や金融商品の売買のための情報をトレーダーに提供し、リターンを上げる		顧客への情報提供を通して新規契約、投資単価向上による手数料収入増	
データ Data <ul style="list-style-type: none"> • Labeled • Unlabeled 有価証券報告書 (xxx社; xx年分)	検討時の計算手法・インフラ Algorithms/Infrastructure for Trial 統計的自然言語処理 BERT等のDL手法	成功の指標 Metrics of Success 発表後翌日の株価騰落をX%の確率で予測できること	予測の利用法 Actions Based on the Prediction 騰落、確信度、一定の説明(XAI)を提供する
データ補強 Data Enhancement <ul style="list-style-type: none"> • Annotation • Simulation 	最終システム形 UI/Systems for End Users	利用者 User Segments 株式トレーダー 個人投資家 投資情報の提供会社	
オープン戦略 Open Strategy <ul style="list-style-type: none"> • Open data • Trained models • Communities 		過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors	モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance

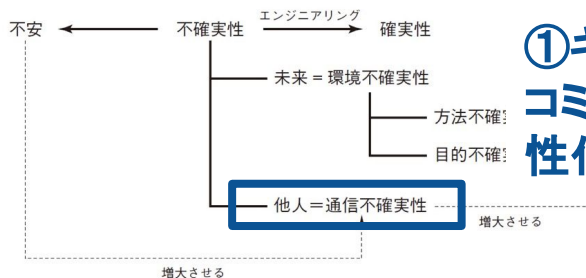
ケーススタディ

目的・目標 Purpose/Goal		有価証券報告書から、同企業の経営者の問題意識などの具体情報や、そこから推測されるレーティングを抽出し、株式や金融商品の売買のための情報をトレーダーに提供し、リターンを上げる		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal	
顧客への情報提供を通して 新規契約、投資単価向上による手数料収入増					
データ Data	検討時の計算手法・インフラ Algorithms/Infrastructure for Trial	成功の指標 Metrics of Success	予測の利用法 Actions Based on the Prediction	利用者 User Segments	
• Labeled • Unlabeled	統計的自然言語処理 BERT等のDL手法	発表後翌日の株価騰落をX%の確率で予測できること	騰落、確信度、一定の説明(XAI)を提供する	株式トレーダー 個人投資家 投資情報の提供会社	
有価証券報告書 (xxx社; xx年分)	データ補強 Data Enhancement		最終システム形 UI/Systems for End Users		
	• Annotation • Simulation		オンライン(XML取込) or バッチ		
オープン戦略 Open Strategy	過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors	モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance			
• Open data • Trained models • Communities	ドメイン特化の辞書は 先行研究のものを 活用する	過去のXX案件で行った金融関連文書の分析における設計仕様、有識者	ユーザフィードバック 株価騰落の正解率を監視し、一定の閾値を下回ると再学習を行う		
					

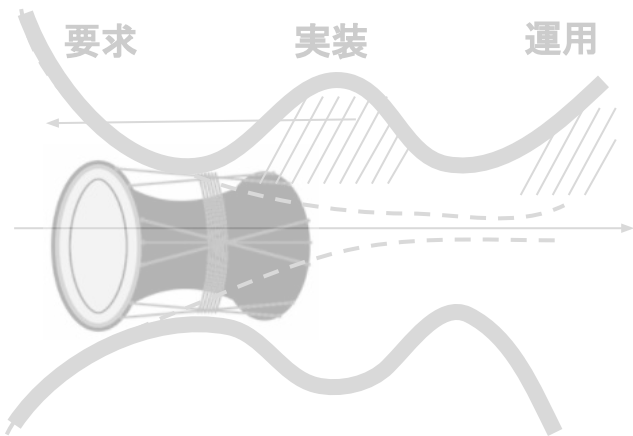


MLキャンパスのやっていること

要件だけでなく実装、運用までを見据え、ステークホルダ間で合意形成を行う



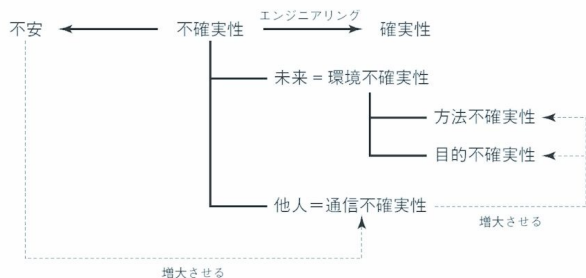
①キャンパス形式で、コミュニケーションを活性化



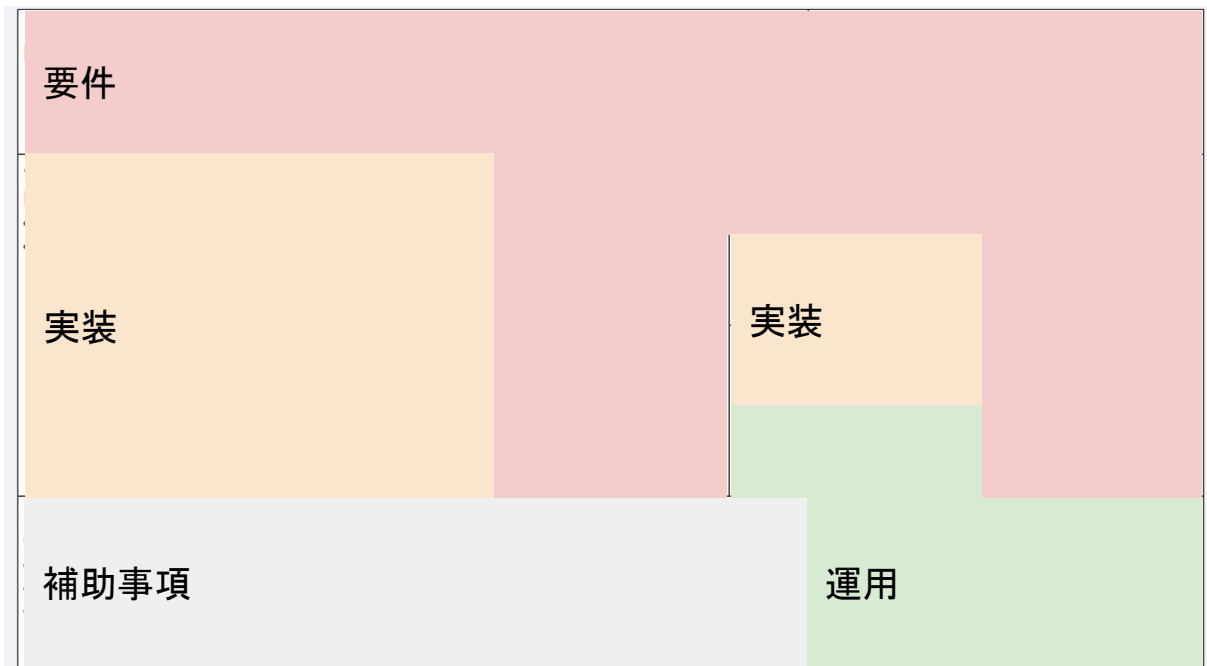
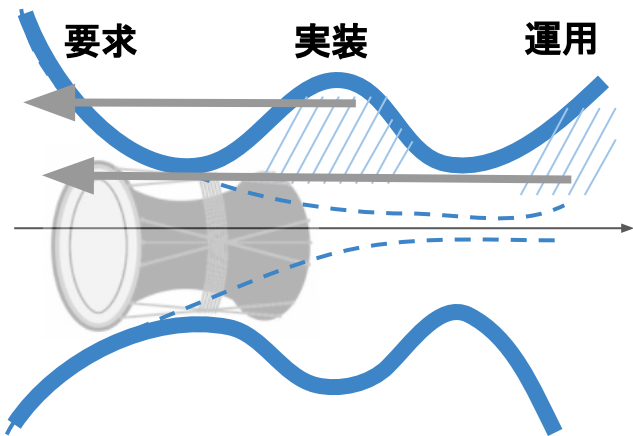
		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal		
データ Data • Labeled • Unlabeled	検討時の計算手法・インフラ Algorithms/Infrastructure for Trial <i>fx</i>	成功の指標 Metrics of Success	予測の利用法 Actions Based on the Prediction	利用者 User Segments
	データ補強 Data Enhancement • Annotation • Simulation		最終システム形 UI/Systems for End Users	
オープン戦略 Open Strategy • Open data • Trained models • Communities		過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors		モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance

MLキャンパスのやっていること

要件だけでなく実装、運用までを見据え、ステークホルダ間で合意形成を行う

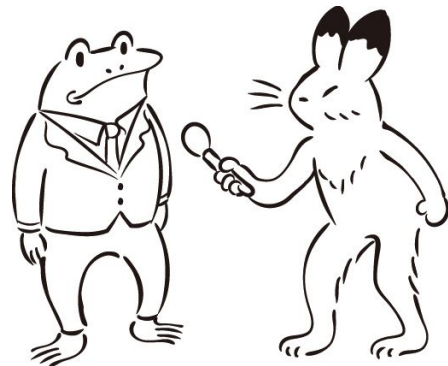


②運用までを見渡し、前もって不確実性を低減する



MLキャンパスで必要十分かどうか？

MLプロジェクト成功に足りているものと足りないものは何？



ケーススタディ

目的・目標 Purpose/Goal		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal		
有価証券報告書から、同企業の経営者の問題意識などの具体情報や、そこから推測されるレーティングを抽出し、株式や金融商品の売買のための情報をトレーダーに提供し、リターンを上げる		顧客への情報提供を通して新規契約、投資単価向上による手数料収入増		
データ Data ・ Labeled ・ Unlabeled 有価証券報告書 (xxx社; xx年分)	検討時の計算手法・インフラ Algorithms/Infrastructure for Trial 統計的自然言語処理 BERT等のDL手法	成功の指標 Metrics of Success 発表後翌日の株価騰落をX%の確率で予測できること	予測の利用法 Actions Based on the Prediction 騰落、確信度、一定の説明(XAI)を提供する	利用者 User Segments 株式トレーダー 個人投資家 投資情報の提供会社
	データ補強 Data Enhancement ・ Annotation ・ Simulation		最終システム形 UI/Systems for End Users オンライン(XML取込) or バッチ	
オープン戦略 Open Strategy ・ Open data ・ Trained models ・ Communities	ドメイン特化の辞書は 先行研究のものを 活用する	過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors 過去のXX案件で行った金融関連文書の分析における設計仕様、有識者	モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance ユーザフィードバック 株価騰落の正解率を監視し、一定の閾値を下回ると再学習を行う	
				

MLキャンバスで必要十分かどうか？

MLプロジェクト成功に足りているものと足りないものは何？

- ・予算は？
- ・期間は？
- ・データの量、質の評価は？
- ・推進体制は？
- ・MLキャンバスはどうやって使えば良いのか？
- ・MLキャンバスは不慣れでも使える？
- ・・・etc



取り組みテーマ

動機・目的

PoCの開始前の要求分析フェーズに着目し、MLプロジェクト成否に重要な要素を洗い出し、円滑に進めるための示唆を得る

ML特有の観点

実装、運用にも大きな不確実性が存在。要求分析+PoC、およびステークホルダーとのコミュニケーションを通じた不確実性低減が重要

MLキャンバスに期待。良いツールも必要十分か？より良い活用方法は？



取り組みテーマ

MLキャンバスの有効性を示し、効果的な活用方法を考察

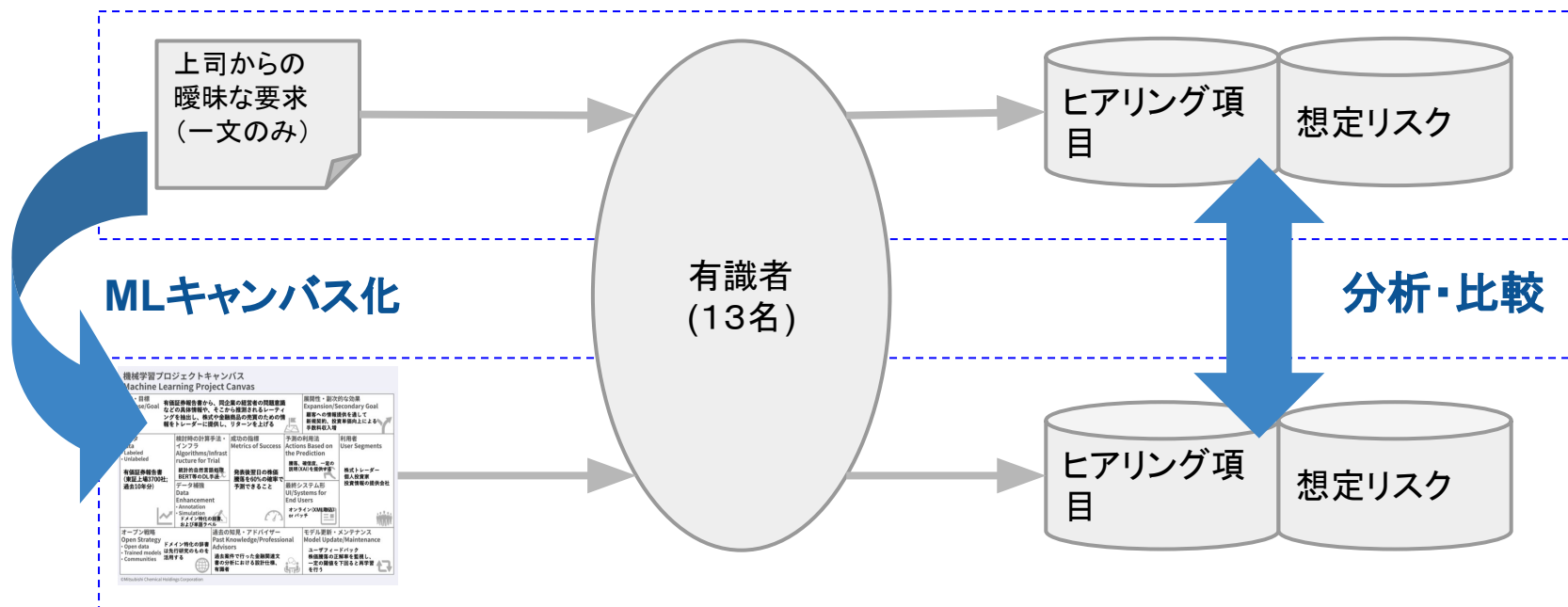
実験: フレーム

MLプロジェクト有識者に対し、擬似MLプロジェクトを想定したアンケート実施

【用意したインプット】

【被験者】

【アウトプット】



※金融・製造の2セット実施

実験: 具体的な設問例(曖昧な要求)

曖昧な要求に対する有識者の指摘を抽出

上司の指示に対し、顧客へのヒアリング項目および不確実性を列挙する

設問①:「お客様から、”AIを使って、**有価証券報告書から、経営者の問題意識を探って欲しい**”, と依頼があった. PoCに向けて推進よろしく」

設問②:「お客様から、”AIで**歩留まり率(製造における良品比率)**が向上させられないか”, という依頼があった. PoCに向けて推進よろしく」



- 有識者はどういう項目をヒアリングするのか
- 有識者はどういうリスクに着目するのか
- ヒアリング, リスクをどう分類できるか

実験: 具体的な設問例 (MLキャンバス提示)

曖昧な要求をMLキャンバス化したものを提示。有識者の指摘内容の変化を抽出

それぞれの問題に対し、MLキャンバスを用いたヒアリング結果例から、追加のヒアリング項目およびリスクを列挙



MLキャンバスがあることで、どういふ変化が生じるか

機械学習プロジェクトキャンバス Machine Learning Project Canvas				
目的・目標 Purpose/Goal		組立製造業Y社プロダクトAの製造ラインは、交換頻度の高いB部品を含むC製造装置のため、停止が多い。B部品寿命・故障で一度ライン停止が起こると、再開までに時間を要する。停止を未然に予測し、予防保全的にB部品交換を行うことで、プロダクトAの生産効率、歩留まり率を上げたい		展開性・副次的な効果 Expansion/Secondary Goal
データ Data ・ Labeled ・ Unlabeled		検討時の計算手法・インフラ Algorithms/Infrastructure for Trial MLP (多層パーセプトロン)	成功の指標 Metrics of Success	予測の利用法 Actions Based on the Prediction
C製造装置の、B部品劣化を間接的に示す、複数のセンサ計測値の時系列データ 部品B交換タイミングで付与されたラベル		データ補強 Data Enhancement	B部品の交換が必要なタイミングを、交換準備に十分な時間が取れる、寿命・故障の1日以上前に発見できること	最終システム形 UI/Systems for End Users
利用者 User Segments		ラボ環境で、故意に故障が促進される環境を作り、データを生成	リアルタイム、またはセミリアルタイムで推論し、寿命・故障予測	プロダクトA 製造ラインの管理者 およびオペレータ
オープン戦略 Open Strategy	該当のセンサ、時系列データについての過去論文から、適用できる事例、モデルを活用	過去の知見・アドバイザー Past Knowledge/Professional Advisors	モデル更新・メンテナンス Model Update/Maintenance	
・ Open data ・ Trained models ・ Communities		過去組立製造業で歩留まり率向上プロジェクト参画メンバーを、アドバイザーにアサイン	定期的に、未然の交換を予測できなかったケースをモニタ予測精度の低下がみられた場合、再学習を実施	

©Mitsubishi Chemical Holdings Corporation

※サンプル: 製造のMLキャンバス


結果概要

13人に実施、総計550件の指摘を獲得。指摘内容を6つに分類

【指摘内容(例)】

- ・AIで何を解決したいか、検証可能なレベルで具体的にどうしたいか
- ・AIによる代替が本当に必要なタスクか
- ・結果に対するお客様の納得感
- ・適切な収益想定、ビジネスモデル
- ・訓練可能なデータの量と質
- ・学習したモデルの出力の説明性などは必要か
- ・成果イメージの技術的な実現可能性
- ・開発環境、運用環境のリソース
- ・本格的なシステム化、運用も視野に入れた話か
- ・システムのDeploy先はどこを想定しているか
- ・基盤周り構成人材
- ・GUIのデザイン性
- ・お客様の求める性能水準
- ・どの程度の期間と工数、予算があるか
- ・期限はあるか
- ・人員、環境の目処は立っているか
- ・広報活動や営業推進能力
- ・無益な社内政治の程度
- ・現場の協力体制(現在の業務に詳しい方とチームを組んで取り組めるか)
- ・協力者が不明、明確にすべき
- ・本格展開に向けた予算確保の見込みはあるか
- ・上司がAIという言葉を使っており、全くデータサイエンスへの知見はないと考える
- ・PoC段階で知識付与をしてしまうとその時点で課題解決になってしまい案件が終了する(稼働の無償貸し出し)
- ・他の同等サービスの存在確認
- ・先行研究論文などの参考文献
- ・競合他社の性能や動向調査 ...etc

【指摘内容の分類結果】

- 
1. 要件
 2. 実装
 3. 運用
 4. その他
 - a. PJ管理
 - b. 顧客姿勢
 - c. ドメイン知識

考察

有識者アンケート結果の分析から、4点の示唆が導出

①MLキャンバスはヒアリング、リスクの指摘数を低減する

→ PoCのためのステークホルダとの合意形成やPoC要件洗出しに有用

②指摘の増減傾向は、分類ごとに異なる

→「要件」は減少 :MLキャンバスによって要件が明らかになる

「実装」は変化無 :PoCをやってみなければ判断できない

「運用」は増加 :MLキャンバスのおかげで後工程に目がいく

③MLキャンバス以外にヒアリングすべき項目の存在

→「PJ管理」 : 予算、期限など

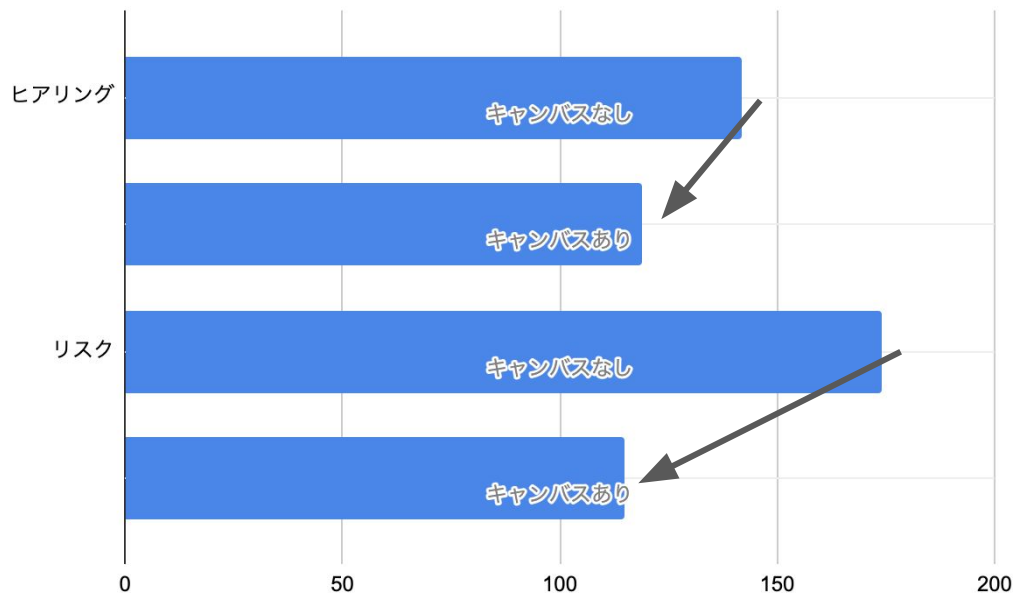
「顧客姿勢」 : 顧客理解度、熱意、協力体制など

「ドメイン知識」: 先行研究、他社事例など

④ヒアリングを支援する補助ガイドラインのあり方

① MLキャンバスは指摘数を低減する

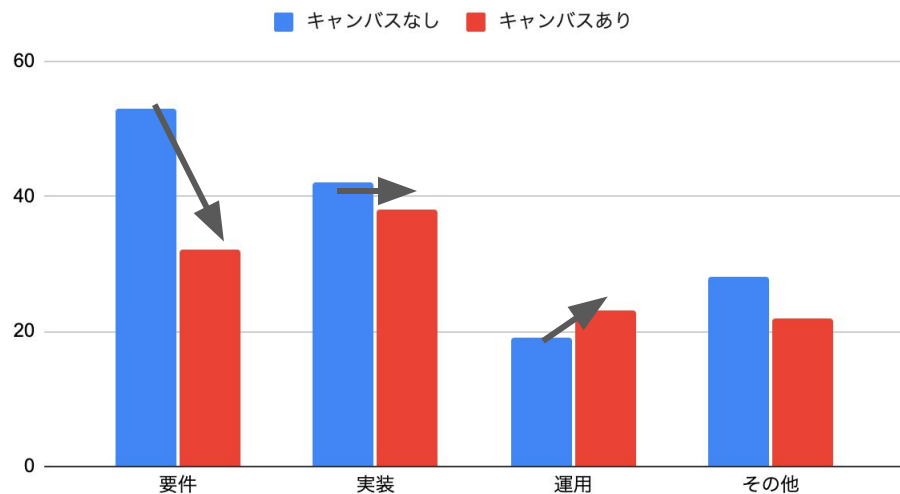
ヒアリング、リスク想起共に、キャンバス利用後に指摘数が減少



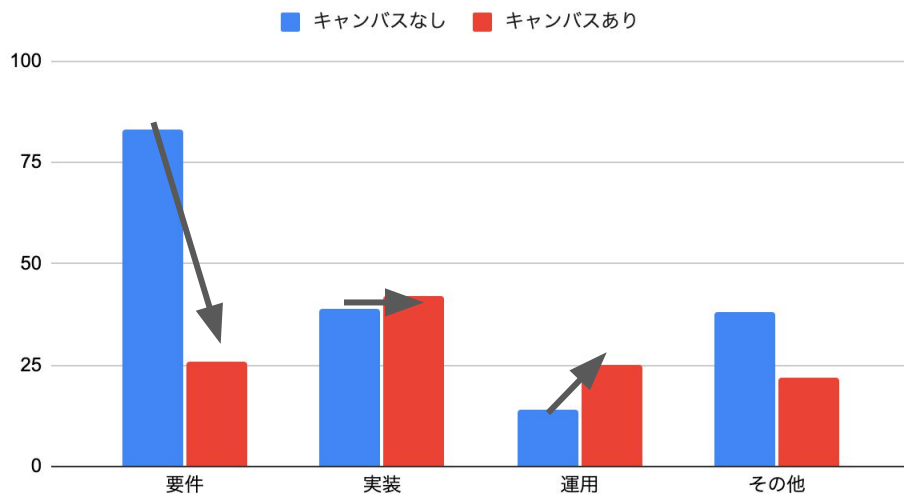
② 指摘の増減傾向は、分類ごとに異なる

「要件」の指摘数は減少、「実装」は変化なし、「運用」は増加

ヒアリング



リスク



③ MLキャンバス外の指摘

MLキャンバス外の指摘事項は3種に大別

「プロジェクト管理」「顧客姿勢」「ドメイン知識」

例：
特許

その他内訳

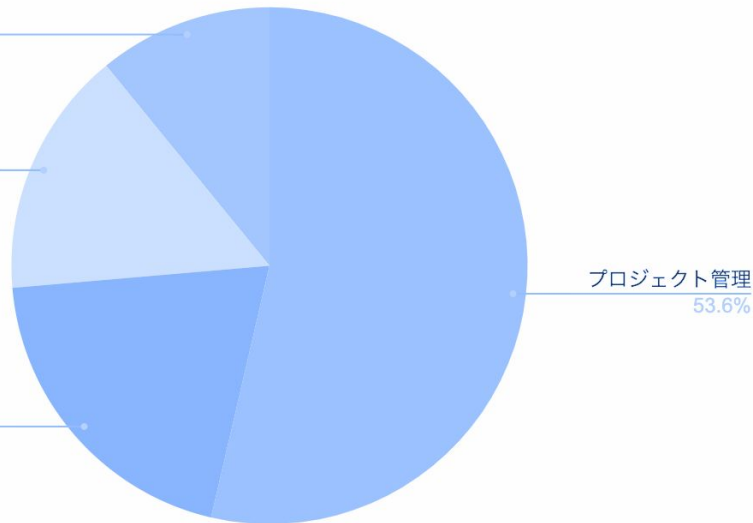
その他
10.9%

例：
既存業務の分析
先行研究、他社事例

ドメイン知識
15.5%

例：
現場の協力体制
顧客のAI・ML理解度、熱意

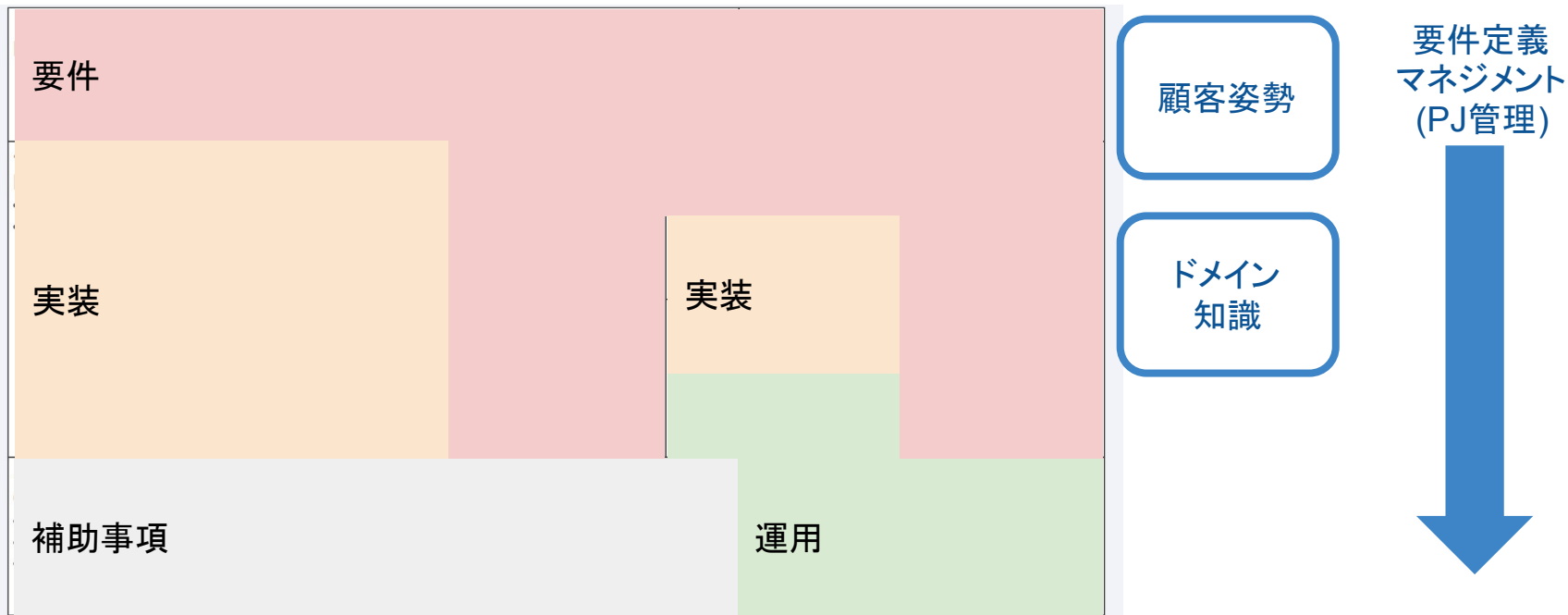
顧客姿勢
20.0%



例：
期間
予算・工数

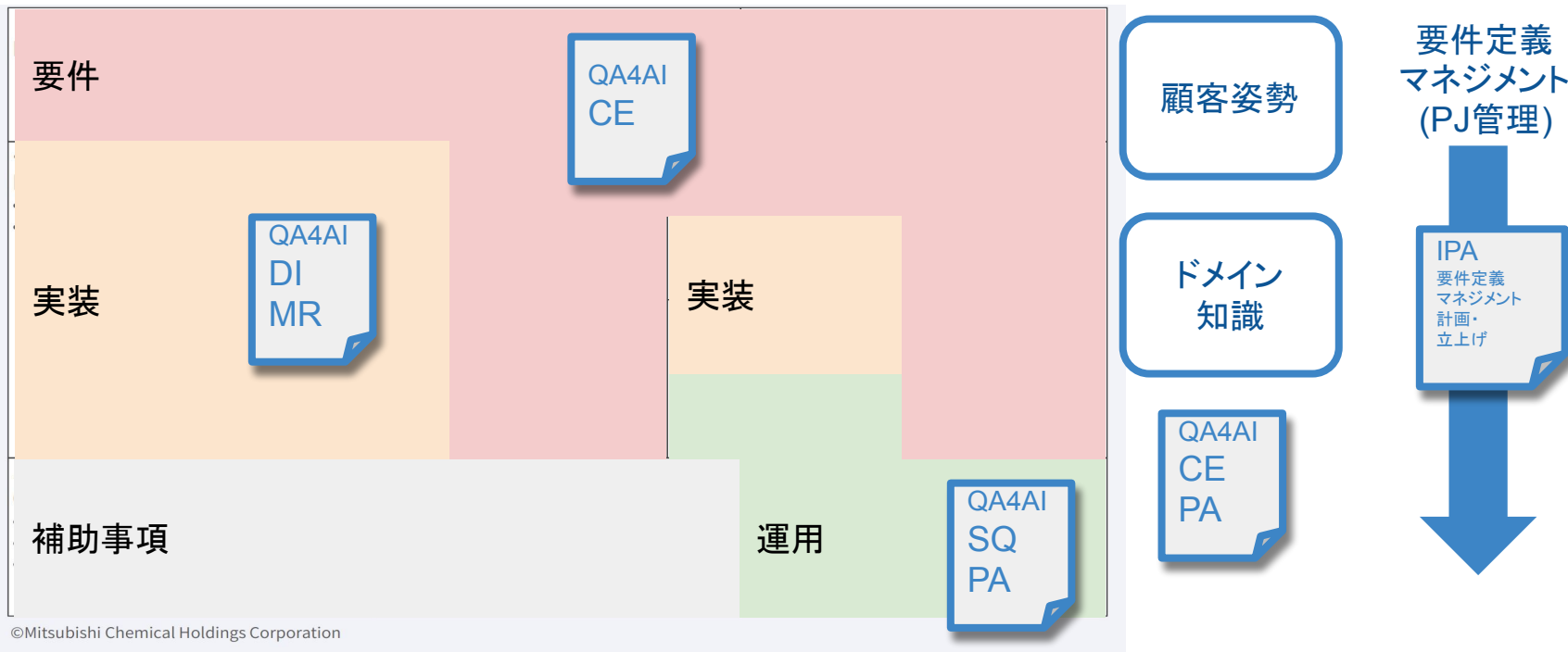
④ 補助ガイドラインのあり方

MLキャンバス項目は主に要件・実装・運用に対応、その外部にその他項目があるが、項目名だけでは、ヒアリングの観点、深さの個人差が大きくなってしまふ



④ 補助ガイドラインのあり方

ヒアリングの観点、深さの個人差を低減するため、以下の既存ガイドラインと、各項目の対応づけを検討 → MLキャンバスを埋める際、対応する既存ガイドラインを併用！



(参考)活用した既存ガイドライン

AIプロダクト品質保証ガイドライン(QA4AI)

IPA ユーザのための要件定義ガイド第2版



AIプロダクト品質保証ガイドライン

2.2.5 Customer Expectation

- (a) ステークホルダーの期待度
 - (a.i) 顧客の期待は高いか。
 - (a.ii) 狙っているのが「人間並み」か。
- (b) ステークホルダーの技術理解度
 - (b.i) 顧客は確率的動作という考え方を受容していないか。
 - (b.ii) リスク・副作用を理解していないか、もしくは安易に受容して必要な対策を怠っていないか。
 - (b.iii) データの量や質に対する認識は甘いか。
 - (b.iv) “合理的”説明を求める傾向や、“外挿”や“予測”をしたがる傾向(者)を求めたがる傾向はあるか。
- (c) 運用に対する期待度
 - (c.i) 継続的実運用にどのくらい近いか。
- (d) 標準適合性の必要度
 - (d.i) AIプロダクトの利用に法令上、倫理上の問題はないか、第三者への配慮が必要ないか、AIプロダクトの利用が社会的に受容されるか。
- (e) ステークホルダーとの関係性
 - (e.i) 納得感を共感する風土や雰囲気、仕事の進め方は少ないか。
 - (e.ii) 顧客担当者・チームで意思決定できる権限や範囲は少ない・狭い

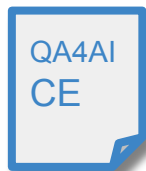
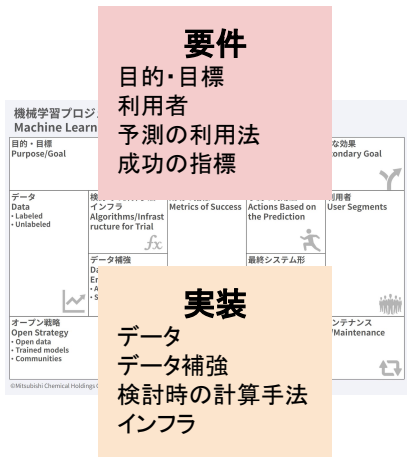


④ 確認項目と既存ガイドラインとの対応例

MLキャンバスおよび追加確認項目に対応する既存ガイドラインの例示

【項目】

【対応する既存ガイドライン例】



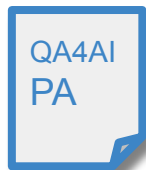
QA4AI Customer Expectation

- 顧客側期待の高さ
- 狙っているのが「人間並み」なのかどうか
- ステークホルダーの技術理解度



QA4AI Data Integrity + Model Robustness

- 想定する学習手法の適用前提や統計的観点から十分な量のデータがあるか
- 想定する要求・適用環境において、希少な状況や分類クラスの偏りがある場合であっても、それらに対して十分な量のデータがあるか

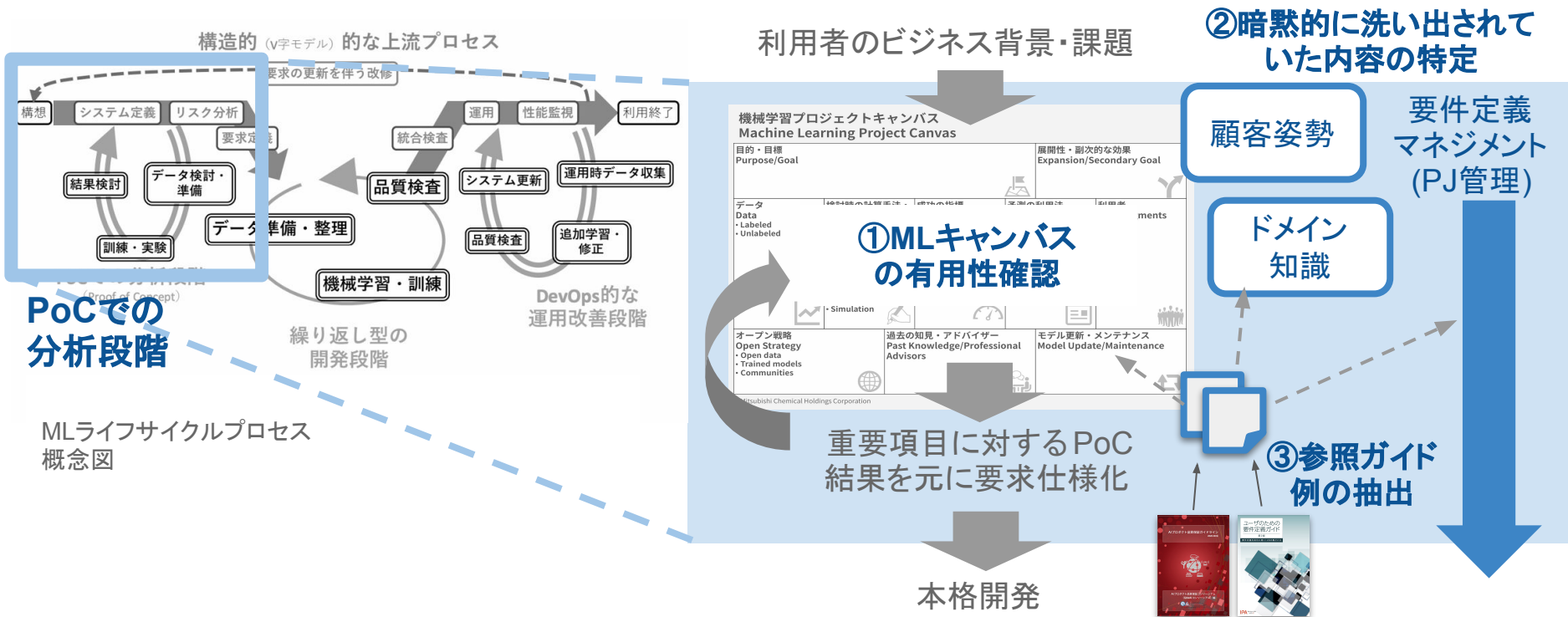


QA4AI Process Agility

- 機械学習やデータサイエンスの「専門家」やドメインの専門家は含まれているか
- 顧客側にも、業務プロセスやドメイン知識を理解している人を有し、開発体制に組み込んでいるか

研究成果と活用イメージ

要件定義工程でPoCを行い、MLプロジェクト開発の不確実性を低減する進め方を、有識者へのアンケートおよび既存ガイドライン調査で明らかにした

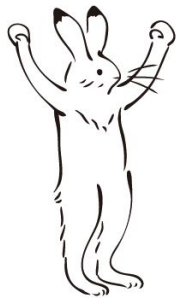


まとめ・結論

MLには、実装、運用にも大きな不確実性が存在。ステークホルダーとのコミュニケーションを通じた不確実性低減に向け、要件定義フェーズでの取り組みが重要

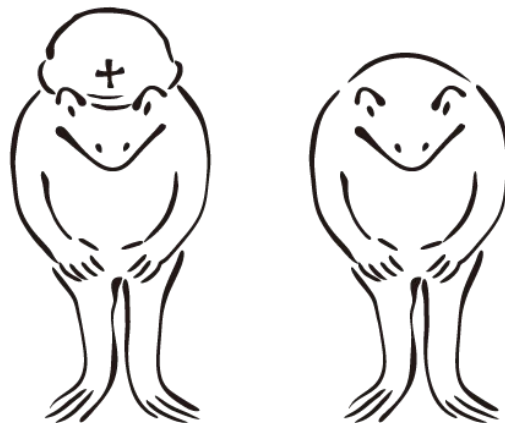
実際のプロジェクトでありがちな、利用側の要求が抽象的に、あいまいに伝えられた場合に、有識者がどのような観点から指摘を行うのかを調査し、MLキャンバスの有用性、プロジェクト実践上の活用方法について考察

- **有識者の指摘事項とMLキャンバスには共通点があり、MLキャンバスはPoCのためのステークホルダ合意・要件洗出しに有用であることを確認**
- **PJ管理や顧客姿勢などMLキャンバスだけでは十分とは言えない項目があることを指摘、MLキャンバス作成を補完するガイドラインとの対応づけを実施**



謝辞

本研究に対して有益なご助言をいただいた国立情報学研究所 石川冬樹氏, ソニー株式会社 栗田太郎氏, 株式会社富士通研究所 徳本 晋氏, および, 本研究の実験に協力いただいた株式会社日本総合研究所とエヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ株式会社の機械学習プロジェクト有識者の皆様に感謝の意を表する



参考文献

- [1] 機械学習工学研究会, MLSE2018アンケート調査結果, 2018
- [2] 石谷,坂本,定塚,長柄,吉岡, なぜ機械学習プロジェクトは PoC で終わるのか, 第2回機械学習工学研究会(MLSE夏合宿2019), P1-6, 2019
- [3] 土肥, PoCキャンバスを用いた機械学習システムの開発プロセスの管理手法 ,日本ソフトウェア科学会第 36 回大会 (2019年度) 講演論文集
- [4] 産業技術総合研究所, 機械学習品質マネジメントガイドライン, 2020.6
- [5] AIプロダクト品質保証コンソーシアム, AIプロダクト品質保証ガイドライン, 2020.8
- [6] 株式会社三菱ケミカルホールディングス, 機械学習活用のためのフレームワークを開発 ,プレスリリース, 2019.7
- [7] Alexander Osterwalder,Yves Pigneur,"Business Model Generation: A Handbook for Visionaries, Game Changers, and Challengers", Wiley,2010
- [8] 井出,雨谷,青山,菊島, ビジネスモデルジェネレーションを応用したビジネスモデル開発方法論の考察 ,情報処理学会報告, 2013
- [9] A.Joyce,RL Paquin,"The triple layered business model canvas: A tool to design more sustainable business models", Journal of cleaner production,2016
- [10] 竹内,伊藤,西山,磯村, 機械学習プロジェクトのモデル化とその比較, 人工知能学会 第26回知識流通ネットワーク研究会 SIG-KSN-026-03, 2019
- [11] 竹内 広宜,伊藤 優,山本修一郎, EA モデリングを通じた機械学習プロジェクトキャンバスの構成法 , 信学技報,IEICE Technical Report,2020
- [12] 独立行政法人 情報処理推進機構, 要求工学知識体系(REBOK)概説,2012
- [13] 独立行政法人 情報処理推進機構, ユーザのための要件定義ガイド第 2版,2019

本デッキ内のイラストは、TopeconHeroes ダーヤマ氏のダ鳥獣ギ画 <https://chojugiga.com/> を使用しました。