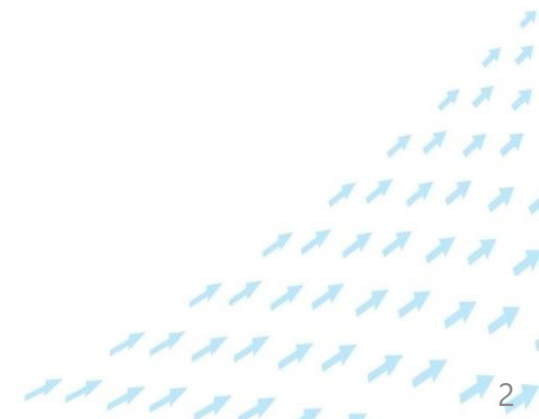


株式会社アラヤの 画像認識技術を用いた事例

株式会社アラヤ会社概要と実績



Company Profile

認知神経科学の研究者が設立

脳技術を併せ持ったAI開発企業

社名	株式会社アラヤ
設立	2013年12月
所在地	東京都港区赤坂1-12-32 アーク森ビル24階
社員数	約70名
事業内容	AIプロダクト開発/ ニューロテックプロダクト開発事業

《お問合せ先》お気軽にご連絡ください。

ホームページ:<https://www.araya.org/>

E-mail:support@araya.org

Tel:03-6426-5144



KANAI Ryota

金井 良太 (代表取締役)

Career

- 京都大学理学部卒業
- オランダ・ユトレヒト大学で実験心理学PhD取得
- 米国カリフォルニア工科大学にて、視覚経験と時間感覚の研究に従事
- 前英国サセックス大学准教授 (認知神経科学)



The Future We want to Realize

AI×ニューロテックで 人類の未来を圧倒的に面白く



独自のアルゴリズムで
高度な自動化を実現する

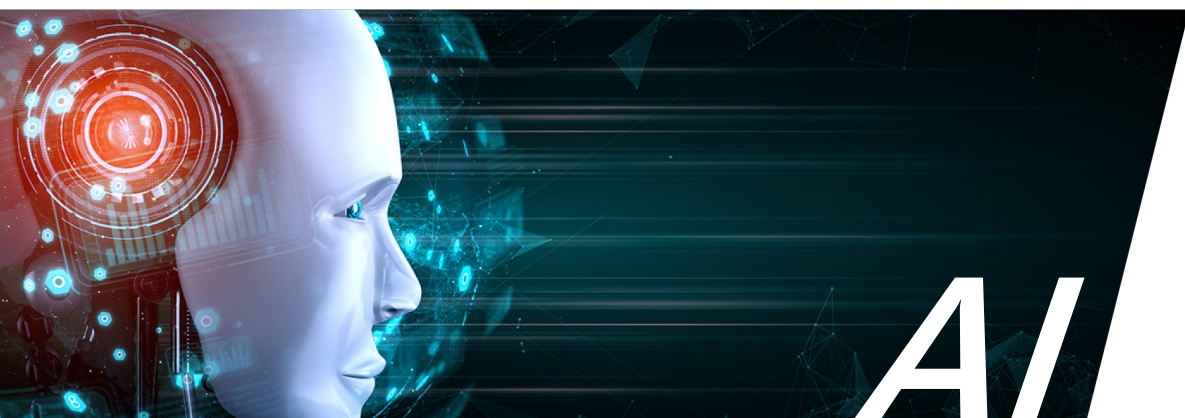


BMI*や人の脳状態センシング
で人類の能力を拡張する



Our Strengths

独自の研究開発により、差別化された
AI/ニューロテックサービスを提供しています。



- ✓ 少量のデータで学習できる画像AI
- ✓ モデル軽量化により現場機器への搭載を実現するエッジAI
- ✓ 高度な自律的学習機能により複雑な制御自動化を実現する自律AI

- ✓ 代表の金井を旗頭にトップクラスのニューロサイエンティストが結集
- ✓ BMI*の社会実装に向けた高度な研究開発を推進
- ✓ 神経科学の知見を活かして深い脳状態センシングを実現

*BMI: ブレイン・マシン・インターフェース



Customers

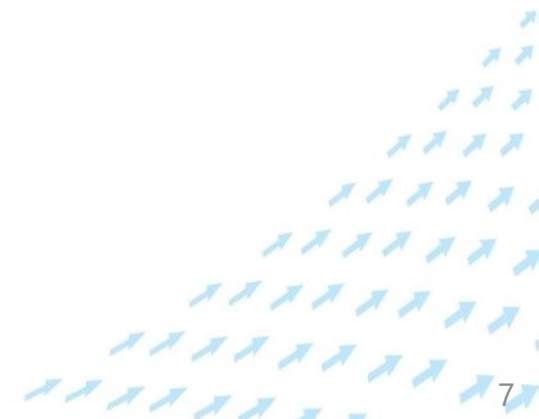
大手製造/建設/物流業などの幅広い業界向けにソリューションを提供しています。



想いをかたちに 未来へつなぐ

* 50音順に掲載

【事例1】インフラ構造物のボルト締結検査自動化



【事例1】インフラ構造物のボルト締結検査自動化（背景と取組成果）

エンジニアリング企業様向けに、インフラ構造物の部品検査ソリューション構築を実施しました。

背景・目的

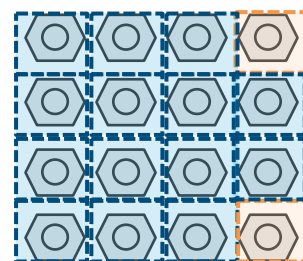
ボルト締結の検査業務を検査員が目視で行っておりました。



- 検査方法** • ボルト締結状況を、検査員が目視で検査。
- 検査時間** • ボルト数が多く、ボルト毎に検査項目が多くあるため検査時間が長くなる。
- 危険度** • 高所作業で、かつ検査時間が長いため、危険度は高い。

本取組の成果

タブレット端末でボルトを動画撮影、その画像をもとにAIにより検査判定することで、目視検査を自動化しました。



NG



状態判定
ピンテール残り
(締め忘れ)

NG



状態判定
ナット/座金
共回り

*1

- 検査方法** • ボルト締結状況の画像から「正常/異常、異常理由」をAIが判定。
- 検査時間** • 検査場所ではタブレット動画撮影のみで、検査時間が短縮。
- 危険度** • 高所に留まる時間が短縮されたため、危険度は減少。

設計

PoC

評価

検討

複数回のPoCサイクルを回すことで、現場に合わせた判定ロジックを構築

- 背景・目的の理解や現場に合わせたソリューション構築のため、現場検査員へのヒアリングや現地調査を実施。
 - 足場が不安定 / スペースが狭い等の課題感を抽出。

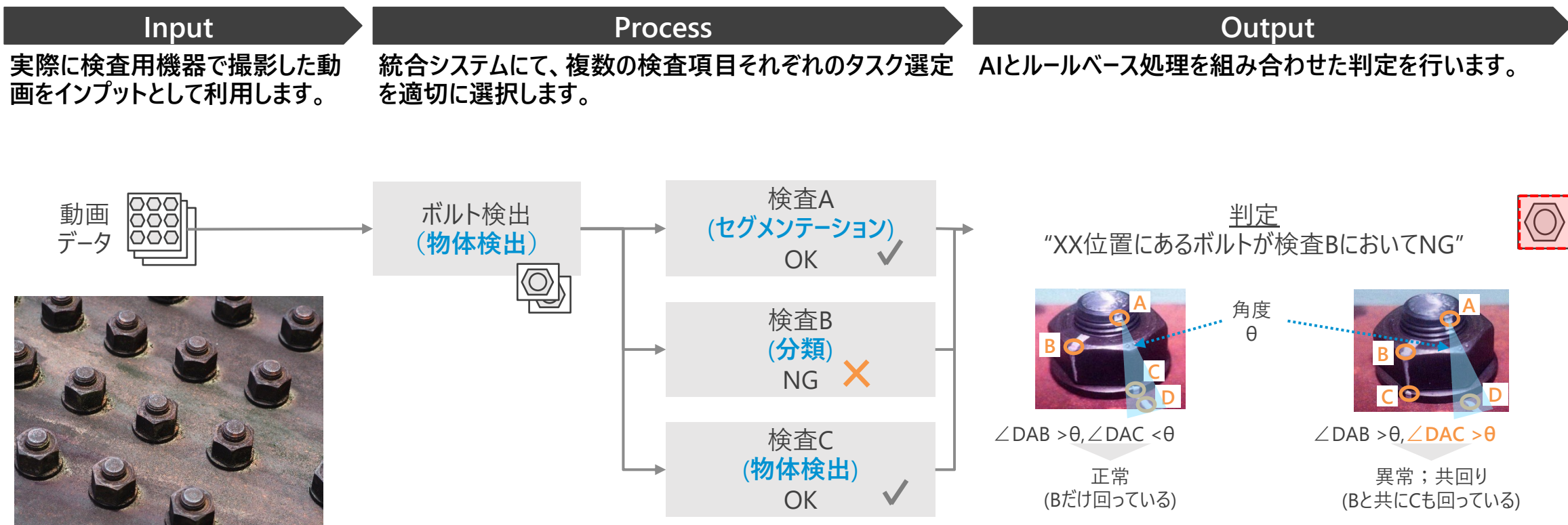
【事例1】インフラ構造物のボルト締結検査自動化（実現手法）

本取組では、検査項目ごとの適切なタスク選択と統合システム、およびAIとルールベース処理を組み合わせた判定ロジックを構築しました。

概要

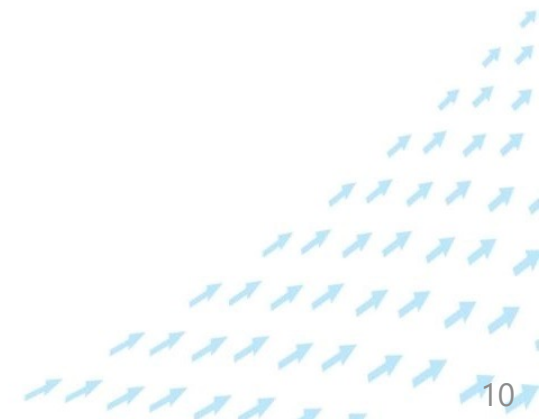
詳細・イメージ

備考



判定ロジック例
1)マーキングのある4カ所を検出
2)それらで成す角度を閾値角度 θ と比較
3)異常を検出

【事例2】精密器具における検品作業



【事例2】精密器具における検品作業（背景と取組成果）

精密器具の検品業務を行っている企業様において、AIを活用した検品業務の判定自動化について実証を実施しました。

背景・目的

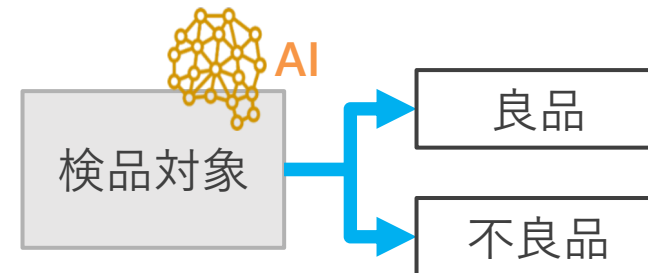
精密器具の検品作業を、従来はベテランやパートタイムの検査員が目視で実施しておりました。



- 品質** • 欠陥が微細で判別難易度が高い。
- 所要時間** • 検品品質が作業員のスキルに依存し、ばらつきが発生。
- 人員確保** • 人が高い品質で検品するには時間や手間が発生。
• 時期により作業量が変動。作業員の確保に苦労。

本取組の成果

固定カメラと、良品/不良品を判定するAI導入することで、高い品質かつ短時間での検品を実現しました。



- 品質** • スキルの高い作業員と同等の検品品質を実現。
- 所要時間** • 検査員よりも短時間で検品。
 - 1点あたりの所要時間（平均）
 - 検査員：10秒 → AI：2秒
- 人員確保** • 自動化により人員確保作業が軽減。

- 背景・目的の理解や現場に合わせたソリューション構築のため、現場検査員へのヒアリングや現地見学を実施。
 - 実際の不良品判定基準をもとに自動化判定基準を設定。

- 実際に本検証用に撮像環境一式を構築。
- 撮像環境一式は、検品作業現場に設置し、試験運用を行った。

【事例2】精密器具における検品作業（実現手法）

本取組では、学習時には少ない学習用データの増強を実施。実写画像をInputに推論時の判定に最適な写り（ベストショット）の画像抽出を行うことで、推定結果をOutputしています。

概要

詳細・イメージ

備考

Input

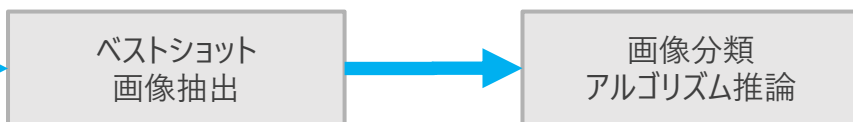
実際の検査時において、検査対象の画像をインプットとして利用します。



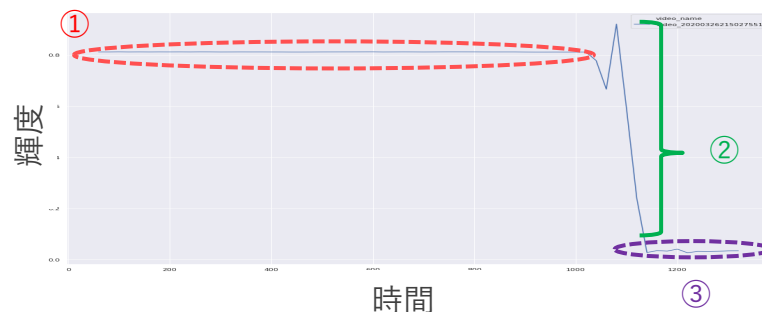
検査員が検査対象物を構築した撮像機器に設置することで、自動的に撮影を行う。

Process

検品対象品撮影時に、AIが判定しやすい輝度の低い画像を抽出する仕組みを構築しました。



対象品が金属製品のため、撮影の傾きや位置によって照明が反射したり、傷や汚れが画像に写らなかったりすることが課題。

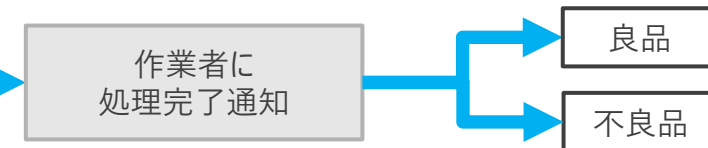


- ① 輝度が高い画像はAI判定に不向きなので不使用
- ② 器具の検査設置により画像輝度の変動
- ③ 輝度が低いタイミングの画像をAI判定に使用

Output

良品/不良品を判定結果を画面上に出力することで作業者の判断を支援しました。

判定結果を画面上に表示するUI構築も構築。



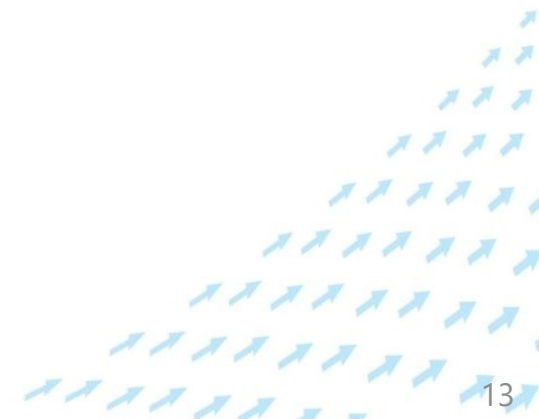
不良品の学習用データが少なかったため、データの増強（オーグメンテーション）を実施。



データ増強の実施例

- 画像を回転させる/画像をぼかす/画面の一部を切り取る/画像にノイズを加える/画像に歪みを加える等

【事例3】総務省向け河川水位検知システム



【事例3】総務省向け河川水位検知システム（背景と取組成果）

総務省のローカル5G実証の一環で、栃木県の河川において高精細映像配信とAIを活用した水位推定システムの実証を実施しました。

背景・目的

概要

河川の氾濫をAIによる映像解析で検知できるよう、AI水位検知システム構築を目指す（目標精度:0.1mm）

詳細・イメージ

- 栃木県では、総務省のローカル5G実証の一環で、防災情報の一元的な可視化と避難情報のスムーズな発令体制構築を目指していた
- カメラによる高解像度映像の配信を行う中で、併せてAIによる水位推計を実現することを目指した

備考

- 複数の河川が存在する中で、AIによる同時監視を行うことで、人間が行った場合の見落としを防ぐ意義もある

本取組の成果

3つの対象河川のうち2河川で目標精度を超える水位推定に成功
残りの1河川についても目標精度非達成の要因を特定（夜間における精度悪化）し、様々な課題への解決手法に対して示唆を得た

	精度目標	精度評価結果 (最終精度)	セグメンテーション モデルの精度(単位: 比率)	精度目標より高精度 精度目標より低精度
巴波川	±0.1m	±0.0374m	0.9739	要因理解
永野川（南側）		±0.036m	0.9336	
永野川（北側）		±0.1532m	0.7684	要因理解

- データセットが十分
- 適切なアルゴリズム選択
 - セグメンテーションOK
 - 回帰モデルOK

- 回帰モデルOK（∵南側でOK）
- セグメンテーションNG
 - 実際の画像をみると、夜間データが精度悪化要因か

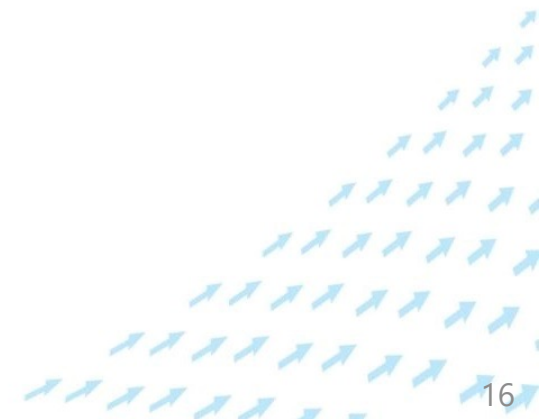
- 本事例では、セグメンテーションモデルによる河川の領域特定と、回帰モデルによる水位の推定を行っている（後述）
- 学習に十分なバリエーションのある実データが中々用意できない中で、様々な工夫によりデータセットを整備
永野川（北側）では、河川の状態を把握するに十分な画角のデータを得られず、セグメンテーションによる河川の領域特定が正確に行えなかった

【事例3】総務省向け河川水位検知システム（実現手法）

本取組では、実写画像をInputに、①前処理、②意味的領域分割モデル、③回帰モデルのアルゴリズムを組合せて、水位推定結果をOutputしています。



【事例4】スマートファクトリー構想におけるPF構築



【事例4】スマートファクトリー構想におけるPF構築 (背景と取組成果)

工場スマート化における取組みとして、AI x IoTプラットフォーム構築プロジェクトに参画。生産性および安全性向上をテーマに、人と車両（AGV）の稼働監視AIシステムを実装した。

背景・目的

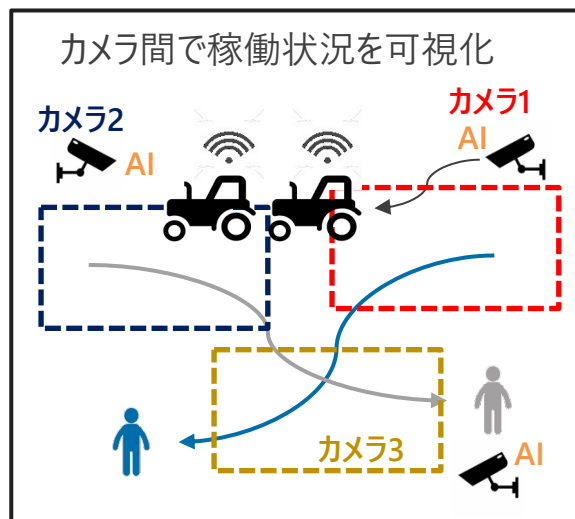
既存の自動ラインに対して、AIや汎用的なIoTデバイス活用したプラットフォームを構築することで、より高次元の工場スマート化を目指す。

- 対象の工場では、すでにAGVによるライン自動化を実現していたが、自律制御機能を持たない多数のAGVが稼働する環境においては、工程の生産性を阻害する現象が生じていた。
- 構築するIoTプラットフォームとAIを活用することにより、作業員とAGVの稼働を可視化し、生産性低下をもたらすイベントを検知し、工場内システムに連携することを目指す。

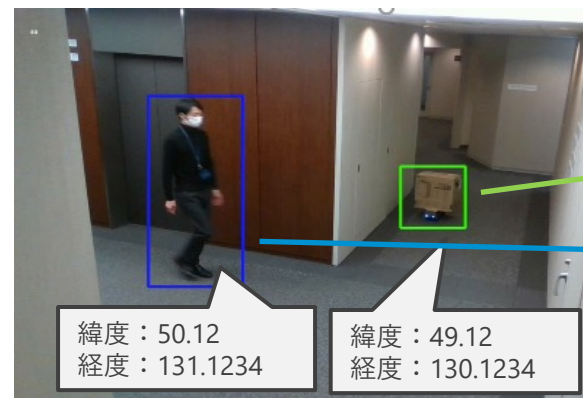
本取組の成果

ラズベリーパイをベースに工場内にAI x IoTプラットフォームを構築。生産性分析を目的として、アラヤの「人流解析ソリューション」を活用した複数カメラ間の人物動線トラッキングを実現した。また、AGVの稼働状態をAIで検出し、機器の不具合といった生産性低下の要因をいち早く把握することで作業員による迅速なメンテナンス実施を可能とした。

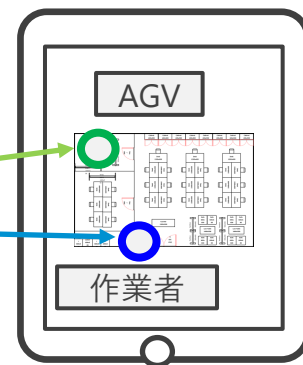
AI x IoT PFイメージ



人物 + AGV検知イメージ



ダッシュボードイメージ



- 本事例では、人流解析AIモデルをラズベリーパイ + Edge TPUに実装し、リアルタイム処理を可能とするエッジAIを実現。

お客様の課題をもとに要件定義からスタートし、AIアルゴリズムやアプリ/システム開発、運用までのご支援を行います。

	提案	AI導入 コンサルティング	アルゴリズム開発 (PoC)	アプリ/システム開発	保守・運用
概要	- お客様の課題やご要望をお伺いさせて頂く - サンプルデータを基に実現性を検討・議論 - ご要件に応じたプランを提案(PoC~運用)	- 必要に応じ、AI導入に向けたコンサルティングサービスを提供 - データを基に実現性を検討・議論 - 開発要件の整理やリスクの見える化を行う	- 個別データをもとにアルゴリズム開発やチューニングを実施 - AI開発にかかる要件定義から伴走可能 - 複数サイクルのPOCを実施	アプリ/システム化に関する要件整理、開発対応	開発物の保守運用サポートを行います。(お問い合わせ、不具合対応、システムアップデートなど)
成果物	検討結果、提案書	報告書	アルゴリズム、報告書	アプリケーション/システム、報告書	保守運用サポート対応
期間イメージ	1～2週間	1～2週間	1ヶ月～3ヶ月/サイクル	個別見積	

過去の弊社対応事例を基にプロジェクトにかかる費用イメージを示します。

プロジェクト事例概要	成果物例	期間例	費用例
アルゴリズム開発(PoC)フェーズ x 1回 - アラヤ保有のアルゴリズムや技術をベースにした開発/改善/評価を実施 - 開発対応のレポートニング	- レポートニング - 学習済みアルゴリズム	約1.5ヶ月	約450万円
アルゴリズム開発(PoC)フェーズ x 1回 - AI開発にかかる要件定義 - アラヤ保有のアルゴリズムや技術をベースにした開発/改善/評価を実施 - 定期的な報告を行うことで、ご要望を反映しつつ検証を推進	- レポートニング - 学習済みアルゴリズム	約2.5ヶ月	約700万円
アルゴリズム開発(PoC)フェーズ x 2回+簡易システム開発(UI)フェーズ - ご要件に応じて、AIアルゴリズムの開発および評価を実施 - 運用を見据えたアルゴリズムの性能を実現するためにPoCを2サイクルに分けて開発を実施 - 簡易的なUIやお客様の既存システムとの連携部分を開発	- レポートニング - 学習済みアルゴリズム - 簡易UI - 既存システム連携IF	総期間 約5ヶ月	総額 約1,500万円
アルゴリズム開発(PoC)フェーズ x 2回+システム開発フェーズ - ご要件に応じて、AIアルゴリズムの開発および評価を実施 - 運用を見据えたアルゴリズムの性能を実現するためにPoCを2サイクルに分けて開発を実施 - 他システムベンダと連携し、PoCフェーズで開発したアルゴリズムを組み込んだシステムを開発	- レポートニング - 学習済みアルゴリズム - UI含む構築システム	総期間 約10ヶ月	総額 約3,000万円