

## 機械学習プロジェクト成功のための PoC 要求分析

～ 機械学習プロジェクトキャンバス活用と補助ガイドラインの提案 ～

### PoC Requirements Analysis for Successful Machine Learning Projects

- Effective Usages of Machine Learning Project Canvas with Supplemental Guides -

研究員：北野 健太（株式会社日本総合研究所）

増田 知彰（エヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ株式会社）

主査：石川 冬樹（国立情報学研究所）

副主査：栗田 太郎（ソニー株式会社）

副主査：徳本 晋（株式会社富士通研究所）

#### 研究概要

本研究では、機械学習プロジェクトの PoC 要求分析を円滑に進め、成否に重要な要素を洗い出すことを目的に、有識者アンケートを通じ、機械学習プロジェクトキャンバスの活用方法と補助ガイドラインの提案を行った。まず、機械学習プロジェクトキャンバスが、包括的なヒアリングとステークホルダ間合意に有用であることを確認した。また、同キャンバスの項目に加えて、プロジェクト管理、顧客姿勢、ドメイン知識の観点が必要であることを示した。最後に、補助的なガイドラインの必要性と実例を示した。

**Abstract** This research proposes effective usages of the machine learning project canvas with supplemental guidelines in PoC requirements analysis processes of machine learning projects. First, we show that the machine learning project canvas is effective for comprehensive hearing and agreements among stakeholders. Then, we show that the canvas is not sufficient from the viewpoints of project management, and executability of customers, domain knowledges. Lastly, we demonstrate demand for supplemental guidelines with their concrete examples.

#### 1. はじめに

AI (Artificial Intelligence: 人工知能) の代表的な要素技術である ML (Machine Learning: 機械学習) の実装が、社会の様々な場で始まっている。本研究では、ML を企業の業務システムに適用する開発プロジェクトを対象とする。顧客や事業部門など利用側では、開発側に任せておけば良いという姿勢や、AI に対して過度な期待を持っていることがある。要求が曖昧なままプロジェクトが進み、期待と実際のシステムとの間にギャップが生じ、検証段階でプロジェクトが終わることが多い<sup>[1][2]</sup>。

ML 技術を用いたシステムの開発には、上流工程の要件定義から、モデル構築、テスト、運用まで様々な課題がある。例えば、ML システムのプロジェクトは、PoC の実現性に関する不確実性、ソフトウェアにおけるモデルの不確実性、運用における学習の不確実性の 3 つの不確実性を扱う必要があると指摘されている<sup>[3]</sup>。ML 特有の不確実性を多く含むため、ML を用いたシステム開発における要件定義や品質保証の方法に悩む組織は多い。そうした中、ML プロジェクトの進め方や ML における品質の考え方やガイドラインが複数提案されている<sup>[4][5]</sup>。

本研究は、要件定義工程の初期段階で実施する要求分析に着目する。要件定義は、AI に限らずシステム開発プロジェクトの成否を左右する重要なプロセスである。さらに ML には特有の不確実性があり<sup>[3]</sup>、実際に作るまで期待通り動作するかが分からない。そのため要件定義工程では、PoC (Proof of Concept: 概念実証) に取り組むことが多い。PoC の前

に要求分析で要件の大枠を整理し、実データを用いた PoC でモデル精度などを検証し、再び要求の見直しや要件の精緻化を図る仮説検証サイクルを回すことで、ML 技術を成功裡に業務システムへ適用する確率を上げる<sup>[4]</sup>。

PoC に先立ち、利用側と開発側の両者の視点を合わせ、プロジェクトを概観し、必要な要件の大枠を整理するための手法として、機械学習プロジェクトキャンバス（以下 ML キャンバス）が提案<sup>[6]</sup>されている。本研究では、ML キャンバスの有効性と活用方法を検討する。具体的には、実プロジェクトでありがちな、利用側の要求が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 キャンバスの項目と比較する。そして、項目間の関係や、プロジェクト実践上の活用方法などについて考察する。

本論文の構成は以下の通りである。2 章で背景・動機を述べた後、3 章で実施した実験内容と結果を説明し、4 章で考察を行った後、5 章でまとめを行う。

## 2. 背景・動機

ビジネスモデルをキャンバス形式で整理し、必要要素を簡潔に示すだけでなく、関係者間の認識を合わせ、議論を活性化させ、合意を引き出すプロセスを補助する手法に、Osterwalder らのビジネスモデルキャンバス（BMC）<sup>[7]</sup>がある。BMC はビジネスを開始するうえで重要な要素を集約し、典型的なチェック項目をまとめ、ビジネス検討のために可視化をするフレームワーク<sup>[8]</sup>である。BMC においては、各ドメイン適用のための拡張や、作成時の補助ガイドラインを準備するアプローチが見られる<sup>[9]</sup>。

ML システムの開発プロジェクトにおいて、BMC と同様、対象、利用者、実現手段、実現価値の観点でプロジェクトの構成要素を同定し、キャンバス形式で整理、合意形成プロセスを補助する手法が ML キャンバスである。提案から、様々なプロジェクトで実践されてきた<sup>[10]</sup>。ML キャンバスは、プロジェクトの推進に必要な 12 の項目を挙げ、それらの有機的な連動を視覚的に表現する。ステークホルダの集合知で全要素を埋めることで、プロジェクトの成功に必要な要素を過不足なく検討し、合意できる。

ML キャンバスにおいても、作成手順が、実プロジェクト例で検証されている<sup>[11]</sup>。しかし、ML キャンバスの項目の妥当性や、作成時の補助ガイドライン等は、まだ十分に検討されていない。このような背景のもと、本研究は、PoC の開始前フェーズに着目する。ML プロジェクトの PoC 要求分析を円滑に進め、成否に重要な要素を洗い出すことを目的に、有識者アンケートを通じ、ML キャンバスの有効性を示し、効果的な活用方法を考察する。

## 3. 実験

### 3.1 手法

まず、実験の狙いについて述べる。ML プロジェクトの経験者は、実プロジェクトの成功と失敗から、プロジェクト進行フェーズ毎に必要な暗黙知を有する。本研究では、顧客など利用者側の要求が抽象的で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する。実プロジェクトの成功と失敗を通じて、必要要素を暗黙知として持つ有識者の指摘事項を分類し、ML キャンバスの項目と比較する。さらに、実プロジェクトを想定した ML キャンバスのサンプルを提示することによって、指摘事項に現れる変化を観察し、ML キャンバスの有用性を評価する。

具体的な実験手法について述べる。ML プロジェクト開発経験が 3～6 年程度有する有識者 13 名を対象に、2 つの疑似プロジェクト参加を仮定したアンケートを実施した。表 1 に全容を示す。

まず、上司から被験者に、お客様の「AI を使って何かできないか」という相談を受け、PoC の検討指示があったと想定する。被験者に、PoC 実施に必要なヒアリング項目や想起されるプロジェクト推進リスクを挙げてもらう。この設問は、設定された条件下で、有識者はどのような項目をヒアリングするか、有識者はどのようなリスクに着目するかを明らか

にする。次に、予め作成しておいた、ML キャンバス例を提示する。提示する ML キャンバスは、要求分析の初期段階を想定し、研究員の経験や一般事項などに基づき作成したものである。各項目を一定のヒアリングで埋めているが、未完成なものを想定している。被験者には、PoC に必要な追加ヒアリング項目、および想起するリスクを挙げてもらう。この設問は、ML キャンバスを使ったヒアリングとその成果物の存在を仮定し、追加ヒアリング項目と想起するリスクに与える変化を明らかにする。収集された各設問の指摘項目について、量的側面、質的側面を検討する。具体的には、数の推移から得られる示唆と、指摘内容に基づく分類、ML キャンバスや他ガイドラインとの対応関係を考察する。なお、本設問における不確実性は、確率的に振る舞う ML モデルの出力の不安定性のみを指すのではなく、プロジェクトの成功を阻害しうる要因といった、プロジェクトリスク全般を尋ねた。

表 1 アンケートの設問と意図

	設問	意図
ケース 1 (資産運用)	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りたい」と依頼があった。PoC に向けて推進よろしく」という上司の指示に対し、顧客へのヒアリング項目および不確実性を列挙する	<ul style="list-style-type: none"> <li>・有識者はどのような項目をヒアリングするのか</li> <li>・有識者はどのようなリスクに着目するのか</li> <li>・ヒアリング、リスクをどう分類できるか</li> </ul>
	設問 2: 同問題に対し、ML キャンバスを用いたヒアリング結果例 (図 1 左) から、追加のヒアリング項目および不確実性を列挙する	キャンバスがあることで、ヒアリング項目、リスクにどのような変化が生じるか
ケース 2 (製造業)	設問 3: 「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」という上司からの指示に対して、顧客へのヒアリング項目および不確実性を列挙する	<ul style="list-style-type: none"> <li>・同上</li> <li>・加えて、業務ドメインの違いによる差異が生じるか</li> </ul>
	設問 4: 同問題に対し、ML キャンバスを用いたヒアリング結果例 (図 1 右) から、追加のヒアリング項目および不確実性を列挙する	



図 1 提示した ML キャンバス (左: ケース 1、右: ケース 2)

### 3.2 結果

実験の結果を表 2 に示す。「ML キャンバスなし」では、合計 142 件のヒアリング項目および 174 件のリスクが指摘された。「ML キャンバスあり」では、合計 119 件のヒアリング

項目および 115 件のリスクが指摘された。追加ヒアリングおよびリスクの指摘は、ビジネス課題や価値などの「要件」関連、AI の学習データ、モデル構築など「実装」関連、本格開発を想定したシステム構成やモデル更新など「運用」関連に大別できた。これら以外を「その他」と分類する。分類と、ML キャンバスとの対応は、4.2 節で解説する。なお、資産運用と製造業の業務ドメインが異なるユースケースにおいて、指摘内容や文類別の件数に特筆すべき差異は見られなかった。

表 2 指摘件数サマリー

	設問		全件数	指摘件数(分類別)			
				要件	実装	運用	その他
両ケース 合計	キャンバス 無し	ヒアリング	142	53	42	19	28
		リスク	174	83	39	14	38
	キャンバス 有り	ヒアリング	119	36	38	23	22
		リスク	115	26	42	25	22

#### 4 考察

結果から、以下 3 点の示唆を導出した。

- (1) 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
- (2) 有識者アンケートの分析から、ML キャンバス以外にヒアリングすべき項目の存在
- (3) 不足分を含む、必要項目のヒアリングを支援する補助ガイドラインのあり方

(2) は、補助的に ML キャンバスに含まれない項目を含む、PoC 要求分析工程に必要となる要素を、ML キャンバスを包含し、関係性を図示する見取り図を作成した。(3) は、ML キャンバスに含まれる項目は、必要な詳細度で同項目をヒアリングすることの支援を目的に、含まれない項目は、それらの項目を漏らさずヒアリングすることの支援を目的に、それぞれ補助ガイドライン案を作成した。

##### 4.1 ML キャンバスの有用性

ML キャンバス使用により、ヒアリング、リスク全体は、いずれも指摘件数が減少した。「要件」関連が大きく削減、「実装」関連はあまり変化がなく、「運用」関連の件数は増加した。または「その他」は分類により異なる。変化をまとめると、表 3 の通りとなった。

表 3 有識者の指摘事項分類と指摘数の傾向

	指摘数が減少	指摘数が不変	指摘数が増加
ML キャンバスに項目あり	要件	実装	運用
M キャンバスに項目なし、または不足	その他（顧客姿勢、ドメイン知識）	その他（PJ 管理）	

ML キャンバスの項目に多く含まれる、要件関連の事項が明らかになり、「要件」指摘数の減少している。つまり、ML キャンバス活用が要求獲得に寄与したといえる。「実装」関連の指摘数が変わらなかったのは、データ準備やモデル構築の課題は、机上やヒアリングでは解決せず、実データの観察などの PoC を通してしか検討が進まないためと想定される。要件、実装、運用という一連の工程で、「要件」指摘数の減少、「運用」指摘数の増加が見られる。要件が明らかになるにつれ、後工程の明確化に注意を向ける効果があったと考えられる。

「その他」を更に分類したものを表 4 に示す。プロジェクトの予算や期間など「PJ 管理」関連、ユーザの協力体制や担当の理解度など「顧客姿勢」関連、先行事例やノウハウといった「ドメイン知識」関連に分類できる。

表4 「その他」の分類別件数

プロジェクト管理	顧客姿勢	ドメイン知識	その他	合計
59	22	17	12	110

#### 4.2 MLキャンパスに含まれない指摘事項

有識者アンケートの指摘事項のうち、表5の通り「要件」「実装」「運用」は、MLキャンパスに多くの項目が対応する。「その他」の項目は、MLキャンパスに対応項目がないか、存在しても部分的な対応にとどまる。「プロジェクト管理」は、MLキャンパスに含まれない。「ドメイン知識」「顧客姿勢」は、MLキャンパスに一部対応項目があるが十分ではなく、不足を意識したヒアリングが必要である。

表5 有識者の指摘事項分類と対応するMLキャンパスの項目

指摘事項分類		概要	対応するMLキャンパスの項目
要件		ビジネス課題や価値など「要件」に関するもの	目的・目標，展開性・副次的な効果，利用者，予測の利用法，成功の指標
実装		AIの学習データ，モデル構築など「実装」に関するもの	データ，データ補強，検討時の計算手法・インフラ
運用		本格開発時のシステム構成，モデル更新など「運用」に関するもの	最終システム形，モデル更新・メンテナンス
その他	PJ管理	プロジェクトの予算や期間など「PJ計画」に関するもの	なし
	顧客姿勢	ユーザの協力体制や担当のAIに対する理解度など「顧客姿勢」	過去の知見・アドバイザー（一部対応）
	ドメイン知識	先行事例やノウハウといった「ドメイン知識」に関するもの	過去の知見・アドバイザー，オープン戦略（それぞれ一部対応）

さらに「その他」3カテゴリについて細分化を行った。「プロジェクト管理」は、期間、工数規模、予算、体制とスキルに分かれる。これらはML特有の項目ではないが、期間や予算がPoC実装の制約となり、データの利用、手法の適用、結果期待する機械学習モデルが構築できないリスクがある。そのためPoC準備段階でも考慮が必要である。

「顧客姿勢」は、顧客要件のビジネス性、顧客の組織や体制、世の中一般の競合・市場動向に分かれる。これらはMLキャンパスの「過去の知見・アドバイザー」項目に対応する。

「ドメイン知識」は、顧客の持つ知識、自社の持つ知識、世の中一般の類似・先行事例に分かれる。これらはMLキャンパスの「過去の知見・アドバイザー」「オープン戦略」項目に対応する。MLキャンパスのみから「顧客姿勢」や「ドメイン知識」に相当する項目を想起するには、一定のプロジェクト経験が必要である。

MLプロジェクトに限らず、システム開発の要求開発は、要求の源泉から、要求獲得、要求分析、要求仕様化、要求の検証・妥当性確認・評価の順に詳細化、具体化が進む<sup>[12]</sup>。MLキャンパスは要求獲得から要求分析フェーズを支援する。また要件定義問題カテゴリマップ<sup>[13]</sup>は、ビジネス要求定義、システム化要求定義、要件定義マネジメント、文書記述と、要求開発における課題を4つの大カテゴリに分けている。導出されたMLキャンパスの「その他」項目、主に「プロジェクト管理」は、要件定義マネジメントの立上げ、計画立案フェーズと多く対応する。

一般の要求開発における対応フェーズの検討、MLキャンパスに含む項目・周辺項目の検討から、図2のように、MLキャンパスの位置づけを明らかにする見取り図を作成した。MLキャンパスのPoC要求分析と伴走し、要件定義マネジメントとして、プロジェクト管理等

の考慮が必要である。また、PoC 開始前に ML キャンバスを用いて要求の全体を俯瞰後、PoC 実施結果を元に修正する。修正済 ML キャンバスは、本格開発時の要件定義の入力となる。

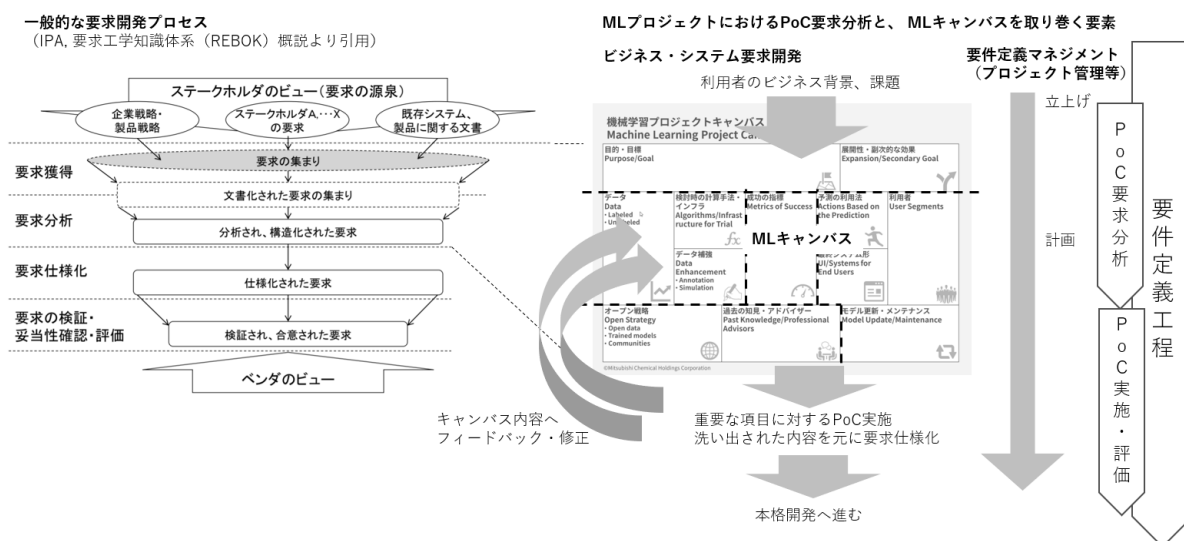


図 2 ML キャンバスと周辺プロセスの見取り図

#### 4.3 必要項目のヒアリング支援

PoC 要求分析で、未経験者や経験の浅い担当者が必要項目を想起し、ヒアリングを行う支援を検討する。ML キャンバスに対応項目がないか、不足している「その他」項目のヒアリング支援には、ML キャンバス自体の拡張、ML キャンバスを埋める活動と並行して確認すべき項目リストの作成、それらを織り込む ML キャンバス利用補助ガイドラインの作成等の方法が挙げられる。ML キャンバスに対応項目が存在する「要件」「実装」「運用」についても、ヒアリングの網羅性を上げるために、補助ガイドラインの活用は有効である。

両ケースで有効な補助ガイドライン活用候補の検討を、表 6 の通り行った。補助ガイドラインには、AI プロダクト品質保証ガイドライン(以下 QA4AI ガイド) [5] と、ユーザのための要件定義ガイド第二版 [13] (以下 IPA 要件定義ガイド) の活用を候補とした。

表 6 指摘事項分類、ML キャンバス項目と補助ガイドライン候補

指摘事項分類		対応 ML キャンバス項目	補助ガイドライン活用候補
要件		目的・目標, 展開性・副次的な効果, 利用者, 予測の利用法, 成功の指標	QA4AI ガイド CE
実装		データ, データ補強, 検討時の計算手法・インフラ	QA4AI ガイド DI, MR
運用		最終システム形, モデル更新・メンテナンス	QA4AI ガイド SQ, PA
その他	PJ 管理	(なし)	IPA 要件定義ガイド 要件定義マネジメント (立上げ, 計画立案)
	顧客姿勢	過去の知見・アドバイザー (一部対応)	QA4AI ガイド CE, PA
	ドメイン知識	過去の知見・アドバイザー オープン戦略 (それぞれ一部対応)	QA4AI ガイド PA

QA4AI ガイドは、AI プロダクトの品質保証の構築や評価において考慮すべき 5 つの軸として、Customer Expectation(CE), Data Integrity(DI), Model Robustness(MR), System

Quality(SQ), Process Agility(PA)を挙げている。本実験の回答分類軸とは、CEが「要件」、DI, MRが「実装」、SQが「運用」に対応する。PAは一部「運用」、また「その他」に対応する。産業プロセスWG章に、具体的なガイドラインが挙げられている。同章は、産業プロセスシステムをターゲットに書かれているが、MLプロジェクト一般にも適用できる。

IPA要件定義ガイドは、主に「プロジェクト管理」に対応する。これは、従来型の開発に加え、アジャイル、探索型開発も考慮されている。要件定義マネジメントの問題と解決の勘所をチェックポイント形式で列挙しており、ガイドラインとして活用できる。

ここからは、「要件」「その他」に着目する。対応するQA4AIガイドCE, PA, およびIPA要件定義ガイド 要件定義マネジメントから、ガイドライン候補を抜粋・引用する。

#### 4.3.1 QA4AI ガイド Customer Expectation

CEは、顧客との関係性の良し悪しまたは顧客側の理解と期待の程度に関する観点である。AIプロダクトの品質保証には、良くも悪くも顧客の期待が高いかどうか重要であり、悪い意味で顧客の期待が高いとAIプロダクト特性の理解が乏しい顧客により、品質保証が困難になるリスク等を指摘している。「目的・目標」「成功の指標」項目、および前段の「顧客のビジネス背景」に対応づけ、ヒアリング時に網羅すべき留意観点として活用できる。有識者指摘と、対応するガイドライン例を挙げる。

アンケート指摘：

- 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  
対応ガイドライン：

- CE-1 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
  - AIによって解決したいビジネス課題の明確化
  - AIによるビジネス課題の解決可能性
  - AIによって解決したいビジネス課題解決の効果

#### 4.3.2 QA4AI ガイド Process Agility

PAは、プロセスの機動性について考慮する観点である。納得感を共感した開発者や開発チームが自動化された開発環境を駆使して臨機応変に探索的开发を進めていくため、開発が臨機応変か、充分自動化されているか、開発者や開発チームは納得感を共有しているか、等が観点とされる。産業用プロセスWGでは、PA-4に、性能・時期・コストといった、プロジェクト管理の観点を含めている。PA-5に、実行能力を挙げている。有識者指摘と、対応するガイドライン例を挙げる。

アンケート指摘：

- 歩留まりに寄与する要素に関する知識（その他-ドメイン知識）

対応ガイドライン：

- PA-5 開発チームは適切な能力を持った人財を備えているか。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ており、開発体制に組み込んでいるか。

#### 4.3.3 IPA 要件定義ガイド 要件定義マネジメント

要件定義マネジメントにおける問題と解決のための勘どころとして、立ち上げ、計画立案、監視・コントロール、終結の4フェーズに分けて、課題に対応するチェックポイントが整理されている。これらは、本格開発フェーズのみならず、PoC 試行フェーズにおいても有用である。有識者指摘と、対応するガイドライン例を挙げる。

アンケート指摘：

- どの程度の期間と工数，予算があるか（その他-PJ 管理）

対応ガイドライン：

- RM2.2 スケジュール作成
- RM2.3 費用見積もり

## 5. まとめ

本研究では，ML システム開発プロジェクトの要件定義工程における要求分析を円滑に進めるうえで，成否に重要な要素を洗い出すことを目的に，ML キャンバスの有効性と補助ガイドラインに関する考察を行った．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 キャンバスの項目と比較し，項目間の関係や，プロジェクト実践上の活用方法などについて検討した．その結果，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した．また，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し，そうした点を補完する ML に特化したガイドラインを例示した．しかしながら，その他 AI が備える不確実性やドメインによる違いに着目するなど，様々なユースケースを想定したガイドラインおよび方法論の検討が今後の課題である．

## 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



## 付録 1：実験アンケート（イメージ）

- ・ GoogleFormを活用した有識者へのアンケートを実施（詳細は本文に記載の通り）
- ・ 参考までに、以下にイメージを貼り付ける

(QA4A)機械学習の要件定義についてのアンケート

5 セクション中 1 個目のセクション

### 機械学習の要件定義についてのアンケート

まず、あなたについて教えてください。

お名前を教えてください。(イニシャル)

記述式テキスト (短文回答)

所属する組織の業種を教えてください。(例：金融、製)

記述式テキスト (短文回答)

AI/機械学習について、研究や実務での活用有無、経験年数、主な領域を教えてください。(例：有り、3年、自然言語処理)

記述式テキスト (短文回答)

「機械学習プロジェクトキャンパス」をご存知ですか？(※新たにビジネスモデルを構築する際に使用されるフレームワークであるビジネスモデルキャンパスをヒントに、これらの要素を)

(QA4A)機械学習の要件定義についてのアンケート

5 セクション中 2 個目のセクション

### クライアント: 資産運用会社Xのケース 1/2

以下の状況を仮定して、質問への回答をお願いします。

あなたは、某企業のAI開発担当者です。上司から、  
「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」、という依頼があった。PoCに向けて進めよう」との指示がありました。

このプロジェクト実行 (PoC以降の本格展開も含む) において、成功・失敗を左右する不確実性\*を持つ要素があれば、思いっきり挙げてください。(箇条書き、重要度順)

記述式テキスト (長文回答)

あなたが、PoC開始フェーズで、お客様からヒアリングしたい項目を具体的に可能な限り挙げてください。(箇条書き、重要度順)

記述式テキスト (長文回答)

(QA4A)機械学習の要件定義についてのアンケート

5 セクション中 3 個目のセクション

### クライアント: 資産運用会社Xのケース 2/2

あなたは、何らかの顧客との打ち合わせで、機械学習プロジェクトキャンパスを用いてセリングを実施し、以下を作成されました。

作成した機械学習プロジェクトキャンパス

機械学習プロジェクトキャンパス Machine Learning Project Canvas			
<b>目的・目標</b> Purpose/Goal 有価証券報告書から、 経営者の問題意識を探る などの具体情報や、そこから 推測されるレイアウトを抽出し、 形式や企業格付けの改善のため 顧客をトレーダーに提供し、 リターンを上げる	<b>データの準備</b> Data - Labeled - Unlimited 有価証券報告書 (開示後7日以内) 過去10年分	<b>統計的計算手法</b> Algorithms/Infra- structure for Trial 統計学習基盤 BERT等のLLM データ増強 - Annotation - Simulation ドメイン特化の 大規模モデル	<b>成功の指標</b> Metrics of Success 投資家層の 問題意識を 抽出できること
<b>オープン戦略</b> Open Strategy - Open data - Trained models - Communities ドメイン特化の Advisors 顧客要件や ドメイン知識を 共有できる 設計社	<b>手戻りの利用</b> Actions Based on the Prediction 顧客、競業、一 部の投資家を 顧客として 特定トレーダー 個人投資家 投資家の運用会社	<b>展開性・副次的な効果</b> Expansion/Secondary Goal 顧客への 信頼を高める 顧客の 投資意向向上による 手数料収入	<b>モデル更新・メンテナンス</b> Model Update/Maintenance ユーザー フィードバック 顧客の 変化を 反映

(QA4A)機械学習の要件定義についてのアンケート

5 セクション中 4 個目のセクション

### クライアント: 組立製造業Yのケース 1/2

以下の状況を仮定して、質問への回答をお願いします。

あなたは、某企業のAI開発担当者です。上司から、  
「お客様から、「AIで歩留まり率(製造における良品比率)を向上させられないか」、という依頼があった。PoCに向けて進めよう」との指示がありました。

このプロジェクト実行 (PoC以降の本格展開も含む) において、成功・失敗を左右する不確実性\*を持つ要素があれば、思いっきり挙げてください。(箇条書き、重要度順)

記述式テキスト (長文回答)

あなたが、PoC開始フェーズで、お客様からヒアリングしたい項目を具体的に可能な限り挙げてください。(箇条書き、重要度順)

記述式テキスト (長文回答)

付録2：MLキャンバス（拡大版）

ケース1：資産運用

機械学習プロジェクトキャンバス Machine Learning Project Canvas				
<b>目的・目標</b> 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		<b>展開性・副次的な効果</b> 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		
<b>データ</b> Data ・ Labeled ・ Unlabeled  有価証券報告書 (東証上場3700社; 過去10年分)	<b>検討時の計算手法・インフラ</b> Algorithms/Infrastructure for Trial  統計的自然言語処理 BERT等のDL手法  データ補強 Data Enhancement ・ Annotation ・ Simulation ドメイン特化の辞書、および単語ラベル	<b>成功の指標</b> Metrics of Success  発表後翌日の株価騰落を60%の確率で予測できること	<b>予測の利用法</b> Actions Based on the Prediction  騰落、確信度、一定の説明(XAI)を提供する  <b>最終システム形</b> UI/Systems for End Users  オンライン(XML取込) or バッチ	<b>利用者</b> User Segments  株式トレーダー 個人投資家 投資情報の提供会社
<b>オープン戦略</b> 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	<b>過去の知見・アドバイザー</b> Past Knowledge/Professional Advisors  過去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		<b>モデル更新・メンテナンス</b> Model Update/Maintenance  ユーザーフィードバック 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	

©Mitsubishi Chemical Holdings Corporation

機械学習プロジェクトキャンバス Machine Learning Project Canvas			
<b>目的・目標</b> 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		<b>展開性・副次的な効果</b> Expansion/Secondary Goal プロダクトY, Zも類似の装置で歩留まり率、非計画停止の課題があり、同手法を横展開可能	
<b>データ</b> Data ・ Labeled ・ Unlabeled  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	<b>検討時の計算手法・インフラ</b> Algorithms/Infrastructure for Trial MLP (多層パーセプトロン)	<b>成功の指標</b> Metrics of Success  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	<b>予測の利用法</b> Actions Based on the Prediction B部品の寿命が疑われる時点で、ラインを計画停止し、部品交換を行う  <b>最終システム形</b> UI/Systems for End Users  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
	<b>データ補強</b> Data Enhancement  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		
<b>オープン戦略</b> Open Strategy ・ Open data ・ Trained models ・ Communities	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	<b>過去の知見・アドバイザー</b> Past Knowledge/Professional Advisors  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	<b>モデル更新・メンテナンス</b> Model Update/Maintenance  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リングし、予測精度の低下がみられた場合、再学習を実施

付録3：ガイドライン例

指摘事項分類		対応MLキャンパス項目	補助ガイドライン活用候補	主要なアンケート指摘	対応ガイドライン
要件		目的・目標、展開性・副次的な効果、利用者、予測の利用法、成功の指標	QA4AIガイド CE	<ul style="list-style-type: none"> <li>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</li> <li>AIによる代替が本当に必要なタスクか</li> <li>結果に対するお客様の納得感</li> <li>適切な収益想定、ビジネスモデル</li> <li>現状のコスト</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>AIによって解決したいビジネス課題の明確化</li> <li>AIによるビジネス課題の解決可能性</li> <li>AIによって解決したいビジネス課題解決の効果</li> <li>AIプロダクトの利用に法合上、倫理上の問題はどうか、第三者のプライバシー等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ているか。</li> </ul>
	実装	データ、データ補強、検討時の計算手法・インフラ	QA4AIガイド DI, MR	<ul style="list-style-type: none"> <li>訓練可能なデータの量と質</li> <li>学習したモデルの出力の説明性などは必要か</li> <li>成果イメージの技術的な実現可能性</li> <li>開発環境、運用環境のリソース</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>データ収集の迅速性</li> <li>データ収集の速度とスケーラビリティは十分か。</li> <li>十分に短い反復単位で反復型開発を行っているか。</li> <li>モデル・システムの品質向上の周期は十分に短い。</li> <li>開発・探索・検証・リリースなどの自動化は十分か。</li> <li>データ、モデル、環境、コード、出力などの構成管理が適切に行われているか。</li> </ul>
運用	最終システム形、モデル更新・メンテナンス	QA4AIガイド SQ, PA	<ul style="list-style-type: none"> <li>歩留まりに寄与する要素に関する知識（その他ドメイン知識）</li> <li>本格的なシステム化、運用も視野に入れた話か</li> <li>システムのDeploy先はどこを想定しているか</li> <li>学習済みモデルなど知的財産の取り扱い、保守、運用</li> <li>基盤周り構成人材</li> <li>GUIのデザイン性</li> <li>お客様の求める性能水準</li> <li>継続的な教師データ作成としてデータレイクとして整備されているか</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>開発チームは適切な能力を持った人材を備えているか。</li> <li>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が含まれているか</li> <li>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ており、開発体制に組み込んでいるか。</li> <li>継続的実運用にどのくらい近い。</li> <li>運用状況の継続的なフィードバックは頻繁に行っているか。</li> <li>問題が発生した時にその原因を解析するために、問題発生時の状況を記録し取得できる仕組みを備えているか。</li> <li>取得した問題発生時の状況をもとに事象を再現できるか。</li> <li>リリースロールバックは簡便で迅速に行えるか。</li> <li>新しい特徴量を迅速に追加したりモデルを迅速に改善したりできるなど、よりよくなっていく見込みはあるか。</li> <li>段階的リリースやカナリアリリースの度合は適切か。</li> </ul>	
その他	PJ管理	(なし)	IPA要件定義ガイド 要件定義マネジメント (立上げ、計画立案)	<ul style="list-style-type: none"> <li>どの程度の期間と工数、予算があるか</li> <li>期限はあるか</li> <li>人員、環境の目処は立っているか</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>開発者やチームは技術的に十分に納得し共感しているか。</li> <li>開発チームは適切な能力を持った人材を備えているか。</li> </ul>
	顧客姿勢	過去の知見・アドバイザー  (一部対応するが不足)	QA4AIガイド CE, PA	<ul style="list-style-type: none"> <li>広報活動や営業推進能力</li> <li>無益な社内政治の程度</li> <li>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）</li> <li>協力が不明、明確にすべき</li> <li>本格展開に向けた予算確保の見込みはあるか</li> <li>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</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>ステークホルダーの技術理解度</li> <li>顧客は確率的動作という考え方を受容していないか。</li> <li>データの量や質に対する認識は甘い。</li> <li>“合理的”説明を求める傾向や、“外挿”や“予測”をしたがる傾向、“原因”や“責任(者)”を求めたがる傾向はあるか。</li> <li>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。</li> <li>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・狭いか。</li> </ul>
	ドメイン知識	オープン戦略  (一部対応するが不足)	QA4AIガイド PA	<ul style="list-style-type: none"> <li>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）</li> <li>他の同等サービスの存在確認</li> <li>先行研究論文などの参考文献</li> <li>競合他社の性能や動向調査</li> <li>既存業務フローの有無</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>経験や技術を反映させられているか。</li> </ul>