

株式会社 Wanderlust 紹介資料

最終更新 2025.04.15



私たちについて

株式会社Wanderlustは、
AI研究開発チームと技術コンサルタントを中心とした
東京大学・松尾研発のAI開発コンサルティング会社です。

設立4期目と創業期ですが、既に多くのプライム上場企業との研究開発を実施させていただいております。

弊社の特徴は、東京・インド工科大の研究知を背景に、
学術と現場を橋渡しする高度AI人材が、
貴社のDX課題を共に解決します。
特に、**データの前処理やRAG*の精度改善、CV*領域に強み**を持っています。

会社概要

会社名	株式会社Wanderlust
設立	2023年1月
代表者	代表取締役CEO 西川響
所在地	文京区本郷6-25-14 (東大前)
従業員数	50人
主要取引銀行	三井住友銀行、みずほ銀行

*RAG(Retrieval-Augmented Generation)とは、LLM(大規模言語モデル)単体では効果的に扱えないプライベートデータや専門用語を効率的に検索・生成する手法です。

*CV(Computer Vision)とは、コンピュータが画像や動画を人間のように理解する技術です。物体検出や画像分類、生成など幅広く応用されます。



西川 響 / 代表取締役 CEO

東大発の人工知能サークルを運営後、Googleの支援を受け東大・慶應発のエンジニアサークルを西原と共同創業。その後シンガポールでAstarチェーンを用いた暗号通貨分散取引所を開発、トークン上場を経験。世界一周を経て帰国後23年1月にWanderlustを創業。

Diablo Valley College、コンピューターサイエンス専攻中退。



西原 薫 / CTO

高校時代から機械学習・WEB/モバイル開発をフルスタックで独学。複数の個人アプリリリース、PKSHA子会社でのフルスタックエンジニア、スタートアップでのCTO経験を経て、23年にWanderlustを共同創業。南洋理工大（シンガポール）在籍時には10人以上のグローバルチームを統括、1ヶ月でストアカテゴリ1位の位置情報アプリを開発。

東京大学工学部システム創成学科出身。



佐々木 佑 / COO

複数スタートアップでのエンジニア、PMを得てWanderlustに参画。

大学院時代はプロンプトインジェクションやジェイルブレイクといったLLMのセキュリティに関する研究に従事。

IMDA AI Safety Red Teaming Challenge 2024に日本代表として参加。

東京大学大学院情報理工学系研究科出身。



森 一晟 / Consulting CEO

複数のスタートアップでCTOを務めた後、Wanderlustに参画。

Wanderlust参画前は教育系の大手企業でPMとしてB2B開発とコンサルティングに従事。数学に精通し、アルゴリズムと統計的機械学習を得意とする。

慶應大学工学部数理学科出身。



Garvit Singh / Consulting CTO

デリー工科大学（DTU）にて、コンピュータサイエンスを専攻。幼少期よりコーディングを始め、MakeUC等国际的なハッカソンにて優勝。さらに、サイバーセキュリティ、人工知能など多岐にわたる分野の研究を重ねた後Wanderlustに参画。現在は月面のPSR（永久影領域）におけるSNR（信号対雑音比）向上に関する研究に取り組む。

デリー工科大学 Computer Science専攻出身。



守田 竜梧 / 機械学習エンジニア

法政大学、DFKI(ドイツ人工知能研究センター)にて、拡散モデルを用いた画像生成を専門に研究。

DeNA、KDDI、CyberAgentなど複数の大手企業で機械学習領域のリサーチャーとして活躍。

DFKIでは拡散モデルを用いた画像生成を研究し、国際学術誌に多数の論文を発表。AI研究の最前線で活躍を続ける。

法政大学でコンピュータサイエンスの学位を取得。法政大学理工学研究科応用情報工学専攻出身。



シニアアドバイザー上席顧問

小島 信明

1974年三菱商事に入社。元三菱商事常務執行役員地球環境事業開発グループCEO。日立製作所／セコムなど上場企業顧問、早稲田大学総長室参与、客員教授を歴任。現在は、東北大学客員研究員および早稲田大学招聘研究員も務める。三菱商事ではマレーシアやイランでの海外勤務から帰国後、事業開発部長、イノベーションセンター長に就任。世界最大級のポルトガル太陽光発電、スペイン太陽熱発電事業、欧州海底送電事業など、エネルギー・水・環境の事業分野において多数の新規事業開発に取り組み、地球環境グループを設立。



コンサルティング顧問

樋笠 克実

東京理科大学卒業後、1998年からベイカレント・コンサルティングのCOOとして事業立上げ、ITコンサルティングサービス事業の拡大、1,500名規模のコンサルティングメンバーの人材管理、戦略コンサルティング領域への進出を指揮。2009年よりベイカレント・コンサルティング顧問。

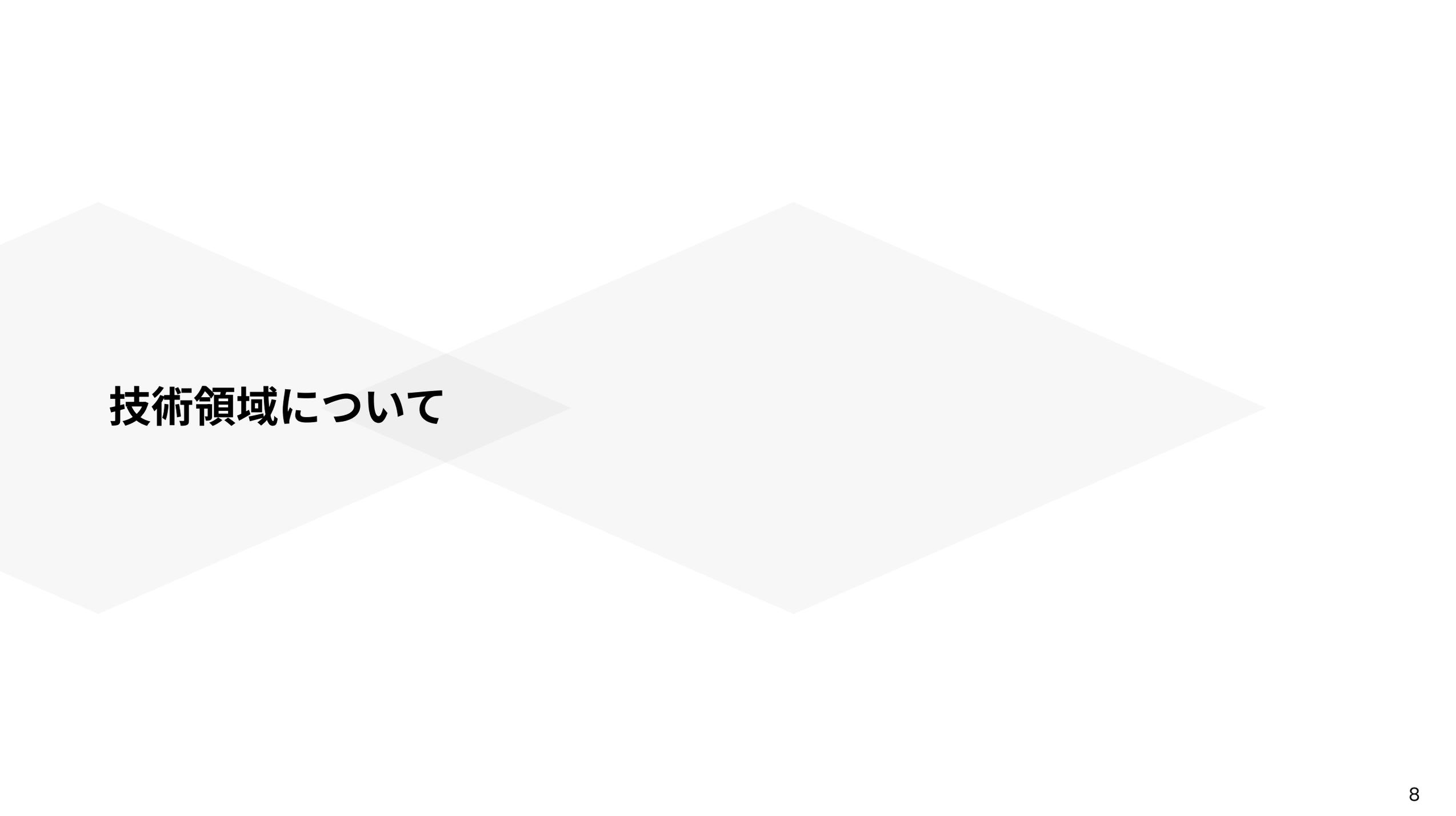
2019年に株式会社Resolve & Capitalを共同創業。



技術顧問

松尾 豊

1997年 東京大学工学部電子情報工学科卒業。2002年 同大学院博士課程修了。博士（工学）。同年より、産業技術総合研究所研究員。2005年8月よりスタンフォード大学客員研究員を経て、2007年より、東京大学大学院工学系研究科総合研究機構／知の構造化センター／技術経営戦略学専攻准教授。2019年より、東京大学大学院工学系研究科人工物工学研究センター／技術経営戦略学専攻 教授、東京大学工学部システム創成学科知能社会システム（PSI）コース長。専門分野は、人工知能、ウェブマイニング、ビッグデータ分析。人工知能学会からは論文賞（2002年）、創立20周年記念事業賞（2006年）、現場イノベーション賞（2011年）、功労賞（2013年）の各賞を受賞。人工知能学会では学生編集委員、編集委員を経て、2010年から副編集委員長、2012年から編集委員長・理事。2014年から2018年まで倫理委員長。2017年より日本ディープラーニング協会理事長。



技術領域について

当社は①AIの精度に大きな影響を与えるデータ品質の向上に特化した**プロダクト事業**、
②技術的専門性の確保と製品の販売チャネル拡大を目的とした**コンサルティング事業**の2事業を展開しています。

プロダクト

目的

LLMに学習させるデータ品質を向上させることでRAGの精度を高め、エージェントの利便性を向上させAGI時代に向けた準備をしています。

概要

テキスト、画像、表、チャートなど、さまざまな形式の非構造化データをJSON形式の構造化データに変換するツールを提供します。
将来的にはデータ品質の評価やAIの定量評価を行うツールの開発を予定しています。

コンサルティング

目的

企業の課題に基づくカスタマイズされたソリューションを提供し、AIを活用して業務効率化を支援します。

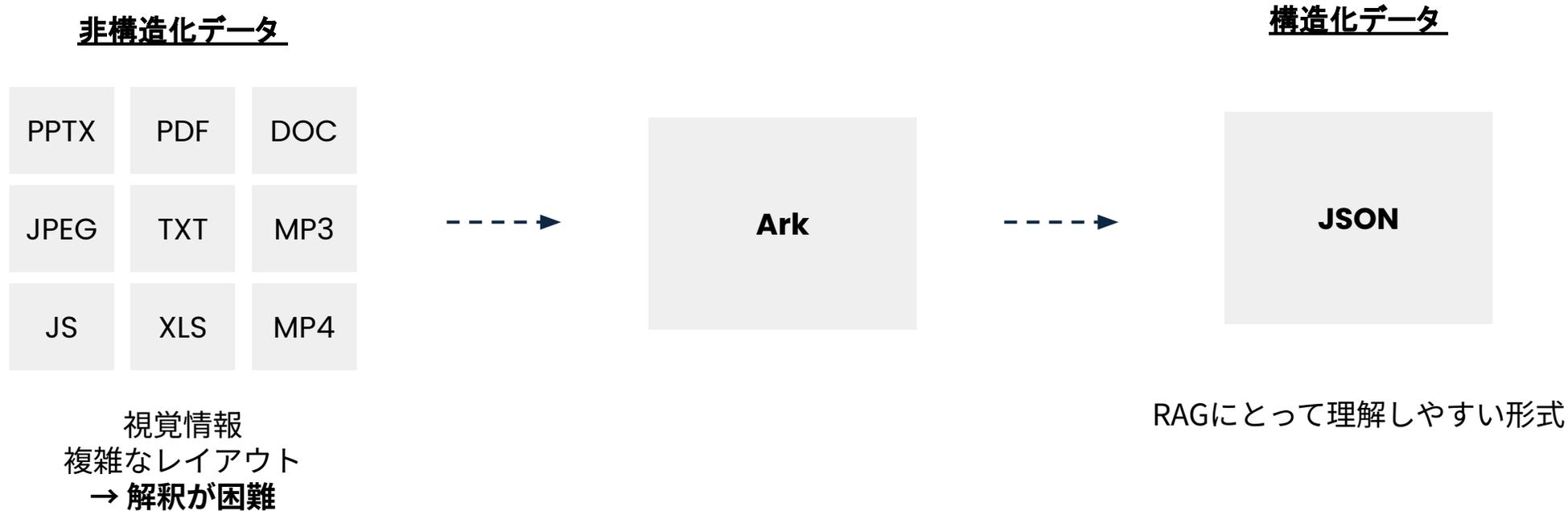
概要

製造/物流/エネルギーなど多岐にわたる業界の課題に対して、高い技術力を活かして業界横断的なアプローチを行います。
課題の特定からソリューションの実装まで、エンドツーエンドで支援を提供します。

プロダクト: ETL for RAG (*)

Confidential

当社は以下のようなさまざまな形式のデータをJSON形式に変換し、RAGやデータ分析、AIエージェントなど、あらゆるAI関連ソリューションを実現にします。これを通じて、社内データとAIの共存を促進し、企業がAGI時代に対応できる体制を整えます。



*ETL(Extract, Transform, Load: 抽出・変換・格納)とは、複数のデータソースからデータを処理し、分析に利用可能な形式に整えるワークフローのことです。

*RAG(Retrieval-Augmented Generation: 検索拡張生成)とは、LLM(大規模言語モデル)単体では効果的に扱えないプライベートデータや専門用語を効率的に検索・生成する手法です。

ターゲット形式: P&ID, 複雑なPDFやExcel, mp4

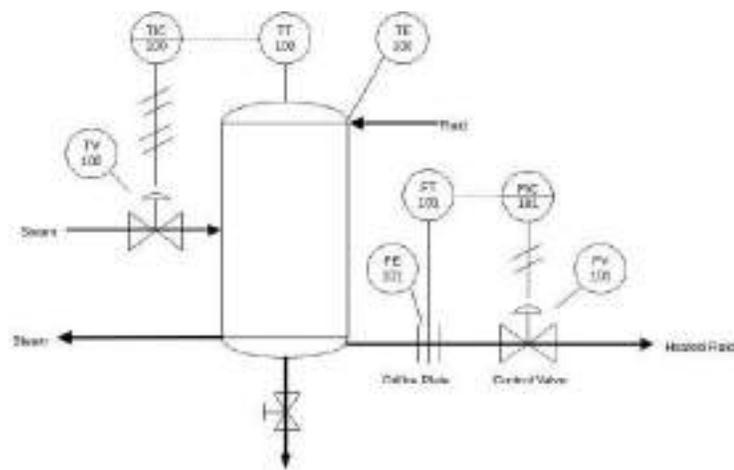
Confidential

これらの形式は特に解読が難しく、当社が注力している研究分野となっています。

技術を最大限活用して製造、エネルギー、物流などさまざまな業界の課題を解決することで、企業がAGI時代へと前進する支援を行います。

P&ID

工場内の配管と計装設備の接続を、専門的な記号を用いて表した図面。



複雑なPDFやExcel

グラフ、図、または書式付きの表を含むPDFや結合セルを含んだExcelファイル。



MP4

動画、音声、テキスト、画像などさまざまなメディア要素を1つのファイルに統合したファイル形式。



データ品質の向上に限らず、クライアントの課題や要望に応じてオーダーメイドのソリューションを提供するコンサルティング事業を並行して展開しています。

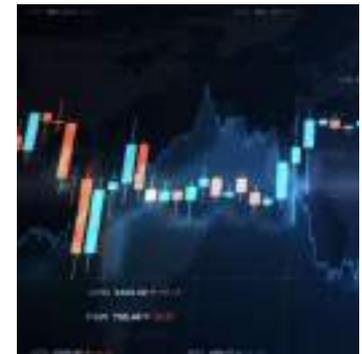
研究室に根付いた高度な技術力を活用し、組織内外のビジネス成長を阻む根深い課題に対するソリューションを提供しています。

課題の根本原因の特定から伴走し、クライアントと密接に連携することで、持続可能で付加価値のあるソリューションを実装まで一気通貫でサポートします。

提供可能な技術領域は、**コンピュータビジョン (CV)**、**LLM/RAG**、**データ分析**、**数理最適化**など多岐に渡ります。



コンピュータビジョン (CV)



データ分析



LLM/RAG



数理最適化



実績紹介

実績一覧

Confidential

これまでに多くの企業様との協業実績がございます。特にAIを活用したソフトウェアプロダクト開発に強みを持っています。



No	概要	技術領域
1	非構造化データの構造化によるRAGの精度向上	RAG, LLM
2	リアルタイム翻訳ツール	Speech to Text
3	ハルシネーションを抑えるRAG	RAG, LLM
4	専門用語検索に特化したRAG	RAG, LLM
5	複雑な顧客対応に特化したチャットボット	RAG, LLM

No	概要	技術領域
6	ECサイトにおけるレコメンド	Recommendation
7	最適なホテル価格の予測	Forecasting
8	倉庫・配達トラック経路・配置最適化	Optimization
9	配船計画の最適化	Optimization
10	太陽光発電量の予測	Forecasting

No	概要	技術領域
11	サッカー選手のリアルタイム姿勢分析	Computer Vision
12	プラントの配管自動点検	Computer Vision
13	農園内のきゅうりの個数計測及び熟度推定	Computer Vision
14	コンクリート養生時のひび割れ自動検知	Computer Vision
15	トラック部品表面の異常箇所の自動検知	Computer Vision

1: 非構造化データの構造化によるRAGの精度向上

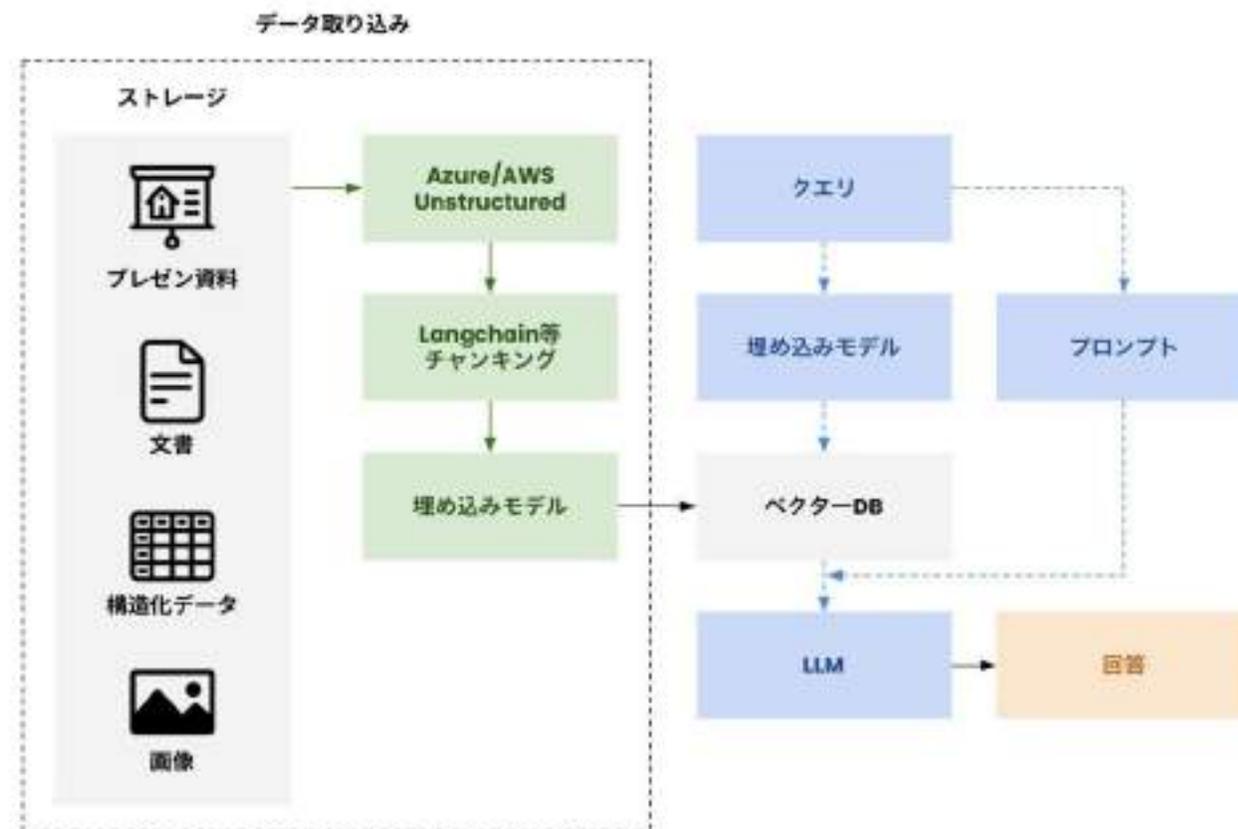
Confidential

課題

- 非構造化データに対応したRAGの回答精度があがらない(該当部分を検索結果として取得できていない)。
- そもそもバラバラの形式の非構造化データを読み込ませていない。

解決方法

- pdfやpptx等の非構造化データをJSON形式の構造化データに変換。
- 質問時に引用しやすい形でデータをDBに格納。
- 質問時には該当情報が適切に引用されているか評価し、より関連性の高い情報をLLMに提供。



1: 非構造化データの構造化によるRAGの精度向上 - フロー

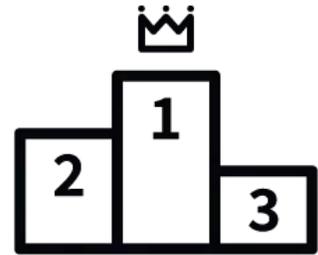
Confidential



非構造化データを
JSON形式に変換



質問時に引用しやすい形で
データをDBに格納



初期検索結果を再評価、
最適な結果を提供

技術詳細

1. 非構造化データの構造化

- Ark: 弊社独自のプロダクトを用いて、テキスト/画像/文書など多様な非構造化データをJSON形式の構造化データに変換。

2. 埋め込み層におけるアダプターの学習

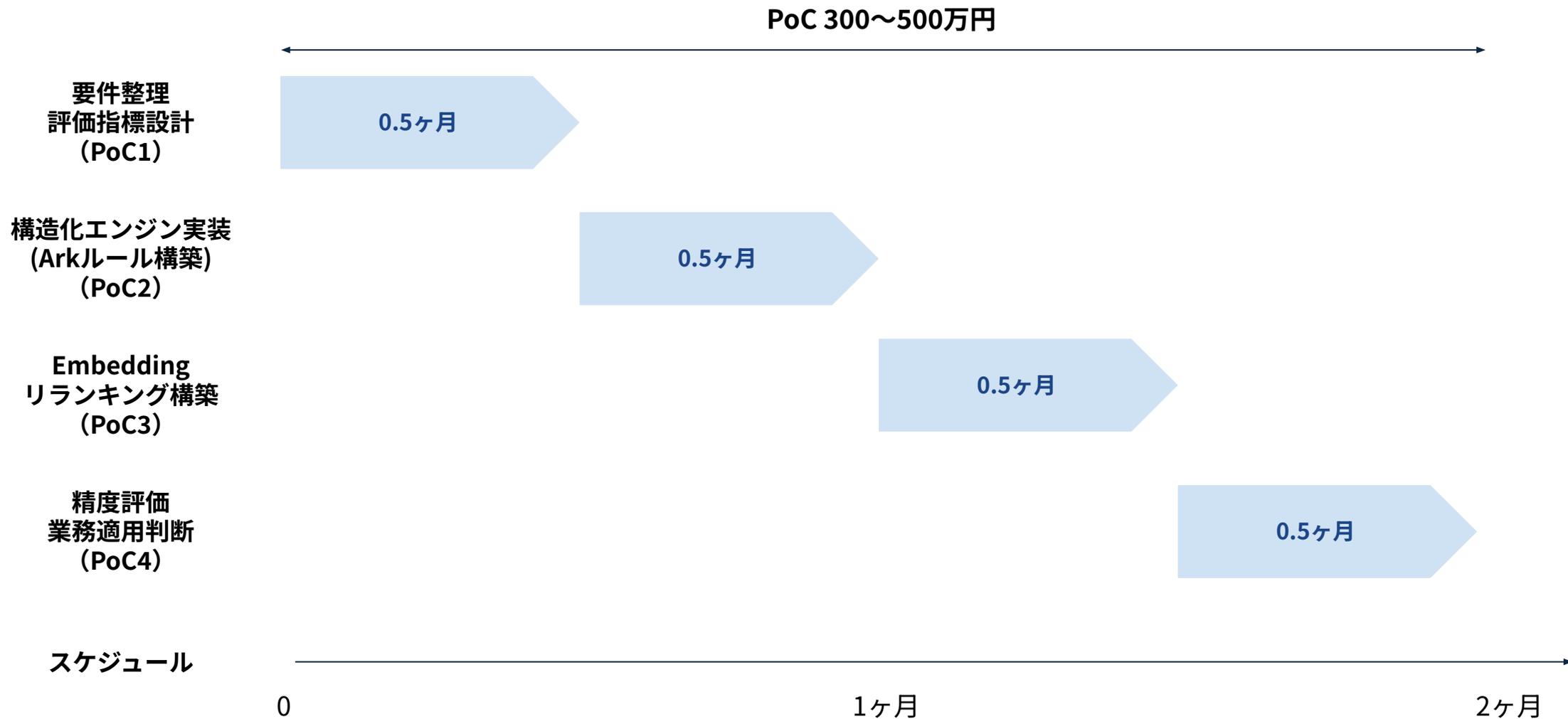
- RoBERTa with Adapters: 埋め込みの表現を特定のデータやクエリに最適化。

3. リランキングシステム

- 初期検索で得られた文書のリストを詳細な評価基準で再評価し、精度を向上。
- ベクトル空間での類似度だけでなく、質問と文書の全文を用いた分析やキーワードベースの検索により、より正確で関連性の高い情報検索を実現。
 - RankBoost: Boostingアルゴリズムを使用して、多くの弱い分類器を結合して強力なランカーを作成。

1: 想定スケジュールと金額

Confidential



2: リアルタイム翻訳サービス

Confidential

サービス概要

- 音声入力を元に選択した言語へリアルタイムで翻訳、音声及びテキストで翻訳内容を出力。

開発機能

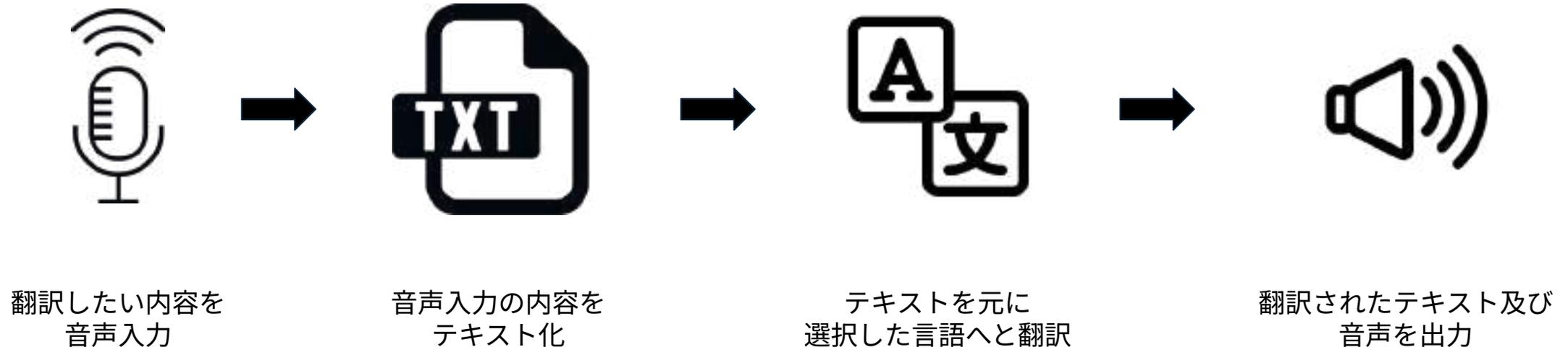
- **音声入力:** マイクからの音声をキャプチャし、リアルタイムで処理。
- **リアルタイム文字起こし:** 既存の音声認識APIを使用して、入力音声をリアルタイムで文字起こし。
- **大規模言語モデルAPI経由での翻訳:** 文字起こしされたテキストに翻訳APIを使用、選択された言語に翻訳。
- **音声出力:** 翻訳されたテキストを既存のText-to-Speechモデルを使用して音声として出力。

特徴

- GoogleやOpenAIが提供する最新のツールを元に、リアルタイム翻訳に最も適切なツールを選定。
- ツールの選定に加え、サービスUI/UXまで一気通貫で開発。

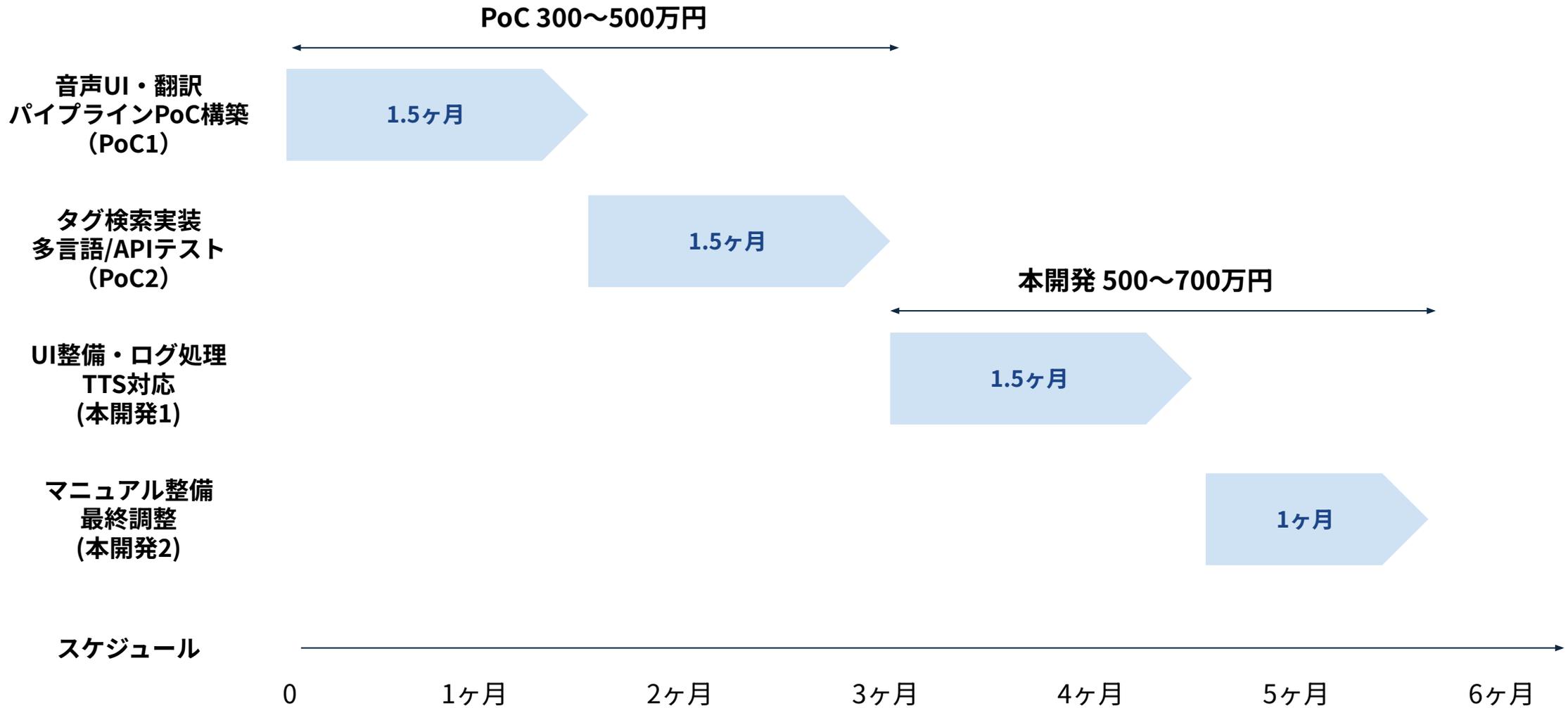
2: リアルタイム翻訳ツール - フロー

Confidential



2: 想定スケジュールと金額

Confidential



3: ハルシネーションを抑えるRAG

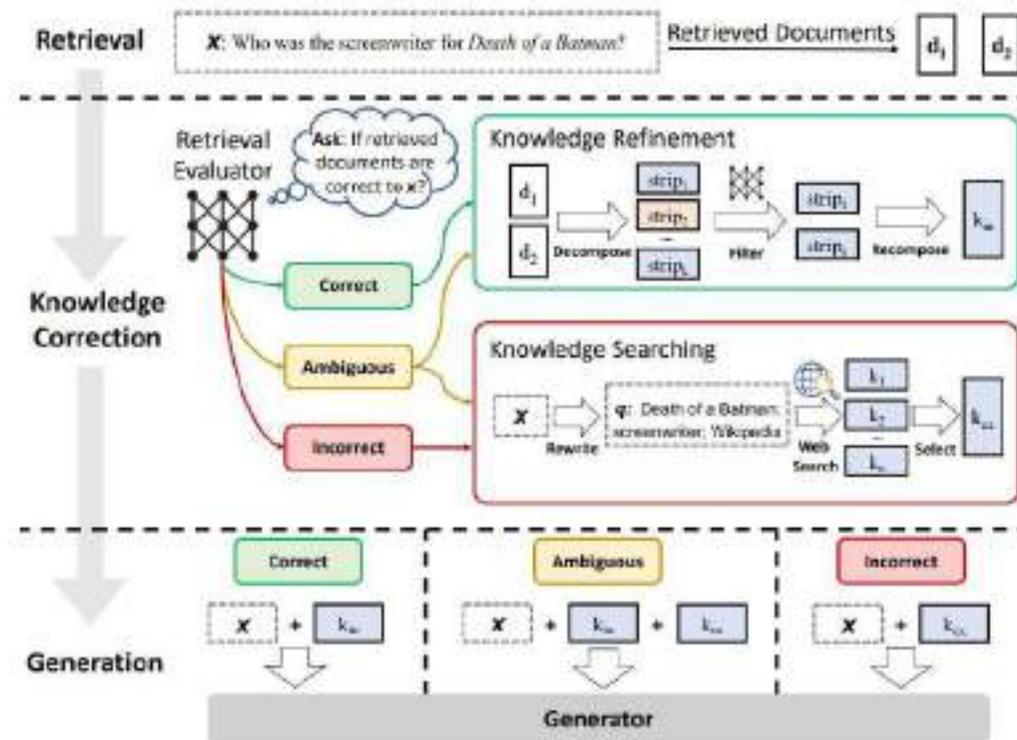
Confidential

課題

- 製造メーカーが取り扱う原材料に関する法令に特化したRAGを利用したい一方で、ハルシネーションが発生した際のリスクが高く、導入を見送っている。

解決方法

- RAGプロセスで取得した検索結果をモデルが評価し、正確性の低い情報を除外。正確性が不十分と判断された場合には追加の検索を行って補完。
- 生成されたテキストを再評価し、検索結果と一致性を評価。
→ハルシネーションを軽減



3: ハルシネーションを抑えるRAG - フロー

Confidential



RAGプロセスで取得された
検索結果を精査
信頼性の低い情報を除外

信頼性が不十分な場合
追加検索を実施

検索結果と生成された内容
との整合性をチェック

再度生成テキストを再評価
検索結果と一致性を確認

3: ハルシネーションを抑えるRAG - 技術詳細

Confidential

技術詳細

1. 検索結果の信頼性評価と追加検索

- 相対的な信頼性スコアリング: 検索結果に信頼性を数値化するスコアリングモデルを適用。
- クエリ拡張: 初回検索結果が不十分な場合、クエリを拡張して再検索。

2. 生成プロセスの整合性チェック

- クロスチェック: 生成されたテキストを元の検索結果と照合、文脈や内容が一致しているかを確認。

3. フィードバックと再評価

- 再評価フィードバックループ: 生成されたテキストを再度評価、必要に応じて修正。
- アンサンブルモデル: 複数生成モデルの結果を組み合わせ、最も信頼性の高いものを最終出力として選択。

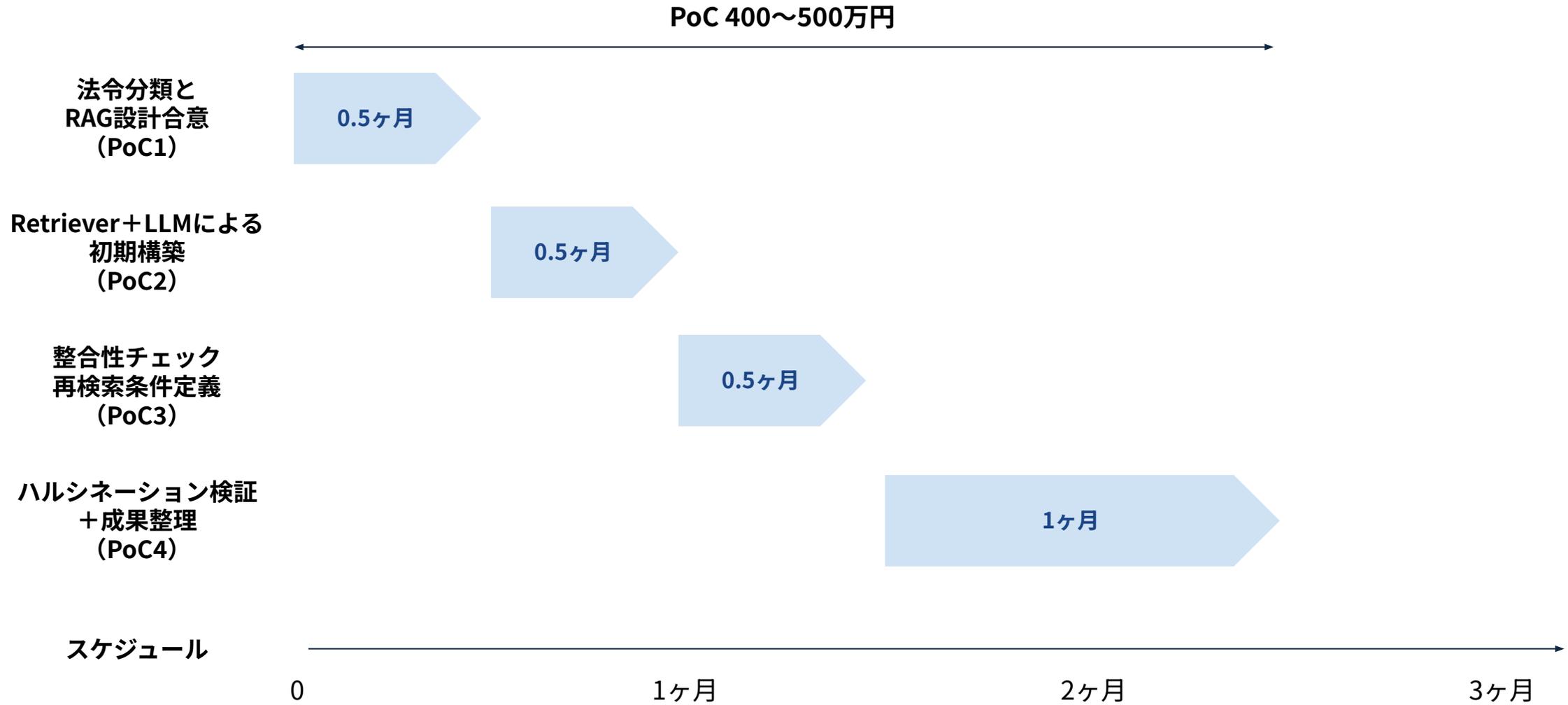
結果

- 常識問題への回答精度が**19.0%**、長文生成の正確性が**14.9%**向上。

Method	PopQA (Accuracy)	Bio (FactScore)	Pub (Accuracy)
<i>LMs trained with propriety data</i>			
LLaMA2-c _{13B}	20.0	55.9	49.4
Ret-LLaMA2-c _{13B}	51.8	79.9	52.1
ChatGPT	29.3	71.8	70.1
Ret-ChatGPT	50.8	-	54.7
Perplexity.ai	-	71.2	-
<i>Baselines with retrieval</i>			
LLaMA2 _{7B}	38.2	78.0	30.0
Alpaca _{7B}	46.7	76.6	40.2
SAIL	-	-	69.2
LLaMA2 _{13B}	45.7	77.5	30.2
Alpaca _{13B}	46.1	77.7	51.1
<i>LLaMA2-hf-7b</i>			
RAG	37.7	44.9	9.1
CRAG	39.8	47.7	9.1
Self-RAG*	29.0	32.2	0.7
Self-CRAG	49.0	69.1	0.6
<i>SelfRAG-LLaMA2-7b</i>			
RAG	40.3	59.2	39.0
CRAG	59.3	74.1	75.6
Self-RAG	54.9	81.2	72.4
Self-CRAG	61.8	86.2	74.8

3: 想定スケジュールと金額

Confidential



4: 専門用語検索に特化したRAG

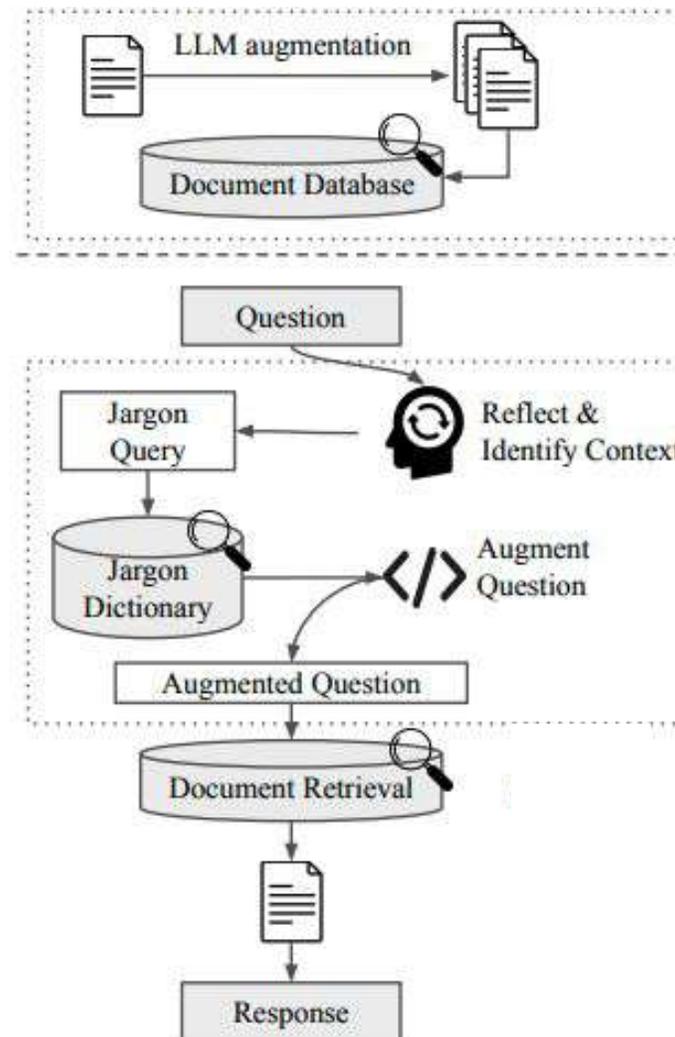
Confidential

課題

- 規制文書や安全データシート（SDS）に含まれる専門用語は複雑かつ曖昧なため、化学物質の取り扱いが法規制に準拠しているかをチェックする作業を担当できる社員が限られている。

解決方法

- 検索対象となる規制文書や安全データベースに含まれる専門用語の意味を辞書化。
- クエリ内の専門用語と専門用語辞書を照合し、意味を明確化。



4: 専門用語検索に特化したRAG - フロー

Confidential



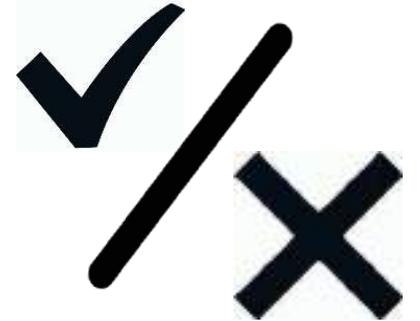
クエリ内の専門用語や
略語を特定



クエリの文脈を考慮して
単語の持つ意味を明確化



専門用語辞書から情報を取得
単語の意味をより具体化



辞書内に関連情報が見つから
ない場合、ユーザーに対して
見つからない旨の回答を生成

4: 専門用語検索に特化したRAG - 技術詳細

Confidential

技術詳細

クエリの受信と専門用語の特定

- Jargon Identification Module: LLMを用いて受信したクエリ内の専門用語や略語を特定。

文脈の特定と拡張

- Context Identification Engine: クエリの文脈情報を特定し、専門用語の意味を明確化。

専門用語の辞書照会とクエリ補強

- 事前に作成した専門用語辞書から情報を取得、元のクエリに追加することで意味をより具体化。

フォールバック処理

- 専門用語辞書に照合しても関連情報が見つからない場合、ユーザーに対して見つからない旨の回答を生成。

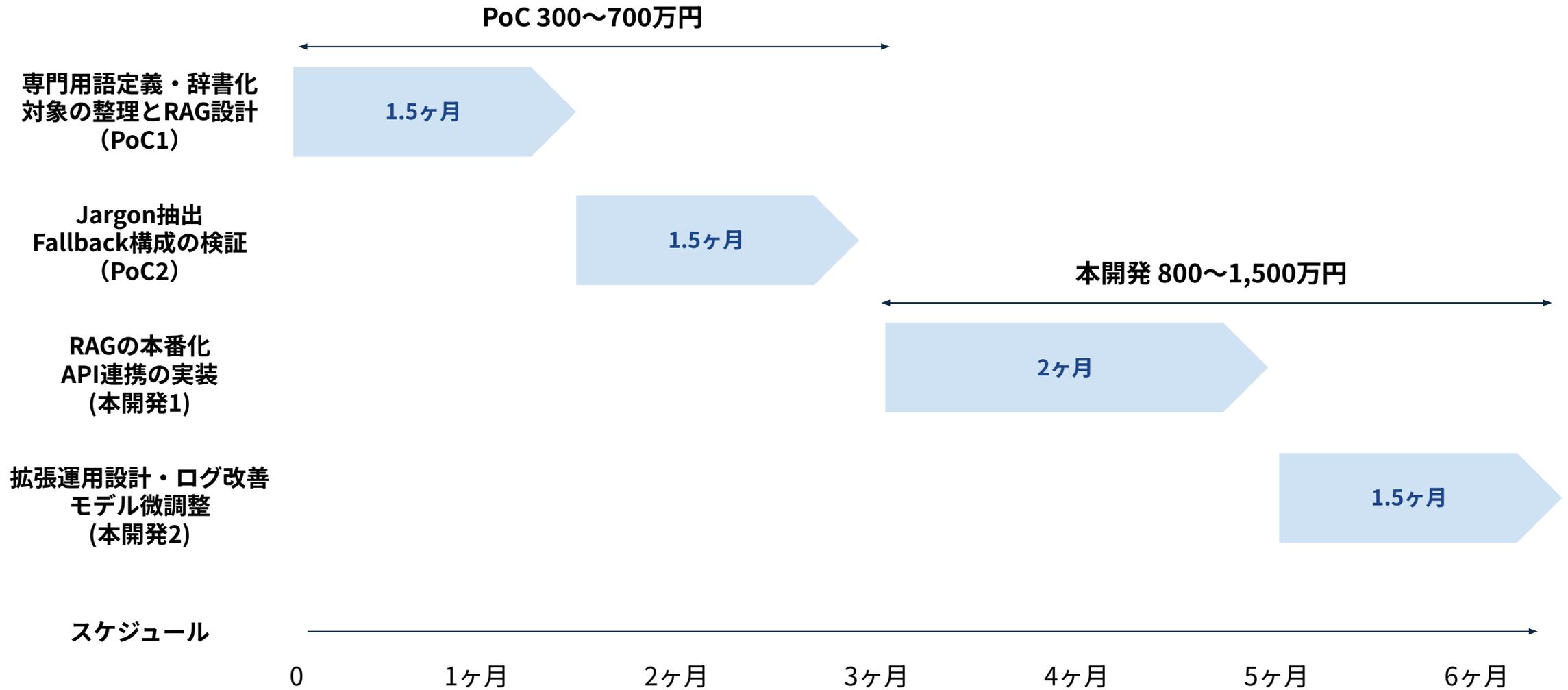
結果

- 通常LLMに比べて**79.2%**、RAGに比べて**40.7%**の精度向上。

	Vanilla LLM			RAG			Golden Retriever (Ours)		
	Llama3	Mistral	Shisa	Llama3	Mistral	Shisa	Llama3	Mistral	Shisa
Quiz 1 - 10 Q	3.2	4.0	4.0	5.0	3.0	3.0	6.0	5.8	4.6
Quiz 2 - 10 Q	7.0	6.0	7.0	10.0	10.0	8.0	10.0	10.0	8.0
Quiz 3 - 9 Q	4.2	5.0	5.0	6.0	7.0	4.0	7.0	8.0	5.0
Quiz 4 - 10 Q	3.6	3.0	1.0	2.0	1.0	1.0	6.0	4.0	4.0
Quiz 5 - 10 Q	1.2	4.0	2.0	1.0	3.0	2.0	5.0	3.0	5.0
Quiz 6 - 9 Q	2.0	1.0	2.0	3.0	3.0	4.0	4.0	3.0	4.0
Total Score	21.2	23.0	21.0	27.0	27.0	22.0	38.0	33.8	30.6

4: 想定スケジュールと金額

Confidential



5: 複雑な顧客対応に特化したチャットボット

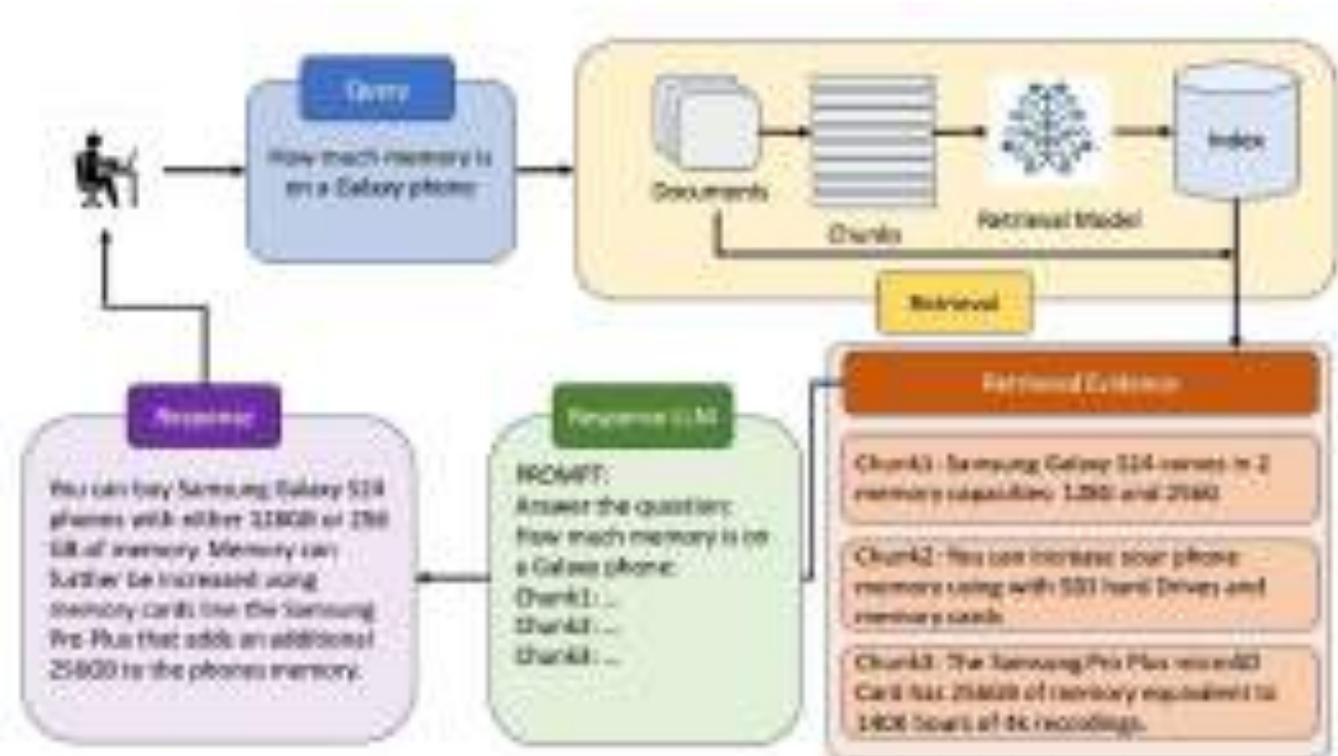
Confidential

課題

- ECサイトの顧客対応においてチャットボットの回答生成速度の遅さや回答の不明瞭さから顧客体験が悪化している。

解決方法

- クエリと購入履歴や商品ページURLなど顧客情報を取得。
- これらの情報から、DBから引用するために最適なツール及び計画を決定。
→複雑な質問に対して高速で正確な回答を生成



5: 複雑な顧客対応に特化したチャットボット - フロー

Confidential



会話履歴等のコンテキスト
情報からクエリの意図を推測



クエリに応じた情報収集プラン
を一度に生成



プランに沿って必要情報を
同時に取得

技術詳細

ツールの選択とプランニング

- 会話履歴等の情報を収集し、クエリの意図に応じてファインチューンされた小型のLLMがリトリバルプランを一度に生成。
- 複雑な場合は複数ステップから成るプランを生成。

プランの実行と情報の取得

- プランに従って、ツールを順次実行、必要な情報を取得。

結果

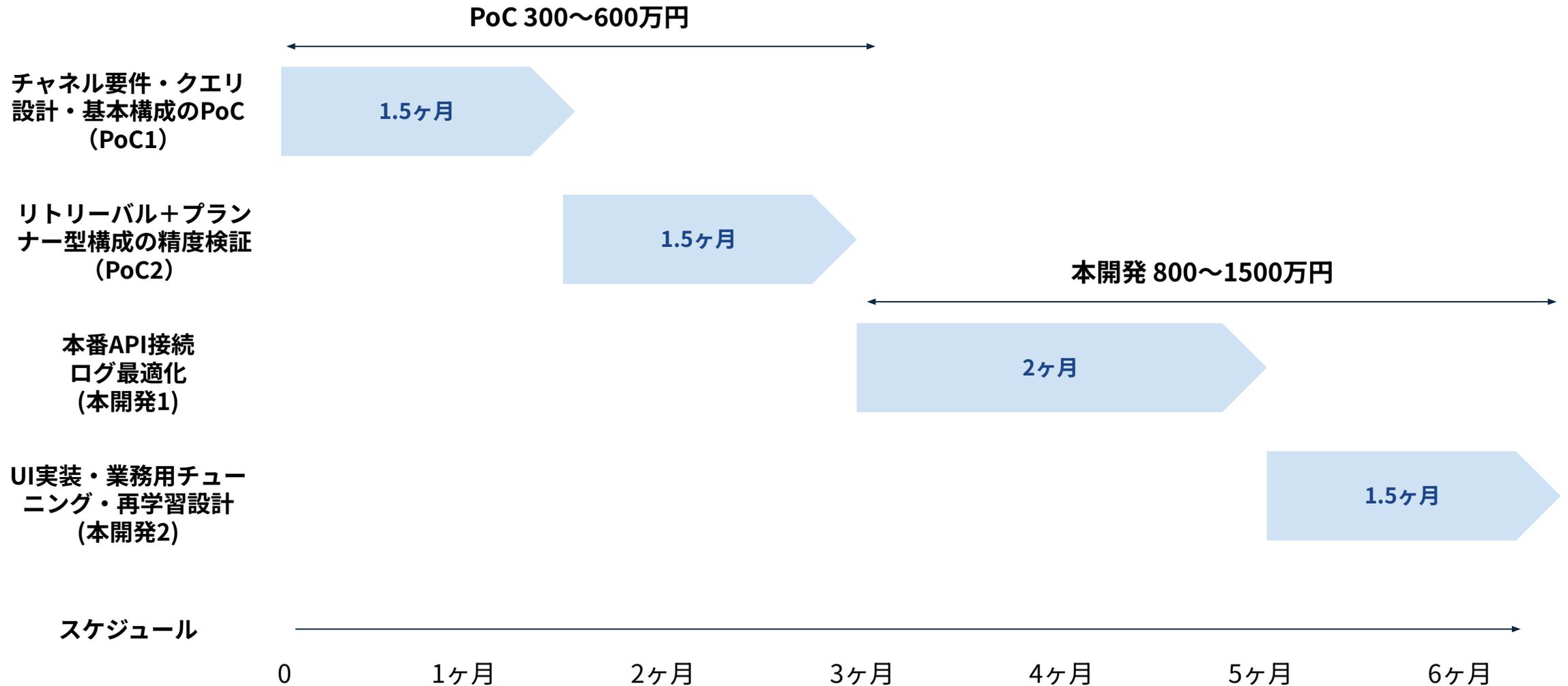
- ツール選択において96%の正確性。
- Claude3と比較して計画生成の速度が10倍以上高速に。

Table 1: Comparison of REAPER performance with Baselines on six retrieval classes

Classes	Mistral (No fine-tuning)			Ensemble Classifier				REAPER			
	P	R	F1	P	R	F1	#Training Examples	P	R	F1	#Training Examples
Customer Support	90	61	73	95	81	88	24621	95	94	94	1127
Shipment Status	97	72	83	96	96	96	16150	98	94	96	996
Product Search	82	65	72	84	99	91	38683	91	100	95	1289
Product QnA	47	80	59	98	97	98	30813	93	99	96	1045
Review Summary	79	93	85	99	96	97	9875	100	94	97	594
No-retrieval	85	67	75	98	99	99	35934	100	93	96	1245
Tool Accuracy	72%			94%				96%			
Argument Accuracy	-			88%				92%			

5: 想定スケジュールと金額

Confidential



ニーズ

- ECサイトを訪れる人々の消費単価を向上させ、利益増加を実現できるレコメンドがしたい。

アプローチ

お客様のニーズに合わせて以下のアプローチを組み合わせるソリューションを展開。

- ユーザー属性や購買履歴などから次回以降購入しそうな商品を予測し、レコメンド
 - ユーザーの購入商品や特性、購買頻度の高い時間帯、消耗品の利用頻度などから推測。
- 利益率の大きな商品をレコメンド
 - 利益率とユーザー別の購入確率を計算し、全体利益が最大化されるようなアルゴリズムを構築。
- 一緒に購入される頻度の高い商品をレコメンド
 - カート内商品から利用シーンを想定、合計金額も考慮しながら買い合せの良い商品を提案。
- セールを動的に発火させる
 - 一定期間カート内に残っている商品のセールを発火。
- 流行や季節ごとのイベントを考慮したレコメンド

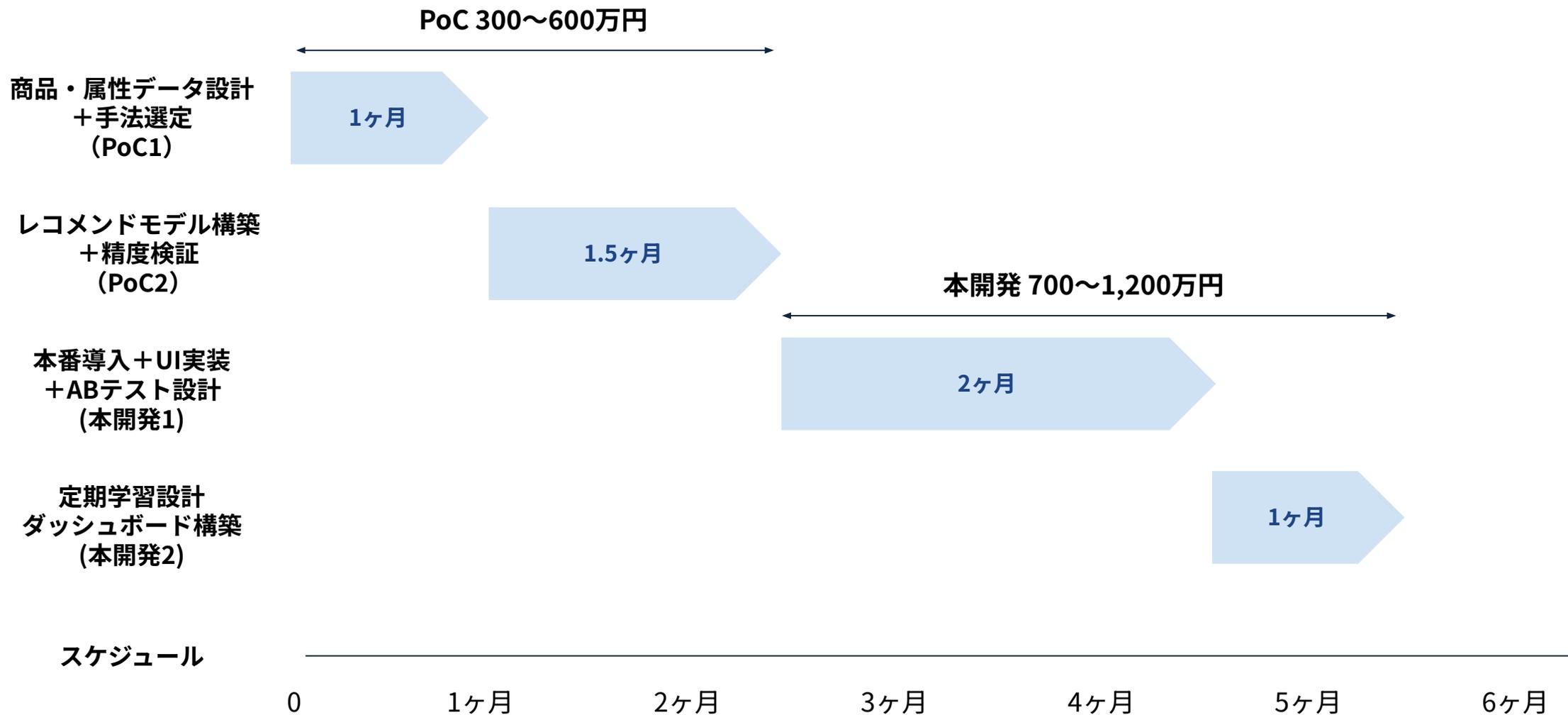
技術詳細

各アプローチにて用いる技術詳細は以下のようなものが挙げられる(以下は一例)。

- ユーザー属性や購買履歴などから次回以降購入しそうな商品を予測し、レコメンド
 - 協調フィルタリング
 - コンテンツベースフィルタリング
 - ニューラルコラボレティブフィルタリング
 - LSTM/CrossFormer等の時系列モデル
- 利益率の大きな商品をレコメンド
 - P-FARM
 - コサイン類似度を用いて購買確率と利益性の高さを両立する商品を計算
- 一緒に購入される頻度の高い商品をレコメンド
 - basket complementarity
 - Next-Basket Recommendation

6: 想定スケジュールと金額

Confidential



技術詳細

古典的な予測モデル

- SARIMA
- LSTM
- NeuralProphet

ニューラルネットを用いた予測モデル

- Crossformer
- VAR
- VARMA

→変数に適したモデルを選定することで、ニーズを満たすサービスを提供

7: 最適なホテル価格の予測

Confidential

課題

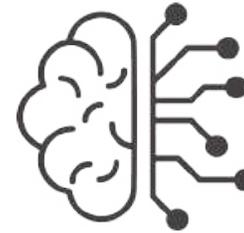
- 他社との比較やホテル価格変更を人力で行っているため、日毎に工数が発生している。
- システムを導入したが担当者との間に設定価格に2割ほどのギャップが存在しており、機能していない。



解決方法

- 自社/他社ホテルの部屋別価格、過去二年間の予約状況を変数として、複数の手法を用いて最も効果的なモデルを選定。
- モデルが予測した値と実測値を継続的に比較、定期的に学習データを追加しモデルの精度を向上。

フロー



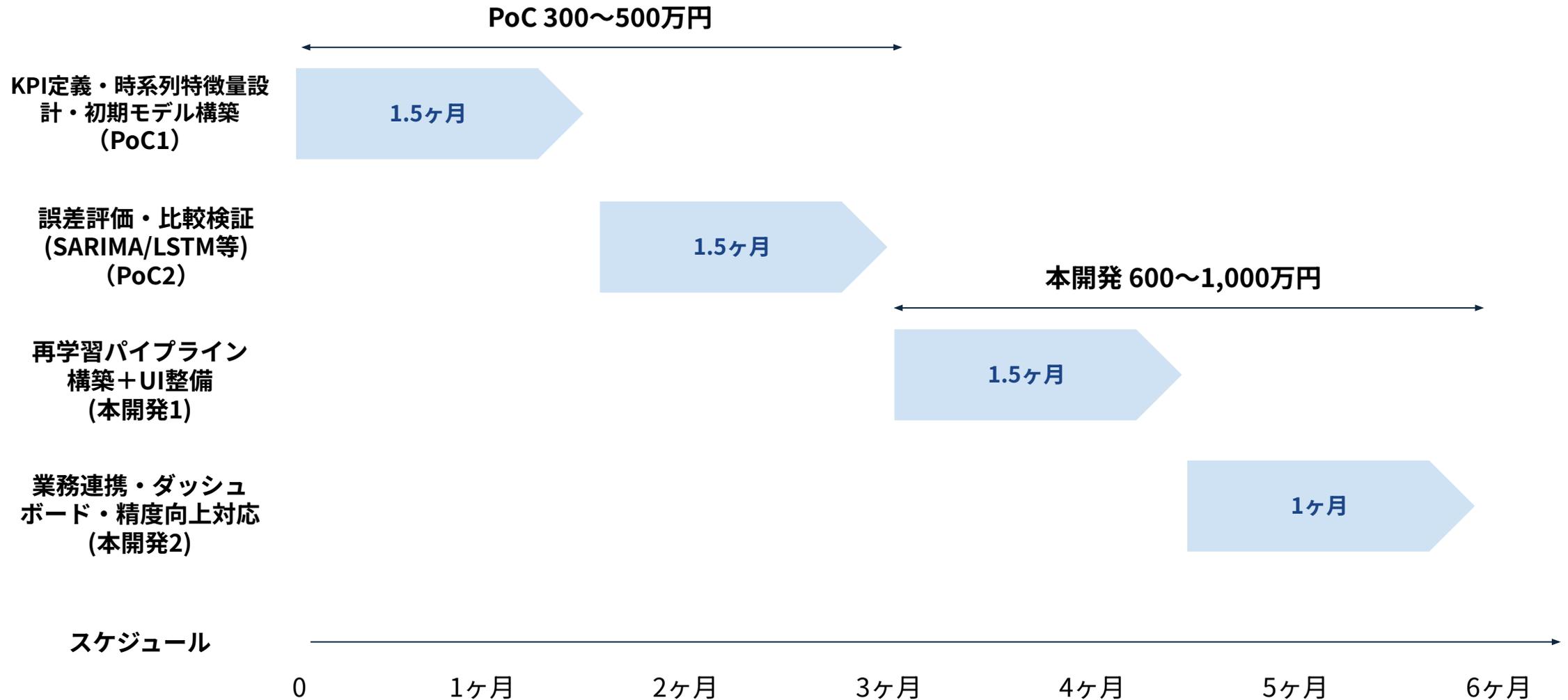
学習データに最適なモデルを構築



実測値との誤差を継続的に学習させ、より精度の高いモデルを構築

7: 想定スケジュールと金額

Confidential



課題

- 物流インフラを担う運送会社はドライバーが不足している。
- 加えて荷物の増加や、オンラインショッピングの普及から配送荷物の量が増加。
- そのため効率的な車両配置とドライバーの負担軽減のためのスケジュール管理が求められる。

アプローチ

お客様のニーズに合わせて以下のアプローチを組み合わせるソリューションを展開。

- トラックの輸送ルート最適化
- 車両配置の分配最適化
 - 複数拠点間で効率よく車両を割り当て、ドライバーの負担を軽減。
- 現状の輸送状態をリアルタイムに反映
 - AIを用いた配送車両の動態管理や天候や道路状況に応じたリアルタイムのルート変更。
- 動的スケジューリングによる長期的な運用計画
 - 倉庫の規模や荷物の保存期間/大きさなどから輸送計画を最適化。

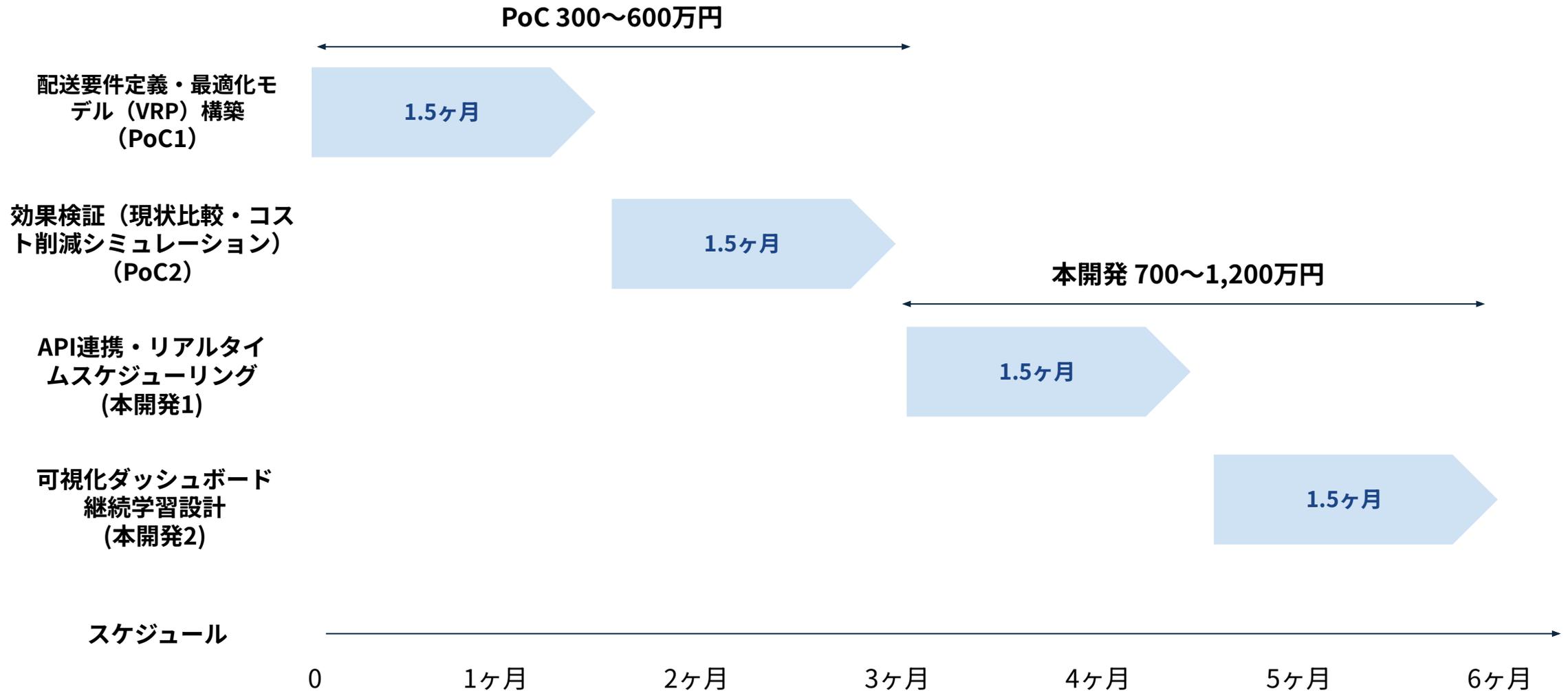
技術詳細

各アプローチにて用いる技術詳細は以下のようなものが挙げられる(以下は一例)。

- トラックの輸送ルート最適化
 - TSP、VRP(NP完全問題と仮定した上で利用)
 - アント・コロニー・オプティマイゼーション (ACO)
 - 遺伝的アルゴリズム (GA)
- 車両配置の分配最適化
 - マルチデポ車両経路問題 (Multi-Depot Vehicle Routing Problem, MDVRP)
 - 遺伝的アルゴリズムなどのメタヒューリスティック手法
- 現状の輸送状態をリアルタイムに反映
 - デジタルツインによるシミュレーション

8: 想定スケジュールと金額

Confidential



9: 配船計画の最適化

Confidential

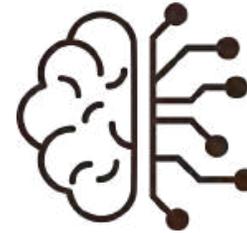
課題

- 配船計画が属人的で運航効率が低下。特に、貨物需要の変動や複数の制約条件への対応が困難。
- 複数の船舶や港湾を管理する際、スケジュール調整に時間とコストが発生している。

解決方法

- 各船舶の運航ルート、積載量、燃料使用量、港湾の使用状況を統合的に考慮した最適解をリアルタイムで生成。
- 運航コストを削減し、持続可能な運航管理を達成。

フロー



運航ルート、港湾使用状況を
モデルに学習



情報をデータベースから参照し
リアルタイムで最適な配船計画を算出

技術詳細

最適化アルゴリズム

- 線形計画法 (Linear Programming)
- 整数線形計画 (Integer Linear Programming)
- メタヒューリスティック法 (遺伝的アルゴリズム、シミュレーテッドアニーリングなど)

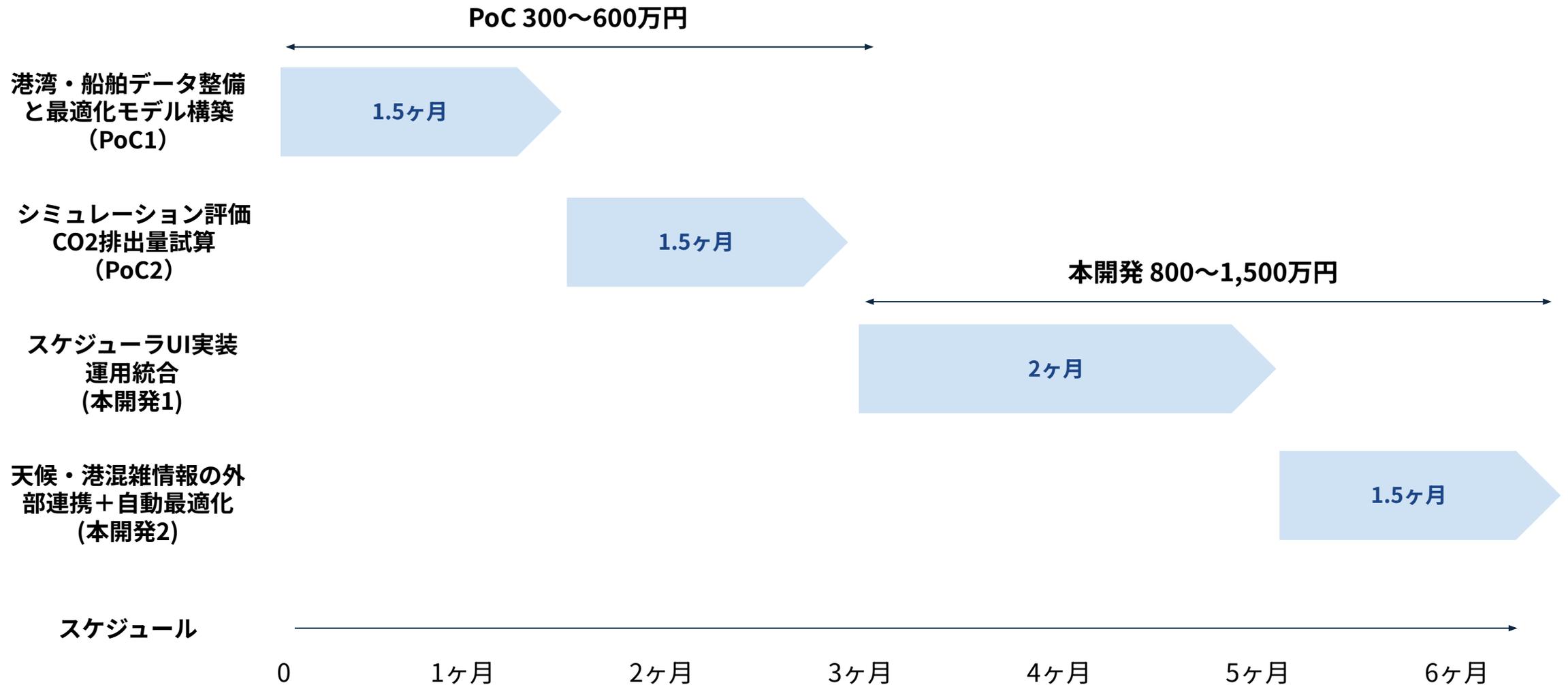
AIおよび機械学習手法

- 需要予測: SARIMA, NeuralProphet
- 配送経路最適化: 強化学習 (Reinforcement Learning) , Deep Q-Learning
- リアルタイム分析: クラウドベースの分散処理技術

→ 複雑な制約条件に応じて適切なモデルを選択。最適化ソリューションを提供し、コスト削減と効率化を実現。

9: 想定スケジュールと金額

Confidential



10: 太陽光発電量の予測

Confidential

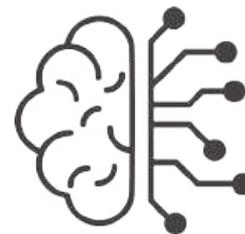
課題

- 発電量の予測精度が低く、需要と供給のミスマッチが頻発しているため、エネルギー供給の効率性が低い。

解決方法

- 過去の発電データに加え、日射量や温度などの気候条件、傾斜角や高度などの地理条件を考慮し、複数の手法を評価して最も適切なモデルを選定。
- モデルが予測した発電量と実測値を継続比較し定期的に学習データを追加、モデル精度を向上。

フロー



学習データに最適なモデルを構築



実測値との誤差を継続的に学習させ、より精度の高いモデルを構築

技術詳細

古典的な予測モデル

- SARIMA
- LSTM
- NeuralProphet

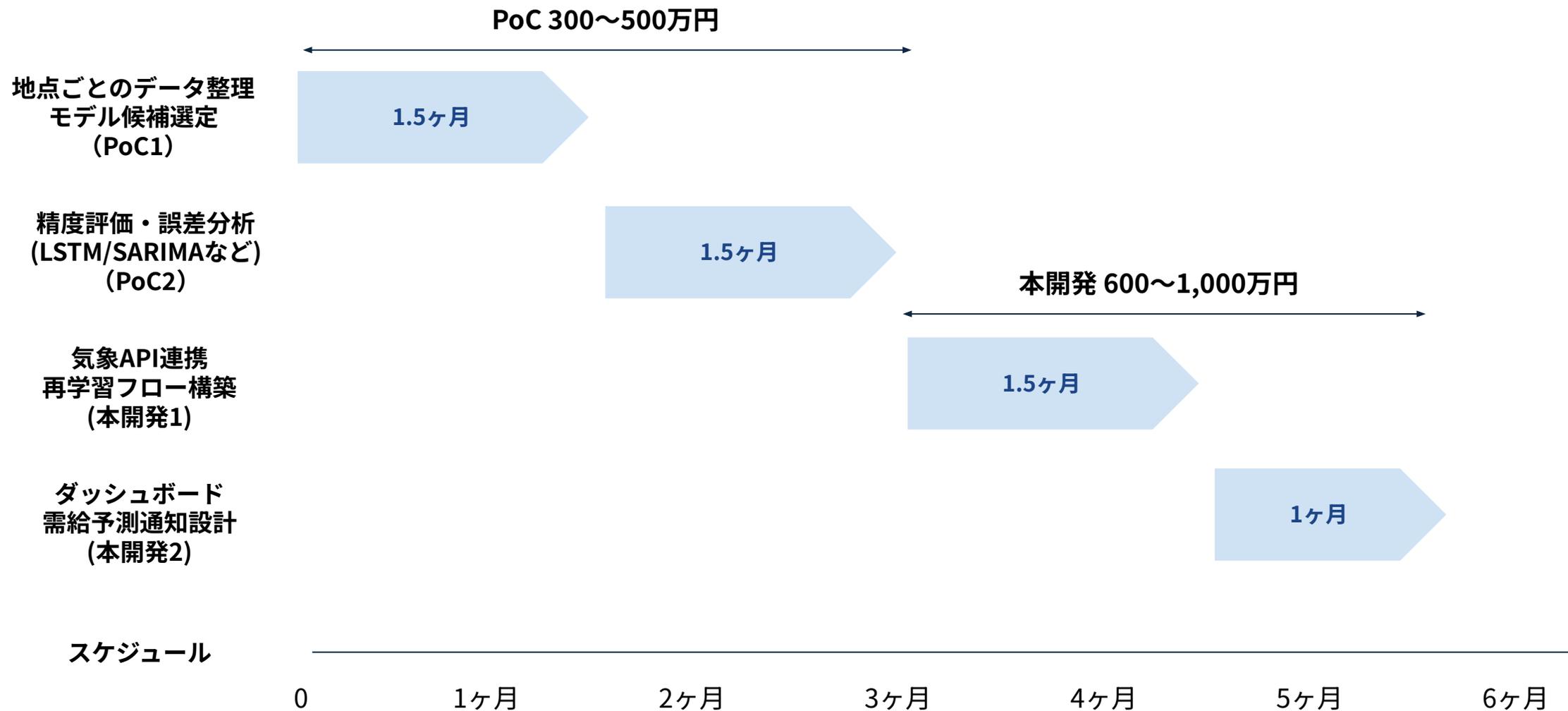
ニューラルネットを用いた予測モデル

- Crossformer
- VAR
- VARMA

→変数に適したモデルを選定することで、ニーズを満たすサービスを提供

10: 想定スケジュールと金額

Confidential



11: サッカー選手のリアルタイム姿勢分析

Confidential

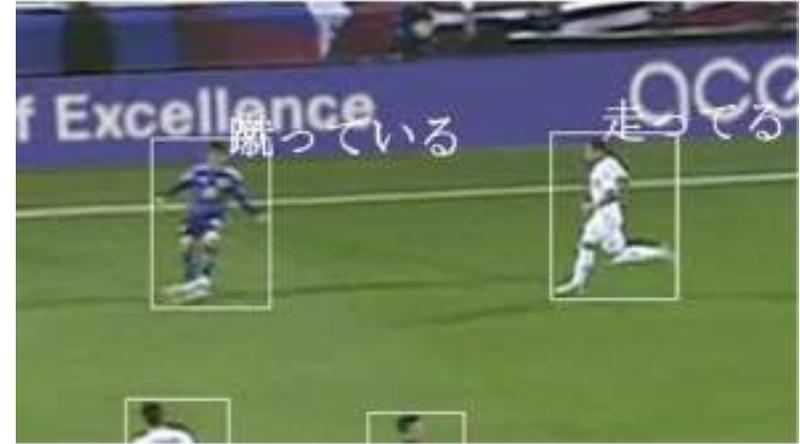
課題

- サッカー選手のアクションを数値を用いてより詳細に分析、試合中にアニメーション等で表現することで視聴者によりサッカー観戦を楽しんでもらう。



解決方法

- 物体検出アルゴリズムを使用し、各フレームから選手のみを抽出。
- 選手に対して骨格推定を行いアクションを分類、キックの強さを推定。



11: サッカー選手のリアルタイム姿勢分析 - フロー

Confidential



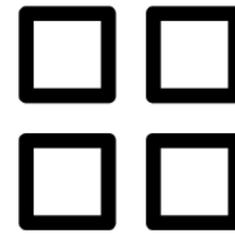
リアルタイムで
フレーム内の選手を
検出



選手のスケルトン
を検出



スケルトンの
関節角度を計算



選手のアクション
を分類



関節の動きを分析、
キックの強さを推定

技術詳細

1. 選手領域検出

- YOLO: 各フレームから選手の領域を特定して抽出。

2. スケルトン検出

- MediaPipe Pose, MMPose: 関節位置や四肢の配置を詳細に把握、スケルトンベースで選手を検出。

3. 関節角度計算

- スケルトンベースから関節角度を計算するために幾何学的変換を実施。

4. アクション分類

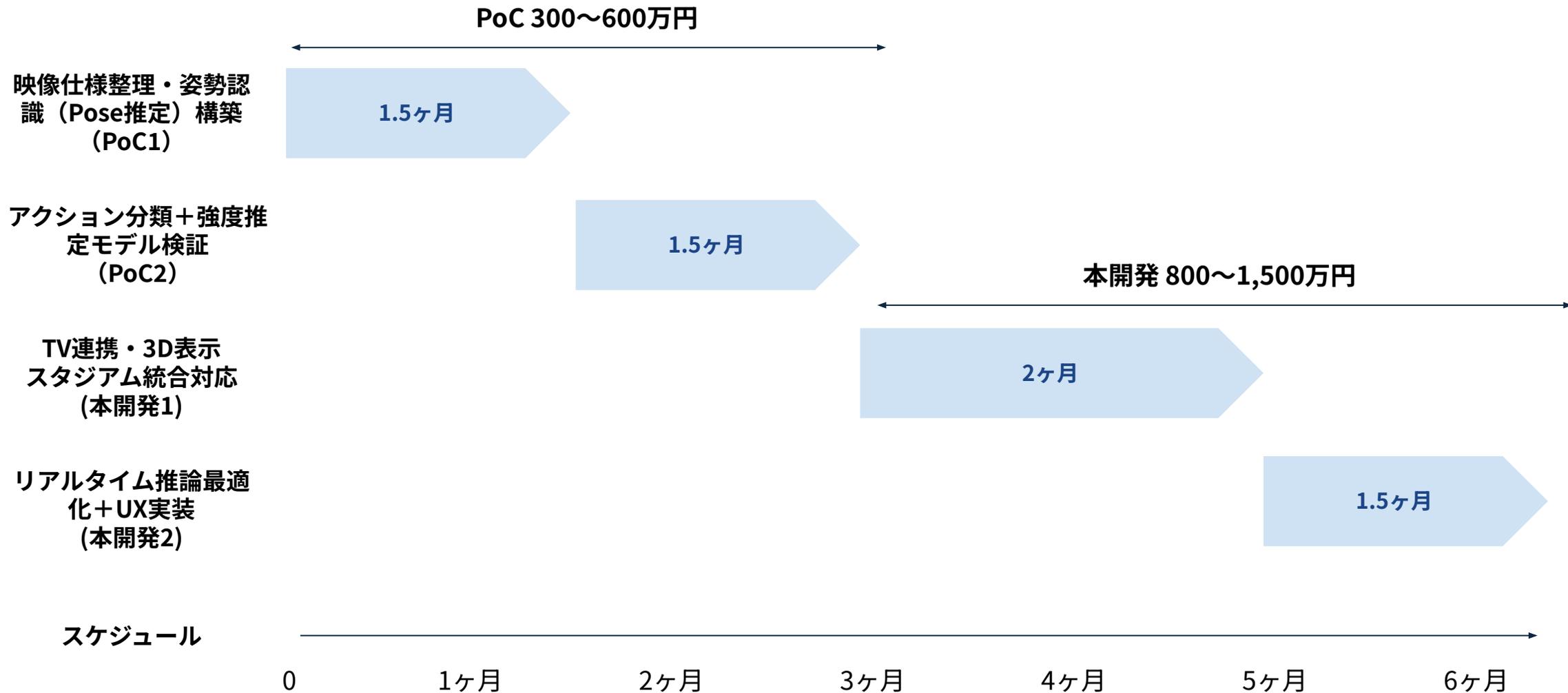
- LSTM: 時間的依存関係を認識し、選手のアクションを分類。

5. キックの強さ推定

- 回帰モデル: 関節の速度や加速度、動作の角度に基づいて、キックの強さを予測。

11: 想定スケジュールと金額

Confidential



12: プラントの配管自動点検

Confidential

課題

- 一定頻度で訪れる配管点検が現在は人力で行われており、多くの工数がかかっている。
- ベテランとその他の社員で腐食箇所の特定精度がばらけており、点検の標準化を行う必要がある。

解決方法

- カメラが収集したデータをもとに自動で腐食部分を検出。
- 学習データに基づき、腐食部分の深刻度を分類。
- 時系列分析を行うことで将来的な腐食進行度も予測可能。

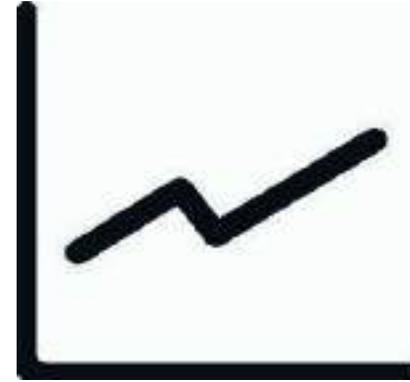


12: プラントの配管自動点検 - フロー

Confidential



腐食部分をハイライト、
深刻度を学習データから算出



時系列データから
将来的な腐食進行度を予測

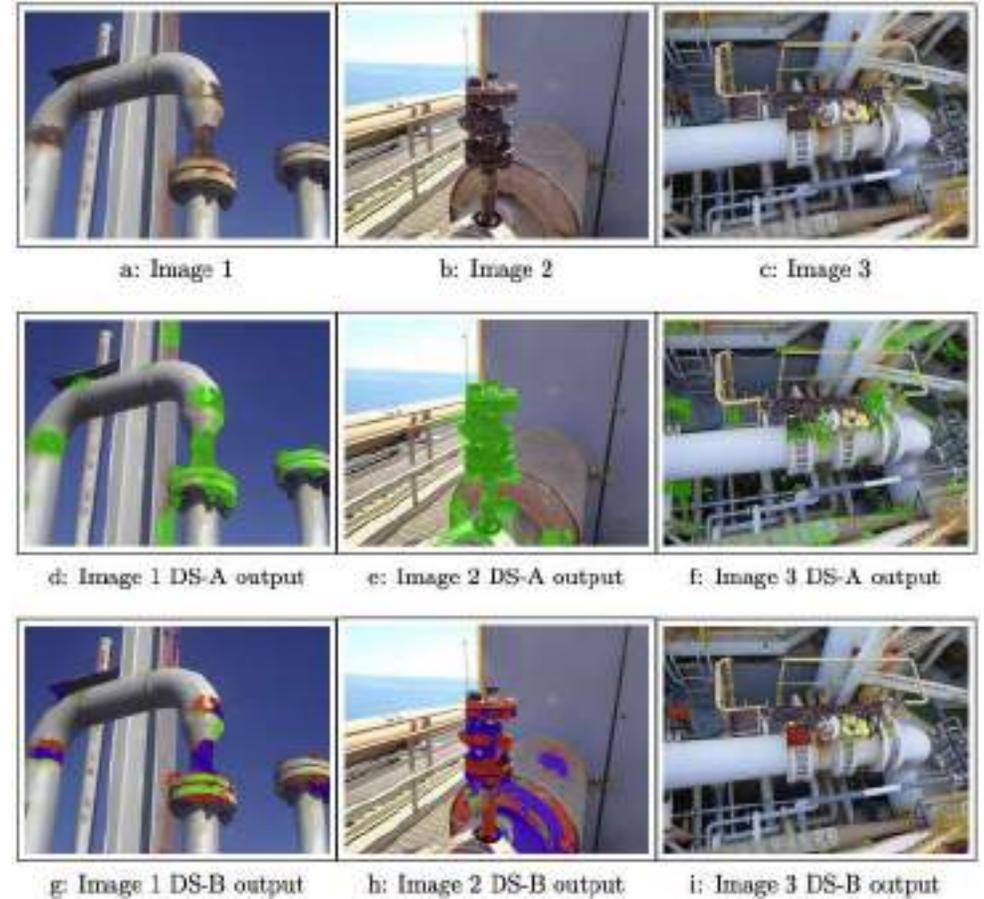
技術詳細

1. 腐食の深刻度を推定

- SegNet, U-Net: 錆や腐食部分をピクセル単位でハイライト、深刻度を分類。

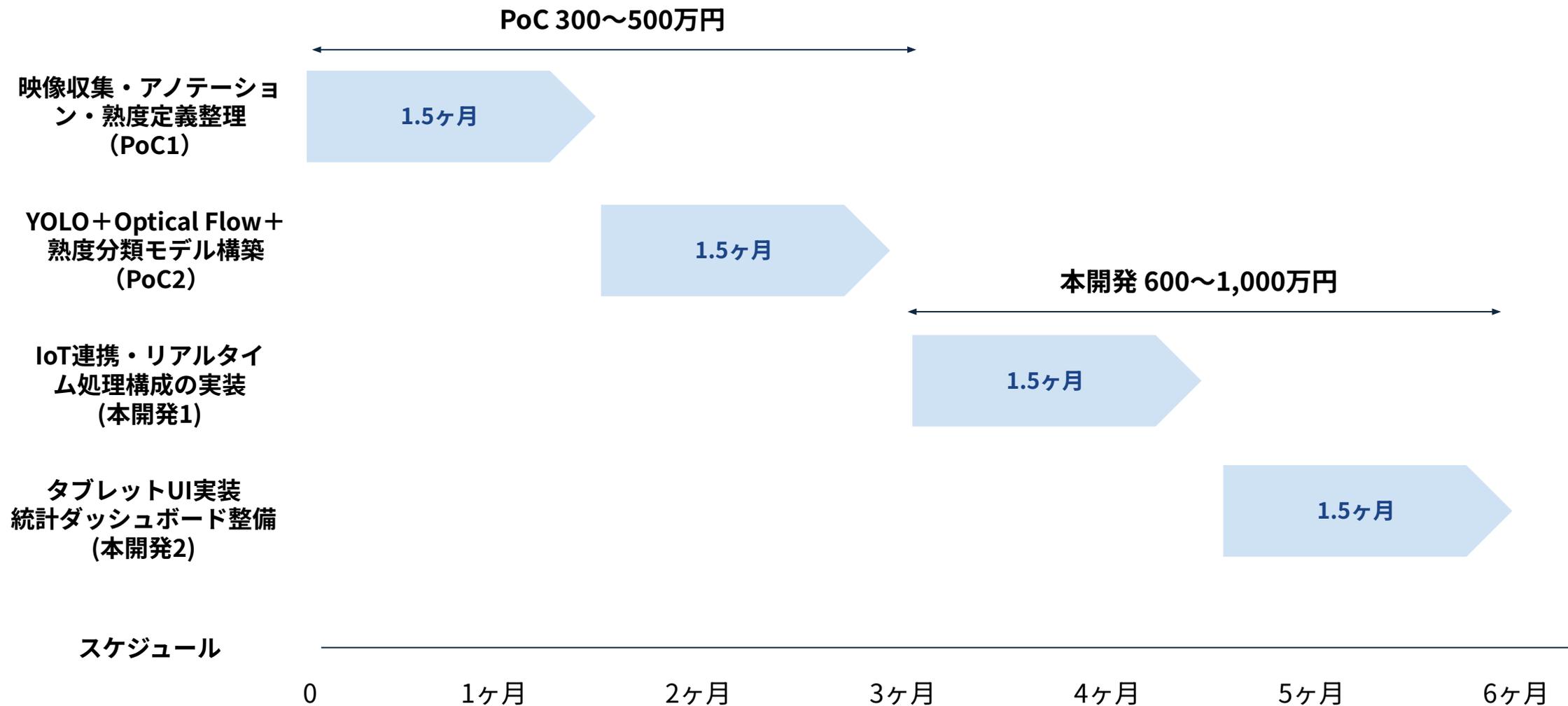
2. 将来的な腐食進行度を予測

- 回帰モデルを利用し、セグメンテーション部分の輝度から腐食進行度を予測。



12: 想定スケジュールと金額

Confidential



13: 農園内のきゅうりの個数計測及び熟度推定

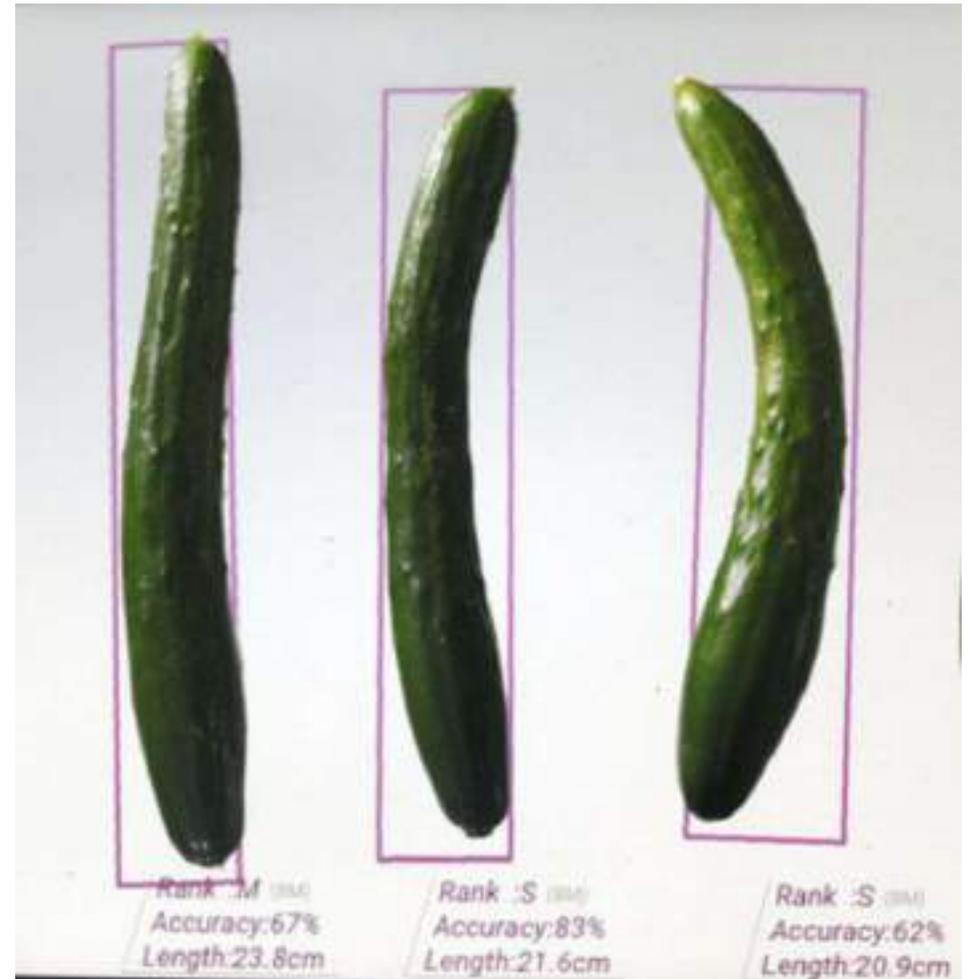
Confidential

課題

- きゅうりの個数計測やそれぞれの熟度判定を人力で行っているため多くの工数が割かれている。
- 担当者によって熟度推定の質にばらつきが発生。

解決方法

- 農園内の映像データからきゅうりの個数を計測。
- きゅうりの各画像をモデルに入力し、それぞれの熟度を自動的に推定。

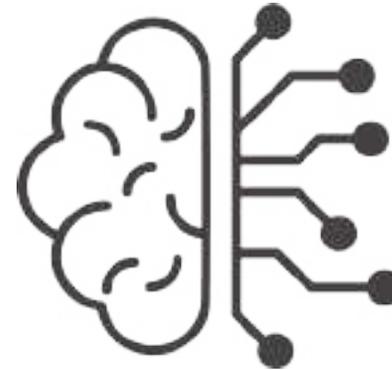


13: 農園内のきゅうりの個数計測及び熟度推定 - フロー

Confidential



映像内のきゅうりの
個数を計測



きゅうりの熟度別
データを用いて映像内
のきゅうりを分類

技術詳細

1. 物体追跡

- 農園内の映像データを使用して、特定のきゅうりを追跡。
- 各フレームできゅうりを検出しその特徴点を抽出、Optical Flowを用いてフレーム間で特徴点の変化を追跡し、同じきゅうりが視界に存在するかを判定。

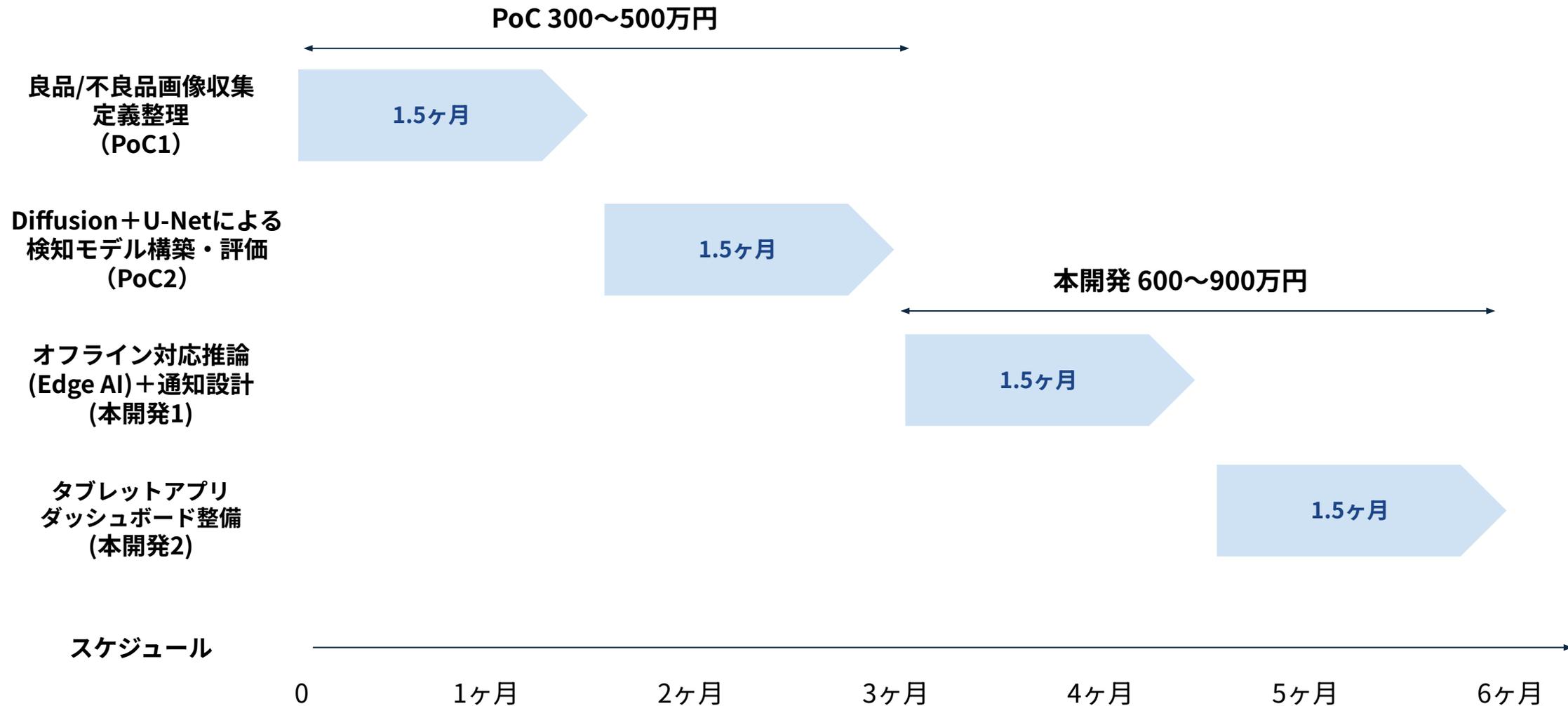
2. 熟度推定

- 事前にアノテートされたきゅうりの熟度別データセットを学習したモデルを用いて、新たに検出されたきゅうりの画像を熟度別に分類。



13: 想定スケジュールと金額

Confidential



14: コンクリート養生時のひび割れ自動検知

Confidential

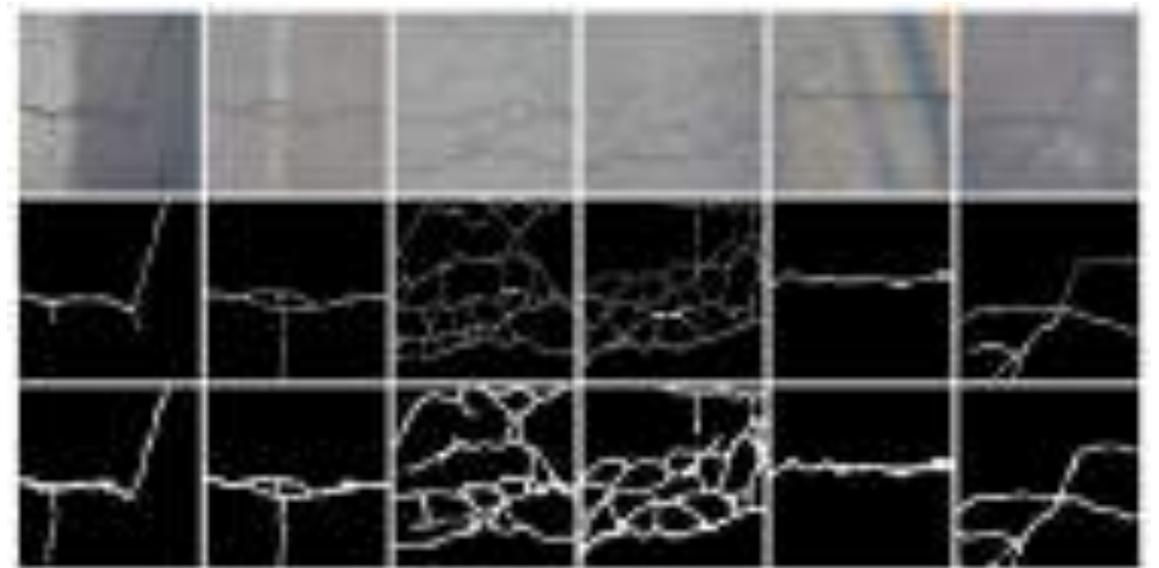
課題

- コンクリートを型枠から外して乾燥させる工程で人間がひび割れを検知しているが、この作業に多くの工数が発生している。



解決方法

- タブレットのカメラを用いてコンクリートの写真を撮影。
- Diffusionモデルを活用し、少ない不良品画像データでも自動で不良品か否かを判断。



14: コンクリート養生時のひび割れ自動検知 - フロー

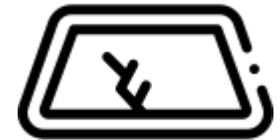
Confidential



作業員が養生中の
コンクリートを撮影



少ない不良品画像でも
不良品か否かを判断可能な
Diffusionモデルを利用

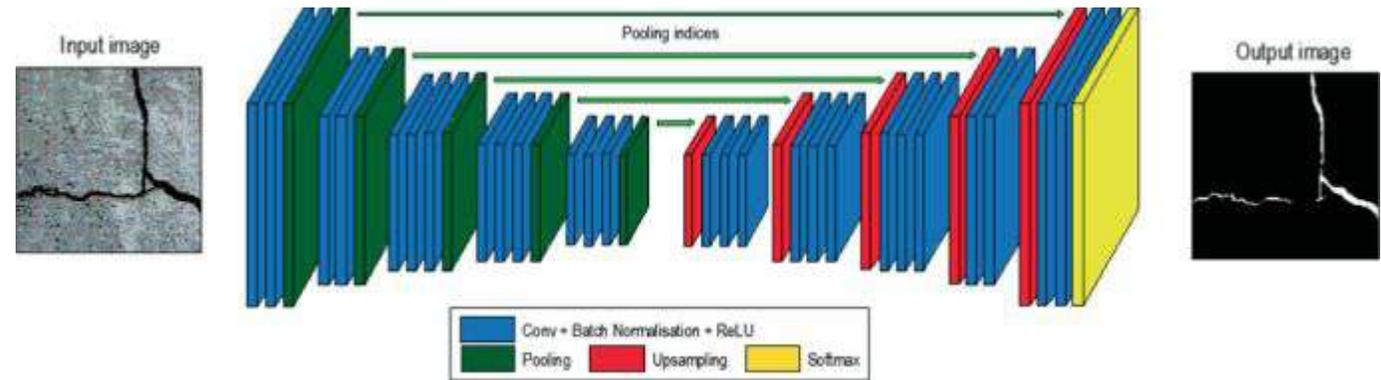


コンクリートが不良品か
どうかを判定し、
作業員に通知

技術詳細

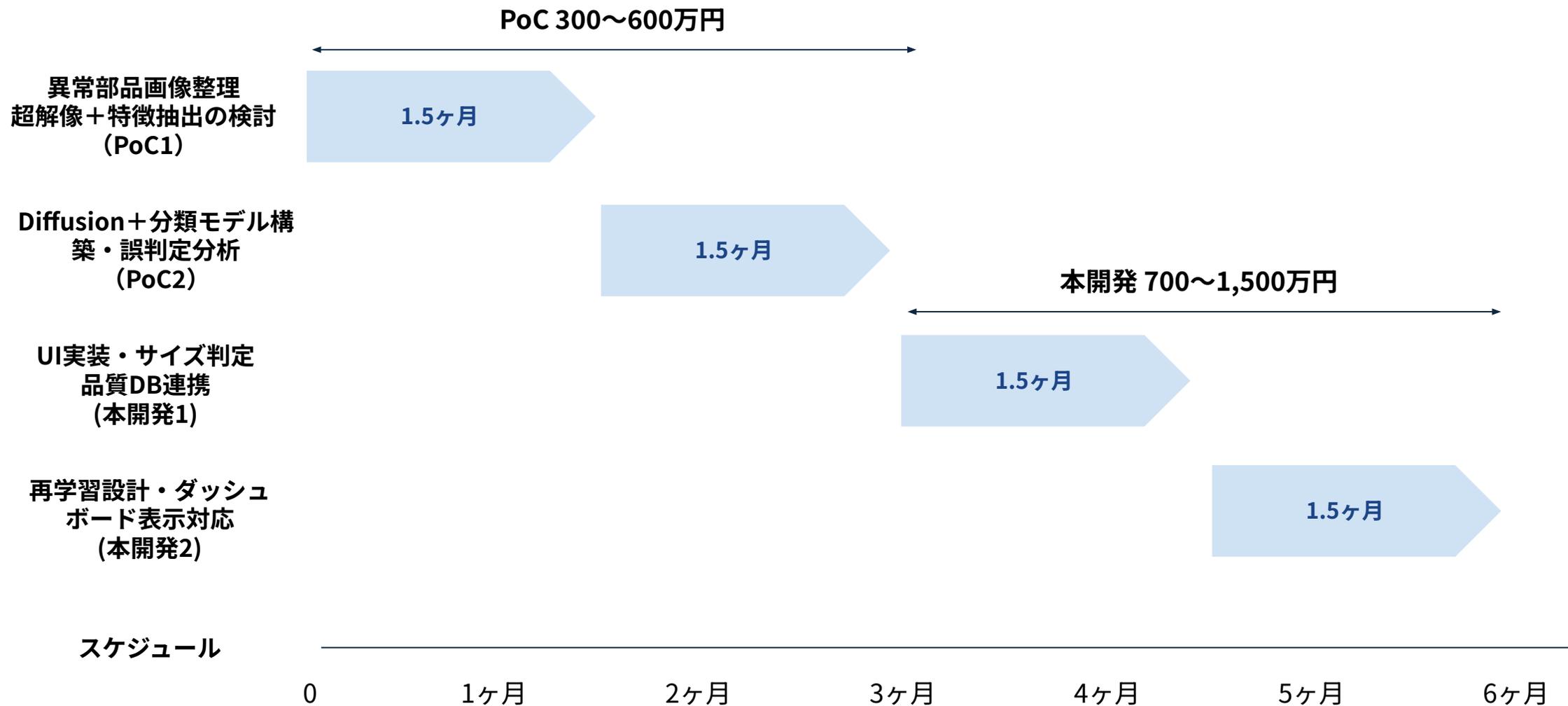
画像内の異常箇所特定

- Difusionモデルの一種であるSegNet、U-Netを用いて、不良品画像のデータが少ない状態であってもコンクリートの異常箇所を特定。



14: 想定スケジュールと金額

Confidential



15: トラック部品表面の異常箇所の自動検知

Confidential

課題

- ダンプトラック向け部品の表面にある傷などの微細な異常を人力で確認しており、大量に検査をすることが難しい。
- 習熟度による検査精度のバラつきが発生。
- 少子高齢化により作業員が不足。

解決方法

- 超解像カメラを含む複数の定点カメラを設置。
- 異常検知・異常分類・サイズ判定を自動で行い、異常箇所を図示。
- 点検作業員にアラートを表示。

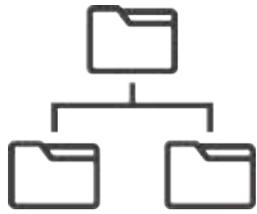


15: トラック部品表面の異常箇所の自動検知 - フロー

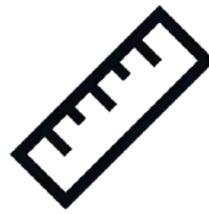
Confidential



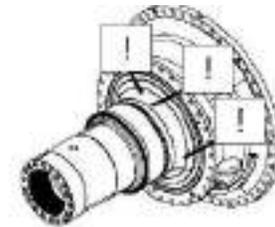
異常箇所を矩形で
検知



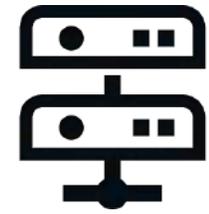
異常の種類を
既知クラスに分類



矩形の面積から
サイズを判定



異常の発生部位を
図示



点検作業用UI設計
サーバー・インフラ構築

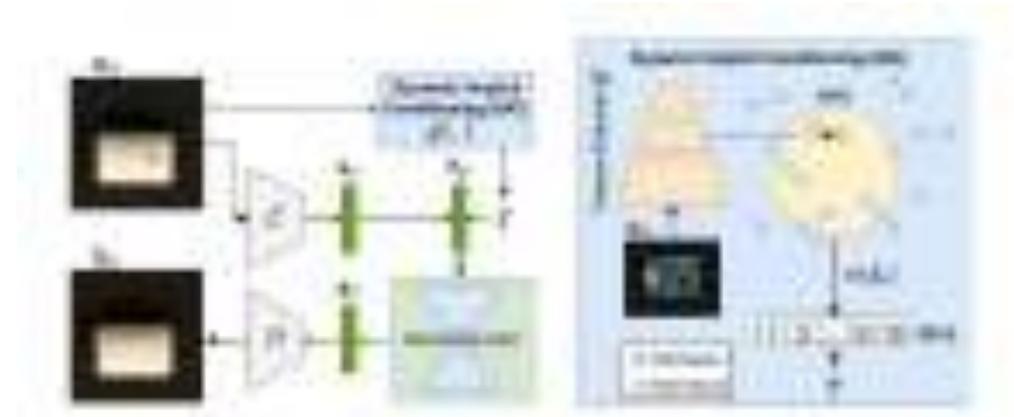
技術詳細

1. 画像内の異常箇所検知

- 正常なデータを学習し、Diffusionベースの教師なし再構成異常検知モデルを用いて、異常データを検知。

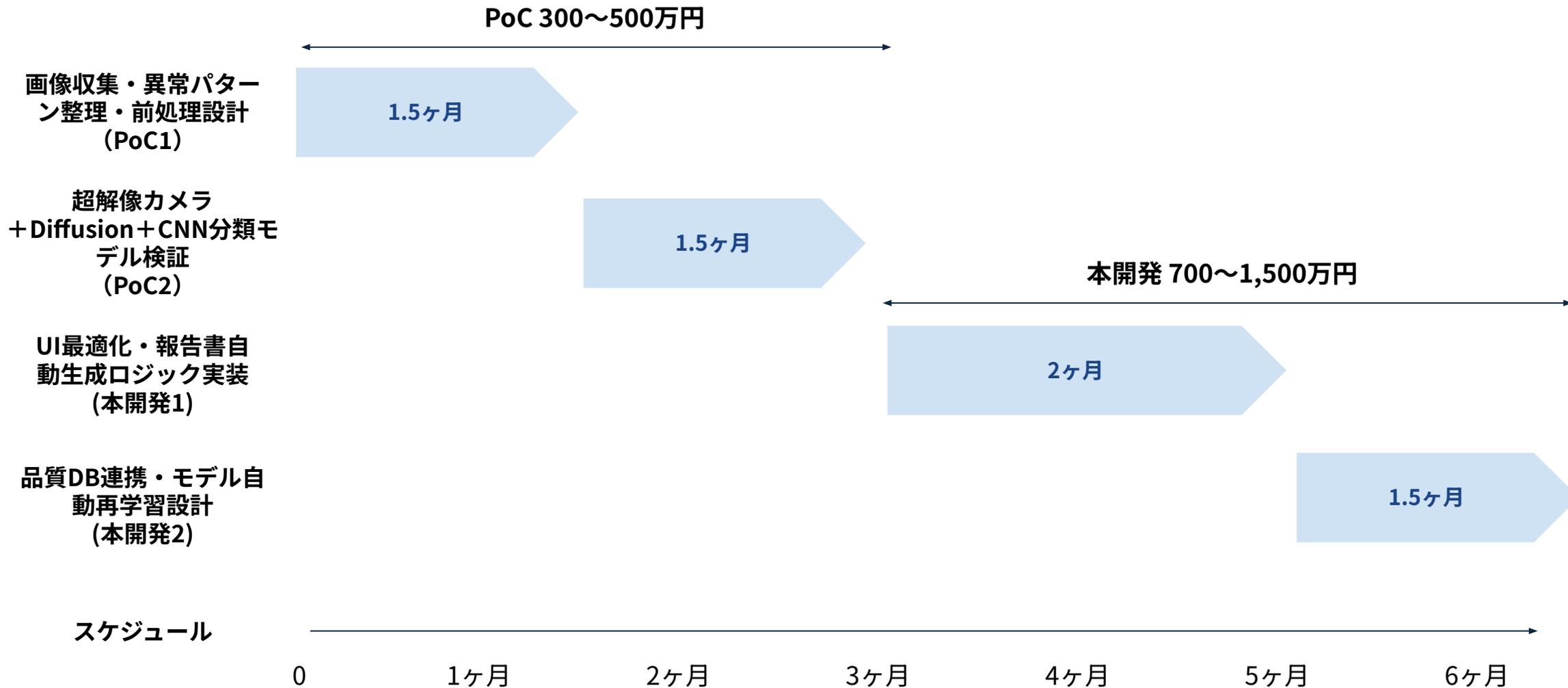
2. 異常の種類を既知クラスに分類

- 異常分類はCNNベースの分類モデルを使用。



15: 想定スケジュールと金額

Confidential



構造化が難しい要素

Arkを含め既存の変換ツールでは、以下の交差する折れ線グラフや、結合しているセルについての構造化の精度が十分ではありません。

交差する折れ線グラフ



結合しているセル

■ 都市計画道路一覧表

路線 番号	路線名	整備状況 (m)						計画決定年月日		幅員対称	備考	
		計画	整備済	改良済	未整備区間		計画決定年	補償 開始				
					合計	残延長 (m)			未整備 (m)			未整備 (m)
3.3.1	白雲西線	5,170	4,020	2,150	0	0	0	546.2.25	66	対称外 (整備済、対称区間あり)	-	
3.4.2	丹平西線	6,100	1,400	0	5,100	5,100	0	0	524.5.7	70	18年以上経過、一部未整備	○
3.4.3	乙丸東線	2,700	0	0	2,700	1,130	0	1,570	531.1.12	63	18年以上経過、未整備	○
3.4.4	鹿島駅前線	700	570	0	130	0	130	0	524.5.7	70	18年以上経過、一部未整備	○
3.4.5	横田井平分線	1,200	0	0	1,200	100	440	500	524.5.7	70	18年以上経過、未整備	○
3.4.6	豊山西線	3,300	1,300	0	0	0	0	0	531.1.12	63	対称外 (整備済)	-
3.4.7	乙丸西線	1,670	400	400	790	790	0	0	531.1.12	63	18年以上経過、一部未整備	○
3.4.8	中野田西線	950	950	0	0	0	0	0	531.1.12	63	対称外 (整備済)	-
3.4.9	小野原江東線	1,300	880	0	500	0	500	546.2.25	46	18年以上経過、一部未整備	○	
3.4.10	香取崎分線	1,900	1,900	0	0	0	0	0	531.1.12	63	対称外 (整備済)	-
3.5.11	石木線	740	740	0	0	0	0	0	546.2.25	46	対称外 (整備済)	-
7.5.1	西平山線	1,400	0	0	1,400	0	1,280	120	531.1.12	63	18年以上経過、未整備	○
7.5.2	横内崎分線	1,020	450	0	570	310	240	0	546.2.25	46	18年以上経過、一部未整備	○
7.5.4	新町西線	1,270	1,270	0	0	0	0	0	535.7.5	59	対称外 (整備済)	-
7.5.5	豊島駅前線	600	0	0	600	0	280	420	531.1.12	63	18年以上経過、未整備	○
7.5.6	横町西線	1,120	0	0	1,120	280	670	170	531.1.12	63	18年以上経過、未整備	○
7.5.7	松崎線	320	0	0	320	0	320	0	531.1.12	63	18年以上経過、未整備	○
7.6.8	新町西線	470	320	0	340	340	0	0	546.2.25	46	18年以上経過、一部未整備	○



Wanderlust