

【公開版】

令和5年度
戦略的基盤技術高度化・連携支援事業
戦略的基盤技術高度化支援事業

「透過散乱光に適応するハイブリッド情報を用いた
スーパーロボットビジョン搭載ピッキングロボット技術の開発」

研究開発成果等報告書

令和6年5月

担当局 近畿経済産業局
補助事業者 一般財団法人 大阪科学技術センター

目 次

第1章 研究開発の概要

1-1 研究開発の背景・研究目的及び目標	…	1
1-2 研究体制	…	4
1-3 成果概要	…	4
1-4 当該研究開発の連絡窓口	…	4

第2章 本論

2-1 研究開発実施内容		
【1.ハイパースペクトルカメラ（HSC）による物性測定技術の研究開発】	…	5
【2.偏光カメラによる撮像条件の改善技術の研究開発】	…	12
【3.ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】	…	18
【4.ピースピッキングロボットのシステム技術の開発】	…	26

第3章 全体総括

3-1 アドバイザーによる講評	…	35
3-2 研究開発成果	…	35
3-3 研究開発後の課題・事業化展開	…	36

第1章 研究開発の概要

1-1 研究開発の背景・研究目的及び目標

(1) 研究開発の背景

近年、日本では少子高齢化が急速に進行し、生産年齢人口（15歳～64歳の人口）は、1995年をピークに減少に転じている（図1）。このように働き手が減っていく状況においては、生産性向上を実現する「ロボットの利活用」が急務である。

物流業界でも、これまでは人手に頼った業務が行われてきたが、物流倉庫内の人手不足の解消のために、大規模自動倉庫（図2）やロボットによるパレタイザーやデパレタイザー（図3）、

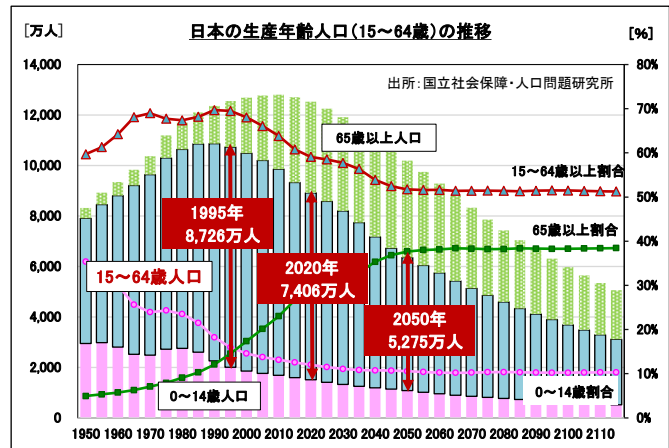


図1 日本の生産年齢人口（15歳～64歳）の推移



図2 大規模自動倉庫



図3 デパレタイザー

AGV（無人搬送車）などの導入に対する投資が行われてきた。

最近では、アマゾンや楽天などのEコマース（EC）の進展により、物流の取扱量が増えているが、コロナ禍による巣ごもり需要で、この傾向はさらに加速している（図4）。

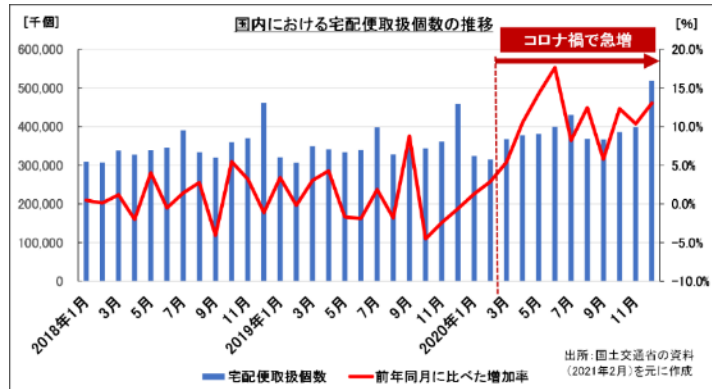


図4 国内の宅配便取扱個数の推移

扱う商品の種類が、数万種類に及ぶECでは、商品をピース（一品）単位で取扱い、箱に入れていくピースピッキング



作業（図5）の人員負荷が大きく、ロボット化の要望が特に大きい。

図5 ピースピッキング作業

しかし、様々な商品の形状や特性を見極めて、この作業をロボットに代替させることは、大変難しく、実用化にはまだまだ研究開発の必要性がある。本研究開発は、ロボットによるピースピッキング技術の高度化を行い、物流のロボット利活用を進める取組みである。

○従来技術での課題

現在、普及しているピースピッキングロボットは、事前に商品の画像上に把持をする場所を登録し、その画像とロボットに取付けたRGBカメラが撮像した画像を照合し、ピッキング方法をロボットに指示するシステムである（図6）。

数千数万のアイテム数があるECの現場では、事前の商



図6 商品登録型 ピースピッキングロボット

品登録は、大変な労力が必要とされるので、登録作業が少なく済み、取扱量が多い商品でのみ導入されている。

ここ数年、このロボットシステムに代わって、有望視されているのは、商品登録を必要とせず、人工知能（機械学習）により、商品の形状の特徴を抽出し、掴み方を学習し、商品をピッキングするシステムである。

しかしながら、現段階では、理想的な環境での実証実験に留まり、実際の物流倉庫に投入されたロボットは、トラブルを起こしている。その多くの原因は、ロボットの目（ロボットビジョン）として用いるRGBカメラが、正確に商品を撮像できない事例があることによる（図7）。

〔RGBカメラが正確な撮像ができない事例〕

①透過物 ガラスやブリスターパックのように、光が透過する商品は撮像が難しい。



①透過物



②散乱光 ビニール包装の乱反射など

②散乱光 ビニール包装の表面の乱反射などで、実際の商品が認識しにくい。

図7 正確に撮像できない事例

これらの問題が生じると、ロボットが商品を把持するために必要な操作であるセグメンテーション（撮像した画像からロボットハンドによる把持領域の検出や商品の領域を検出すること）が特に困難になる。

よって、RGBカメラが正確に撮像できない事例を補えることができるロボットビジョンが開発できれば、人工知能（機械学習）型のピッキングロボットの適用範囲が広がるといえる。

ECで扱われる商品の中には、ロボットでピースピッキングが困難な商品は多々あるが、その中でも多くの取扱量を占めるブリスターパックやペットボトル、ビニール包装等の光の透過や散乱が問題となるようなパッケージ（図8）の商品は、実際、商品登録なしでピースピッキングを行うことが困難な商品である。



図8 光を透過するパッケージ

従来のRGBカメラを用いて、ロボットでピースピッキングを行おうとすると、次のような課題がある。

- ・商品の数が数千数万あり、ピッキングの方法（把持位置）を前もって決められない。（商品登録が必要）
- ・ピッキングを行う商品の視覚認識が変化する。（不正確な撮像によるピッキングミス）

(2) 研究目的及び目標

研究目的：

従来技術では困難な透過物、散乱光等に強いロボットビジョンを実装し、ピースピッキングの把持位置や把持圧の自動設定等の機能の高度化を図る。

目標：

【1. ハイパースペクトルカメラ (HSC) による物性測定技術の研究開発】

【1-1】 HSC の選定と撮像環境の構築

- ・ハイパースペクトルカメラの仕様評価と選定
- ・撮像条件の特定

【1-2】 ハイパースペクトルデータの測定と商品の特定

- ・商品の測定データを用いて多変量解析を実施、物性情報の分類方法を考案
- ・ハイパースペクトルデータ自動測定装置の開発完了

【2. 偏光カメラによる撮像条件の改善技術の研究開発】

【2-1】 偏光カメラの選定と撮像環境の構築

- ・偏光カメラの仕様評価と選定
- ・撮像条件の特定

【2-2】 偏光カメラ2台による深度カメラの開発

- ・光の透過や散乱光の存在下でのピースピッキングに強い深度カメラの製作

【3. ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】

【3-1】 機械学習のアルゴリズムの開発と作成

- ・ハイブリッド認識情報を用いた機械学習アルゴリズムのプロトタイプ開発完了

【3-2】 ハイブリッド認識情報による学習と推論

- ・シミュレータでハイブリッド認識情報を用い学習と推論を行い、機械学習済モデルを構築

【4. ピースピッキングロボットのシステム技術の開発】

【4-1】 ロボットの選定とシミュレータのデジタルツインの構築

- ・実際のロボットシステムをシミュレータに反映するデジタルツインの環境構築完了

【4-2】 ピッキングロボットの開発

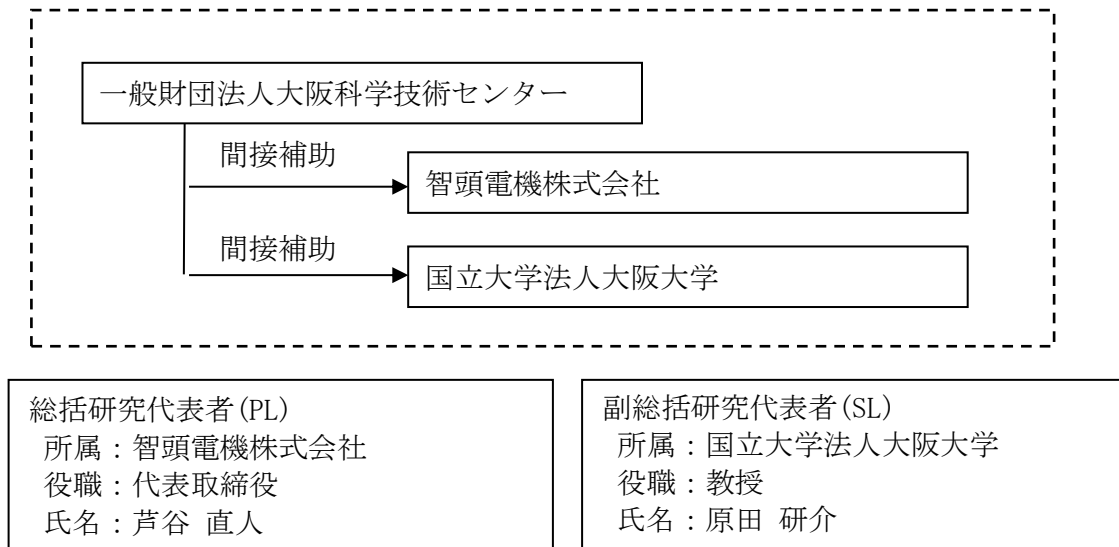
- ・スーパーロボットビジョン及びロボットシステムのプロトタイプの開発完了

【4-3】 ピッキングロボットの評価と最適化

- ・スーパーロボットビジョン搭載ピッキングロボットの製品化

1-2 研究体制

(研究組織)



1-3 成果概要

【1. ハイパースペクトルカメラ (HSC) による物性測定技術の研究開発】

- ・ハイパースペクトルカメラ (HSC) による物性情報から商品の特定率を 90%以上達成した。
- ・データ自動測定装置の開発を完了した。

【2. 偏光カメラによる撮像条件の改善技術の研究開発】

- ・ハイパースペクトルカメラの代替として 950nm 帯に絞った画像情報の取得を行った。また、対象物の 3 次元形状の推定精度を向上する法線取得方式を開発した。
- ・RGB 情報、深度情報および 950nm 帯の情報を使って、対象物の把持位置を推定する RGBD+1ch の機械学習モデルを開発し、学習済みモデルによるペットボトルのピッキング成功率は 98%を達成した。

【3. ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】

- ・透明ブリスターパックは深度情報の取得が難しいため、RGB+1ch の機械学習モデルを開発し、学習済みモデルによる透明ブリスターパックのピッキング成功率は 99%を達成した。

【4. ピースピッキングロボットのシステム技術の開発】

- ・透明ブリスターパックのピッキングロボットのプロトタイプを製作し、最適化と高速化を行い、パッケージメーカー様に導入した。

1-4 当該研究開発の連絡窓口

〒571-0051 大阪府門真市向島町1番8号

智頭電機株式会社

プロジェクトマネージャー 原田 洋

Email : h-harada@chizudenki.co.jp TEL : 06-6901-5174

第2章 本論

2-1 研究開発実施内容

【1. ハイパースペクトルカメラ（HSC）による物性測定技術の研究開発】

【1-1】HSCの選定と撮像環境の構築

i) 補助事業の具体的内容

透過パッケージに包装された商品やペットボトルのハイパースペクトルデータの取得を目的に、各種撮像条件での撮像を行い、HSCの仕様検討、選定および照明機器の撮像条件を決定した。また、商品とカメラの位置関係を決める撮像治具を製作し、撮像環境を構築した。

ii) 重点的に実施した事項

ハイパースペクトルカメラ(HSC)による物性情報取得を目的に、HSCの調査を実施した。ハイパースペクトルカメラは、対象物をカメラの分解能単位で光の波長ごとに分光して撮影するカメラで、3原色(RGB)で構成される一般的なカメラよりも多くの波長を取得および解析することで、従来カメラでは困難であった測定対象物の微細な色の差異を検出及び可視化できる。さらに、多変量解析を行うことで対象物の同定や定量を視覚的に測定することも可能である。従来カメラやある1点のみの分光スペクトルを測定できる分光器に対し、2次元の分光スペクトルを測定できる。

スペクトルイメージング = 画像(空間)情報 + 分光情報

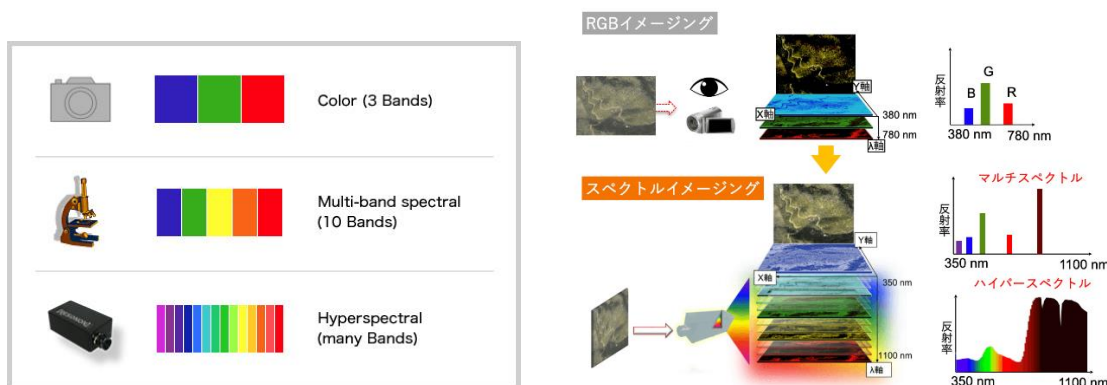


図2-1-1 RGBカメラ、マルチバンドスペクトルカメラ、ハイパースペクトルカメラの撮像範囲

カラーカメラは、RGBのそれぞれの波長帯に対し感度を持つセンサーを備え、光の強度を数値化している。しかし、実際には光はRGBといった3つの大枠で構成されているのではなく、もっと細かな波長の光から構成されている。可視光領域を単純に3つのバンドで計測すると「RGB」、数10バンドで計測すると「マルチスペクトル」、数100バンドで計測すると「ハイパースペクトル」となる。

ハイパースペクトルカメラは、光を波長ごとに分光して撮影するカメラであり、対象を撮影することによって、データキューブと呼ばれる特殊なイメージを生成する。データキューブとは、x, y方向の二次元の平面イメージが、分光された波長ごとに層を成しているキューブ状のデータである。それにより目視やRGBカメラで得られるよりも多くの情報が得られる。

ハイパースペクトルカメラは、回折格子等で分光し、非常に狭い波長域の光強度を個々に取得することで、肉眼では識別困難な細かな色の情報を判別することができる。また、可視光領域だけではなく、近赤外線(750nm-1700nm近傍)領域も撮影することができ、この領域でのスペクトルを分析することで、対象物の素材の識別を行うことが可能である。

■HSCに関する検討

以前から所有している HSC で撮像できる波長帯は 400nm～950nm の可視光領域である。物性測定技術として可視光領域だけではなく、透明物質である水を吸収する領域であると知られている近赤外領域の情報も合わせればより物体検出に精度を上げることができるのではないかと考えている。

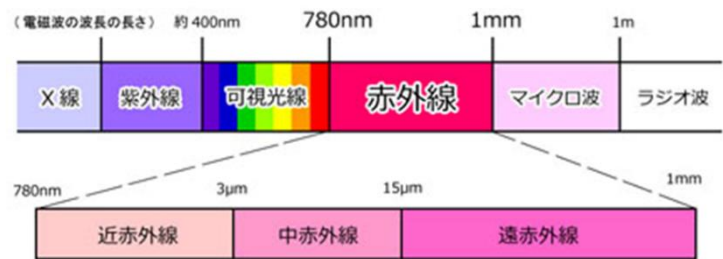


図 2-1-2 電磁波スペクトル

そこで、近赤外領域の撮像ができる HSC の撮像環境の構築を行い、撮像の研究を行った。

近赤外領域の撮像ができる HSC の検討結果、波長帯領域が広い Inno-spec 社 RedEye を選定した。



INNO-SPEC RedEye

型式	INNO-SPEC RedEye
波長帯(Spectral Range)	950 - 1700nm
波長分解能(Spectral resolution)	10 nm
フルフレーム画素数(Pixels in full frame)	320 x 256
ピクセルサイズ(Pixel size)	30 x 30 μm
ビット深度(Bit depth)	13 bit
フレームレート(Frame Rate)	330 fps
分散(Dispersion)	106 nm/mm
インターフェース(Data interface)	Gigabit Ethernet
センサー(Sensor)	InGaAs

図 2-1-3 HSC Inno-spec 社 RedEye

■照明方式に関する検証

画像処理は画素濃度データの変化を計算により検出する処理であり、安定検出には明瞭な画像を映すことが必要である。そのポイントとなる照明選定は画像処理にとっては検査性能を決める大きな要素である。

以下の照明方式について調査を実施した。



リング照明

バー照明

同軸落射照明

ドーム照明

ローアングルリング照明

図 2-1-4：比較検討した照明方式

□リング照明

角度をつけて狙ったところに直接光を強く照射できる万能照明である。検査箇所的位置が特定され、かつ照射範囲に収まる大きさでは比較的適合しやすいが、鏡面加工のように光の映り込みが発生する素材には工夫が必要となる。

□バー照明

直線状の検査対象に強く、角度をつけて様々な照射ができる照明である。検査対象箇所がシート状や線状の表面キズや汚れといった面を確認する検査の場合に比較的適合しやすいが、凹凸の

程度が大きい場合や不規則な場合、刻印などを確認する検査には適合しにくい。

□同軸落射照明

マシンビジョンレンズの光路内に照明を組み込んだ独特な構成の照明法である。平面で正反射（鏡面体）もしくは正反射に近いものを観察する時に利用し、反射率の違いを強いコントラストにする。同軸照明は、まっすぐ出た光が表面にまっすぐ当たった時だけ光が返ってくる性質を利用するものである。

□ドーム照明

ドーム型照明の光は、ワーク全体を一様に照らすことができ、影のない映像が撮れることが特徴である。真上からの直接光では凹凸による陰影や光沢面によるハレーションが発生しやすい不定形ワークに対して、まんべんなく柔らかな間接光を照射することで、表面を均一な状態にし、検出ポイントとのコントラストを明確にすることができる。

□ローアングルリング照明

リング照明と同類だが、リング照明との違いは LED の向きである。ローアングルリング照明は LED の向きが円の中心に向かっている。上方からの直接照明では光が拡散し、認識が困難なエッジや表面上の凹凸に斜め側方から照射することで、陰影のコントラストを撮像、判別する。

以上より、画像処理に使用する 5 方式の照明方法を比較検討した結果、i) 複数サイズワークの対応範囲、ii) ワーク形状に対する生反射角度変更時の自由度、iii) 設置距離によりあらゆる用途で活用可能、iv) ラインカメラと同調して安定した照射、v) 状況によって複数を様々な角度や高さで設置できる応用性、より、「バー照明」が最適と判断し、次に 3 種のバー照明を選択し、以下実験を行った。

① LED照明 バー型 CCS社製 型式：HLDL2-600X45SW-DF-W

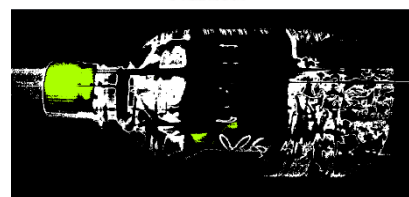
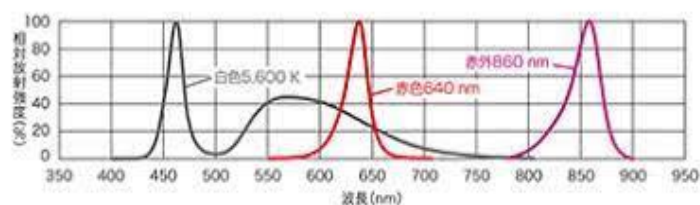


図2-1-5a：照明を使った可視化画像

図2-1-5b：分類

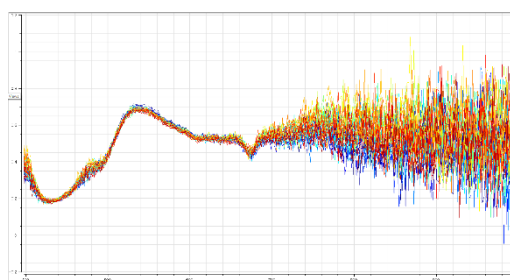


図2-1-5c：キャップ部波長

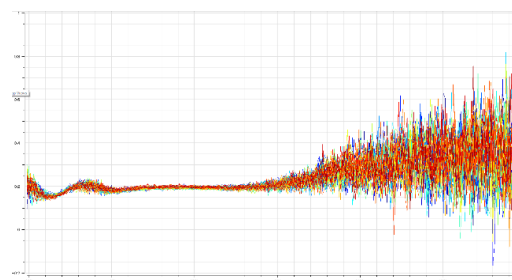
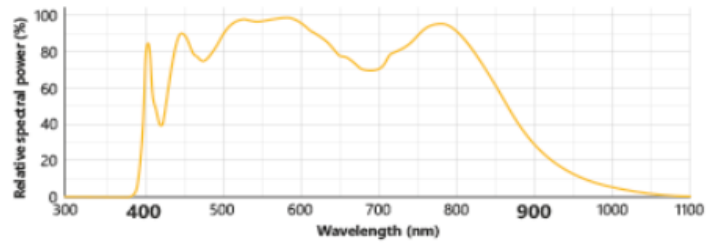


図2-1-5d：ペット部波長

② LED照明 バー型 EFFILUX社製 型式： EFFI-FLEX-HSI-10



LED spectrum of EFFILUX HSI range.



図2-1-6a：照明を使った可視化画像



図2-1-6b：分類

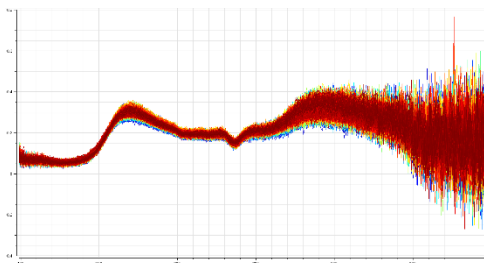


図2-1-6c：キャップ部波長

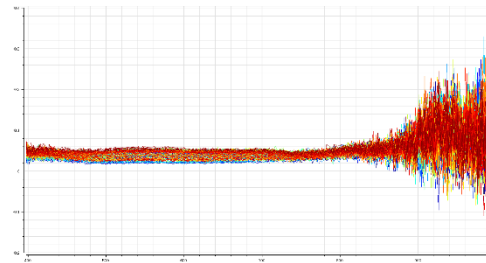


図2-1-6d：ペット部波長

③ ハロゲン照明 バー型 CCS社製 型式：LDL-222×42CIR-LACL

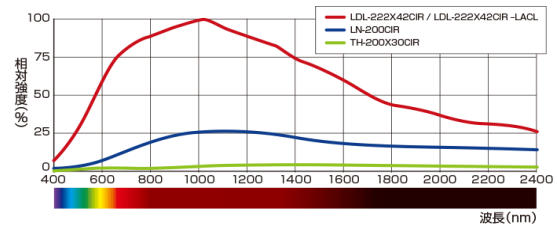


図2-1-7a：照明を使った可視化画像

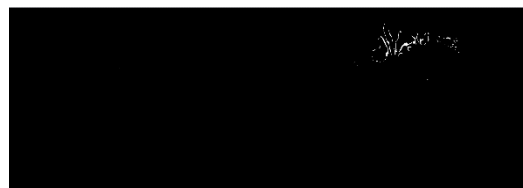


図2-1-7b：分類

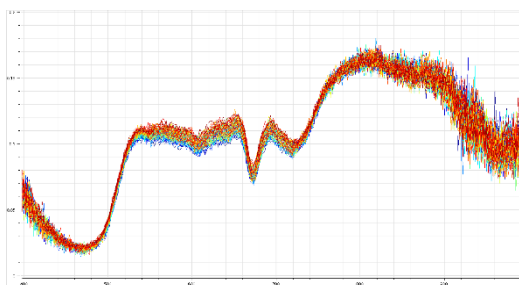


図2-1-7c：キャップ部波長

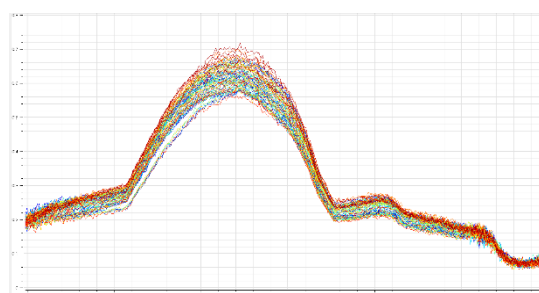


図2-1-7d：ペット部波長

今回の検証で、照明には近赤外領域で相対強度の大きい照明CCS社 LDL-222Xを選定し、入手した。

赤外光領域の
ハロゲン照明(CCS社)



CCS LDL-222X

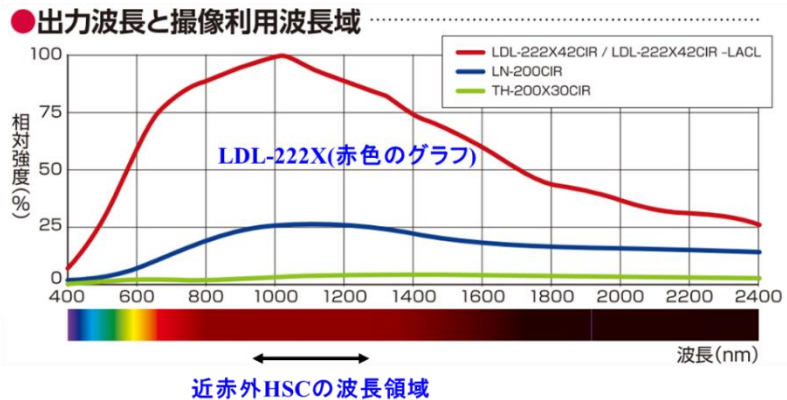


図 2-1-8 照明 CCS 社 LDL-222X

■撮影環境の検証

初期条件を選定するために画像照明メーカーにて検証を実施した。

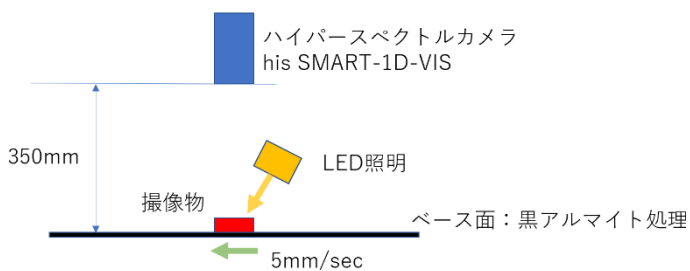


図2-1-9：検証時環境

カメラ、照明は固定 撮影面を1軸ロボットで搬送して撮影

カメラ：ワークディスタンス 約350mm 傾き約15°、照明：ワークディスタンス 約330mm 傾き約30°

撮像環境は檯（やぐら）に HSC を固定設置して、撮像対象を移動させて撮像する手法を選択し構築した。本体の重量（4.3Kg）を考慮し、カメラは撮像対象の上部にて固定設置し撮像物を動かして撮像する。

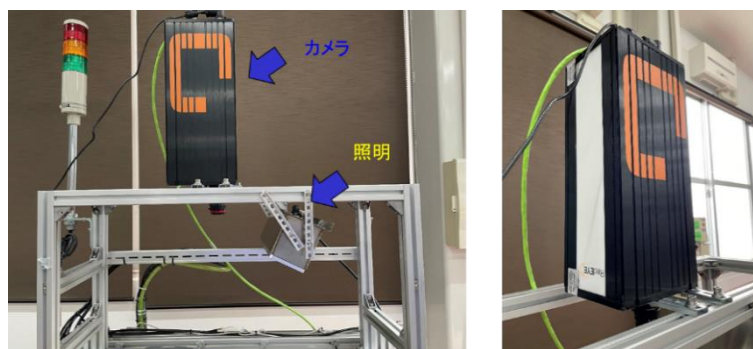


図 2-1-10 商品とカメラの位置関係を決める撮像治具

次に、近赤外領域の HSC により、波長の特徴の研究のため、波長ごとの分類も行いどのような結果が出るかの確認を行った。空のペットボトルとお茶のペットボトル、水のペットボトルをそれぞれ撮像した。波長の強度グラフを確認すると、水分が入っているペットボトルは赤外光を吸

取するので波長成分に違いが出た。

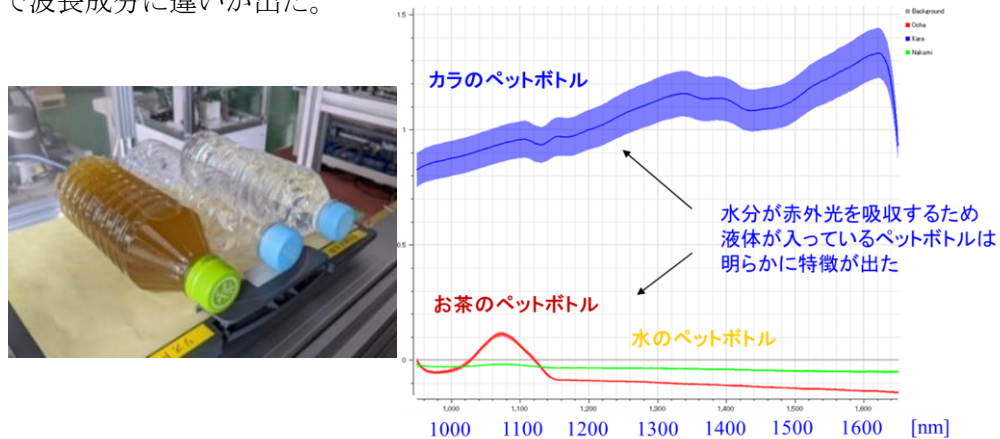


図 2-1-11 近赤外領域 HSC の反射スペクトル

【1-2】ハイパースペクトルデータの測定と商品の特定

i) 補助事業の具体的内容

ハイパースペクトルカメラから取得したデータを、透明物体のピックアップ位置を推論する機械学習モデルへの入力として活用した。ハイパースペクトルカメラは 100 チャンネルの情報を提供するが、これは機械学習モデルにとっては過剰な情報量であるため、本研究で特定された透明物体の特徴的な波長である 950nm 帯のデータをモデルへの入力として選択した。しかし、ハイパースペクトルカメラを使用して 950nm の 1 チャンネル情報のみを取得するのはコスト効率が悪いので、950nm の情報のみを取得可能な専用カメラを選定し、さらに IR カットフィルターと組み合わせることで、この特定波長のデータ収集を効率化した。最終的に、このカメラシステムから得られたデータを機械学習モデルの入力として使用し、透明物体のピックアップ位置の推論に使用する。このアプローチにより、機械学習モデルの精度を向上させつつ、システム全体のコスト効率も考慮した透明物体のピックアップ位置推論の追加情報について研究した。

ii) 重点的に実施した事項

これまでの研究では、可視光領域のハイパースペクトルカメラ（HSC）を用いた撮像データに基づいて分析を行ってきた。その結果、950nm 帯の情報が透明物体の検出において特に有効であることが明らかになった。これを踏まえて、今回はこの特徴的な波長である 950nm 帯を、透明物体のピックアップ位置を特定する機械学習モデルへの追加情報として活用することを目指す。そのために、ハイパースペクトルカメラを使用する代わりに、950nm 帯の 1 チャンネル情報のみを取得するためのカメラを選定した。下図に示されたカメラは、この目的に適した候補として検討されており、透明物体の検出精度の向上が期待される。このアプローチにより、機械学習モデルの入力情報を最適化し、透明物体のピックアップ位置取得の精度を高めることを目指す。

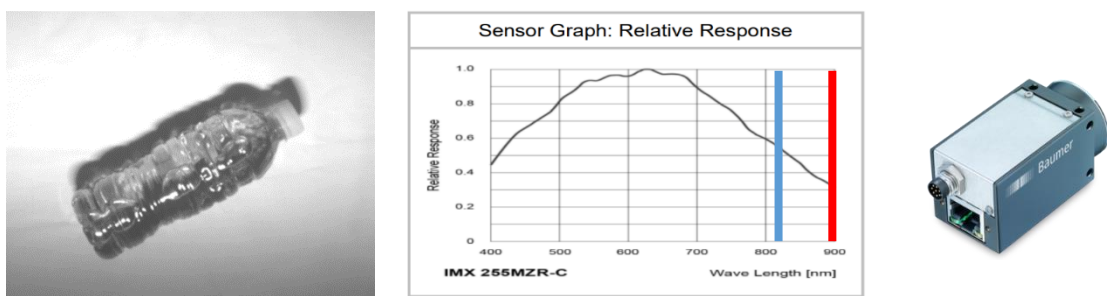


図 2-1-12 Baumer 製 偏光カメラ VCXG-50MP

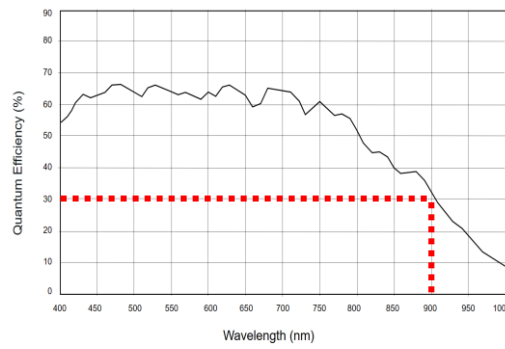
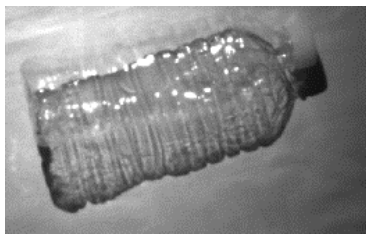


図 2-1-13 Basler 製モノクロカメラ aca1300-60gmnr

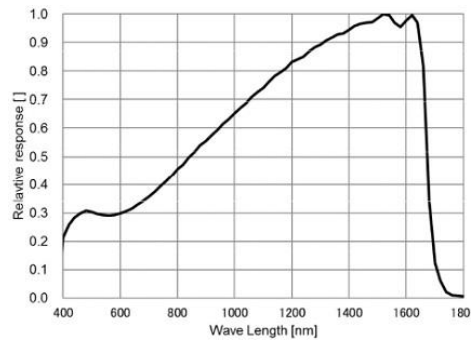


図 2-1-14 オムロン製 SWIR カメラ STC-LBS132POE-SWIR

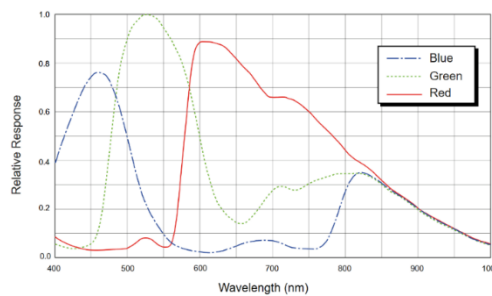


図 2-1-15 Basler 製モノクロカメラ acA1920-40gc

カメラの選定において、950nm 帯の情報を取得できることに注目して選定を行った。950nm 帯の感度が高いカメラをメーカー仕様書から候補とした。このカメラに下図の IR カットフィルターをカメラとレンズの間に挿入して IR 情報画像を撮影した。

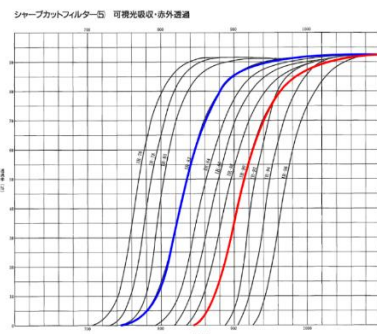


図 2-1-16 富士フィルム シャープカットフィルター

それぞれのカメラで撮像した画像は上図の通りである。画像として明確に撮影されているのは性能と価格が一番高いオムロン社の SWIR カメラであった。ペットボトル内の液体部分が確認できる

情報を取得できている。しかし今回の目的であるピッキングのための情報としてはピッキング対象のペットボトルの輪郭を明確に取得できていれば十分ピッキング情報として使用できると考え、一番安価なカメラである Basler 製モノクロカメラ acA1920-40gc を選定した。このカメラで撮影した画像を 950nm 帯の情報を機械学習モデルへの入力に使用する。

この 950nm 帯の情報を取得するための撮影に必要な照明として、ハイパースペクトルカメラ撮影時に使用していたハロゲン照明だが、これも 950nm 帯のみの情報を取得するにはオーバースペックであり、また、RGB 情報にも影響を及ぼすので、アドバイザーのアドバイスから得られた IR のみを照射する照明を使用することにした。この照明は 940nm を頂点とする IR (赤外線) 照明だが今回の 950nm 帯情報を取得するのに問題は無かった。この照明に拡散版を取り付け 950nm 帯の情報を取得した。



図 2-1-17 IR 照明 EnergyPower 製 S8100

図 2-1-18 IR 照明に拡散版を取り付け取得した画像

この 950nm 帯の画像をハイブリッド認識情報として【3. ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】で使用する。

【2. 偏光カメラによる撮像条件の改善技術の研究開発】

【2-1】偏光カメラの選定と撮像環境の構築

i) 補助事業の具体的内容

偏光カメラを使用して、仕様評価と撮像環境の特定を行う。偏光カメラはBaumer製を選定した。撮像環境は次項目である深度カメラの外部発注と合わせて行い、完成した深度カメラでの撮影環境を構築した。

ii) 重点的に実施した事項

・偏光照明を用いたクロス偏光撮像検証

選定している偏光カメラで撮影を行う時は通常の LED 照明を使用している。ここでの検証では照明に偏光照明を使用することでどのような撮影ができるか検証を行う。偏光照明とは照明に偏光フィルターが取り付けられており、一定方向に振動する光のみの照明を行う。偏光された光は、拡散反射すると偏光が崩れ、不規則な方向の移動になるが正反射すると変更したまま反射をする。これを利用して偏光された光を照射したワークを偏光カメラで撮影を行い角度によってどのような画像が撮像できるのか検証を行う。偏光照明を用いて①照明は物体の下に設置、②照明は物体の後ろに設置、③照明は横から照射する位置、④照明は重ねた物体の後ろに設置。下図 2-2-1 はその時の設置環境。

透明物体では、偏光照明を使用した場合に効果がある。特に照明が後ろからのパターン。クロス偏光になったのでバックグラウンドに反射されてくる光がなく黒となっているが PET ボトルに反射が多く浮き出て撮像されている。反射パターンでは明るさが弱いのか効果が確認できなかった。



図 2-2-1 偏光照明を用いたクロス偏光撮像

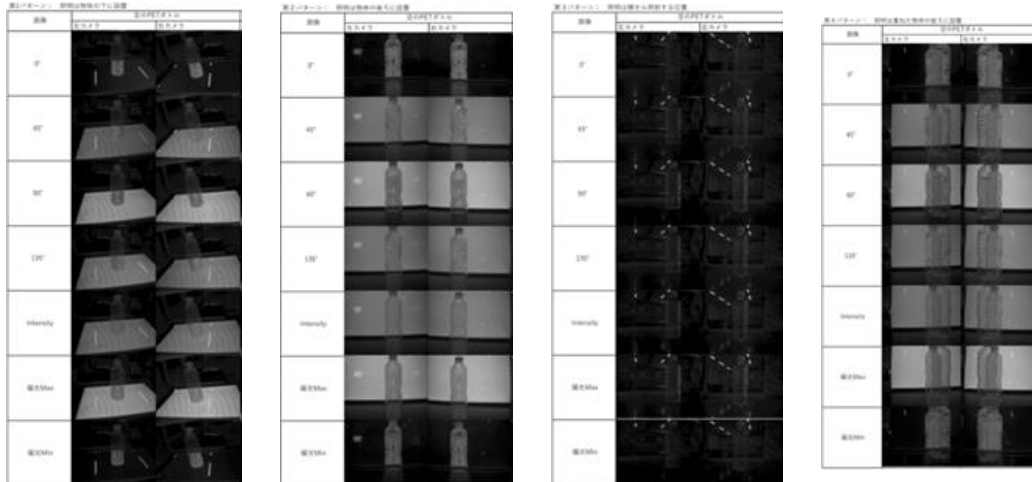


図 2-2-2 偏光カメラを用いたクロス偏光撮像 (PET ボトル)

また、PET ボトルだけではなく対象ワークであるブリスターパックでも同じ環境で検証を行ったが、同じ特徴の結果となった。②の環境で偏光照明と偏光カメラで撮影を行った場合に、偏光がクロスしている場合、対象ワーク無い場合、黒で何も受光がない状態となる。この状態で不透明物体を撮像しても同様だが透明ワークである PET ボトルを透過する時に光が拡散しているからと思われる。光が透過する物体で後ろに偏光照明が設置できる場合は物体検出ができる照明設置の方法となる。

・位相シフト方式での環境の構築と検証

偏光画像で撮影物の偏光カメラ機能を使用することができる。この環境を用い機能比較の検証を行い撮影における問題点を確認する。600mm に焦点を合わせ、カメラを傾けている。偏光カメラの機能として偏光各 4 ピクセル 0° , 45° , 90° , 135° の撮影ができる。偏光カメラの SDK に付属している機能 AOP, DOLP, ADLOP の撮影もできるようにした。位相シフトを使用する前提で製作しているが、通常撮影も可能にした。環境光で使用できるように絞りを調整した。撮影した時に暗く感じる場合は都度明るくしていくつもりだが、検証で照明有り無しの検証以外では、ブロックマッチングでキャリブレーションを行うまで調整は行っていない。撮影した画像を偏光カメラの機能別で保存する機能を追加した。

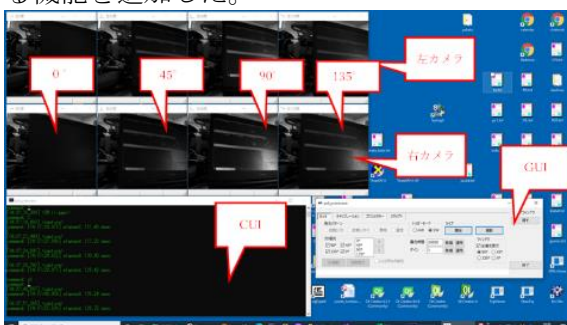


図 2-2-3 偏光カメラ撮像画面イメージ



図 2-2-4 偏光カメラ

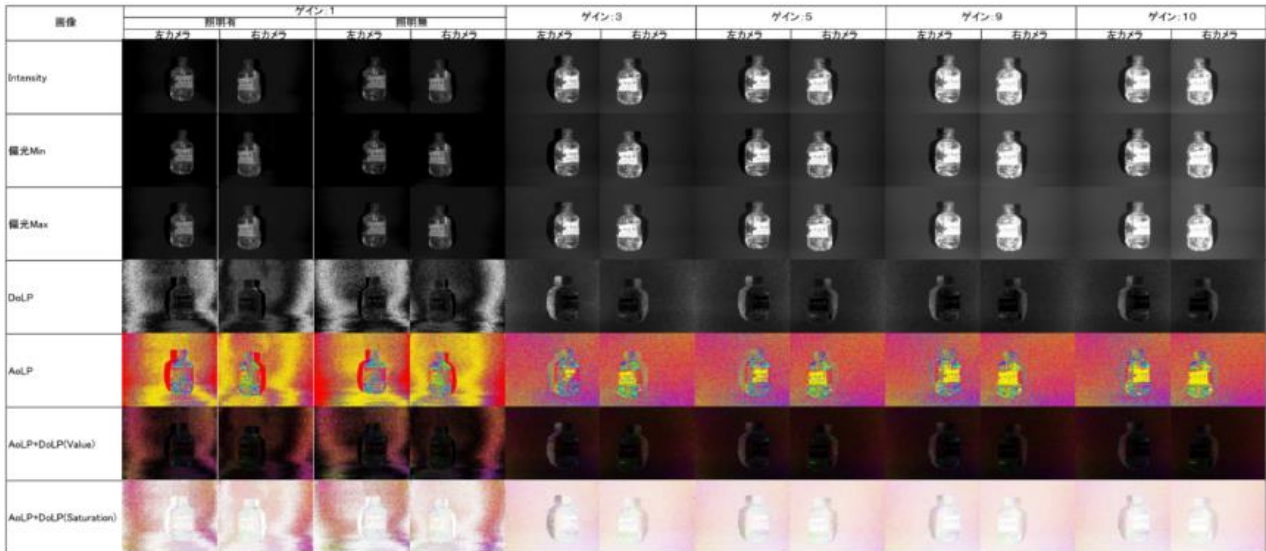


図 2-2-5 偏光カメラ画像撮像および偏光画像処理 (PET ボトル)

機能別で撮影できていることが確認できる。また、撮影した画像でエッジ検出処理を行ったのが図 2-2-6 で、撮影したデータでエッジ検出ができています。



図 2-2-6 偏光カメラ画像撮像によるエッジ検出処理 (PET ボトル)

【2-2】 偏光カメラ 2 台による深度カメラの開発

i) 補助事業の具体的内容

偏光カメラ 2 台による深度カメラにて透明物体の撮影を行いその深度マップでの有効性の確認を行った。また、深度情報取得方法の一つ法線取得方式の開発を行った。

ii) 重点的に実施した事項

ピッキングロボットプロトタイプを導入するパッケージメーカー様のブリストアパックで深度情報の取得検証を行った。生産現場で撮影を行うため、カメラを撮影する環境を現場に合わせて改造を行った。改造したカメラ撮影環境をパッケージメーカー様に持ち込み現場で撮影を行った。

撮影したデータで深度情報を取得した。下図は RGB 画像と対応する深度画像。

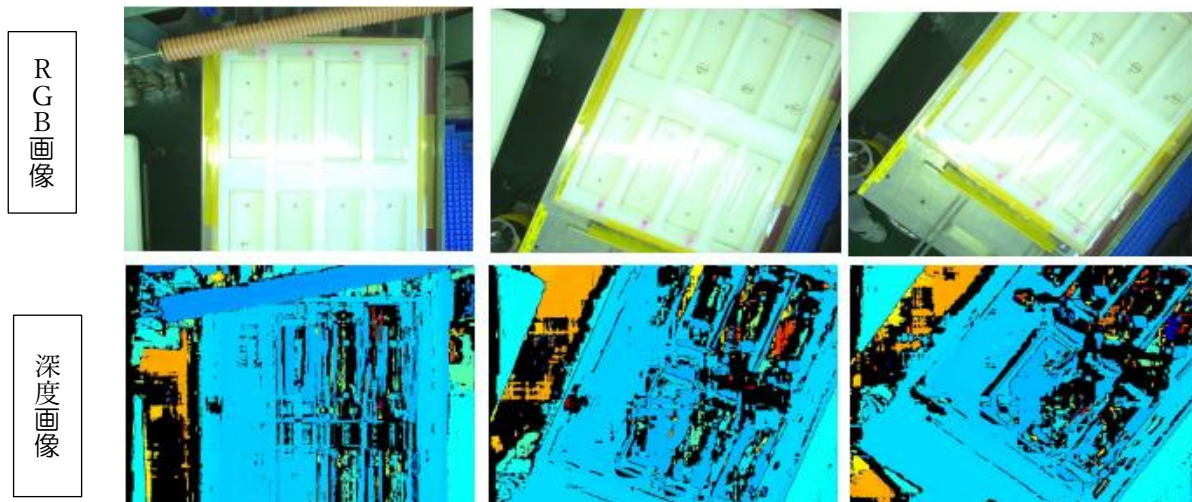


図 2-2-7 ブリストアパックの RGB 画像と深度画像（背景白色）

現場照明の影響はあるが RGB 画像ではブリストアパックは確認できるが、深度画像に関しては、算出できている部分の深度としてはほぼ正確であるが、ブリストア部は多くの部分で欠けが発生しており、誤情報も含まれていた。このブリストアパックに関しては、深度情報取得に使用しているブロックマッチングの課題である特徴がないことと、背景となる部分がブリストアを固定する治具で固められており、この治具も白色で特徴が無いことが大きな原因となっている。ブリストアパックは製品であるために工夫することはできないので、背景の治具を黒くすることで解決できるのか確認するため、背景を黒布で撮影を行った。下図はその時の画像。

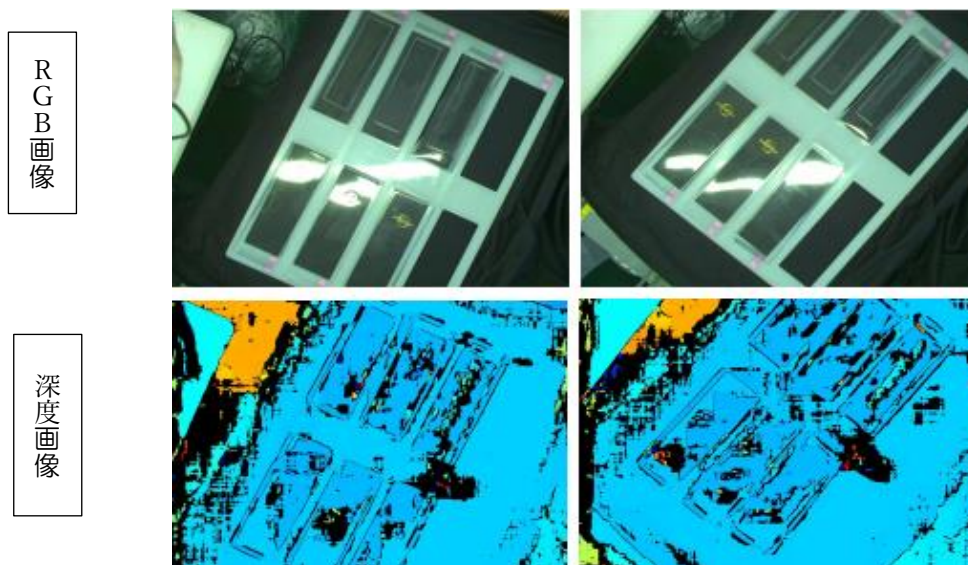


図 2-2-8 ブリストアパックの RGB 画像と深度画像（背景黒色）

この図では背景部分の影響の確認のため、端の 2 個のブリストアパックを抜いている。背景を黒

にした所、生産治具よりか深度情報は取得できている。しかし深度情報の欠け部分も多くの部分で発生しており、ペットボトルの時と同レベルにはなっていない。また、欠けが発生していない部分で誤情報も多々あり、単純に欠け部分を回りの深度で補う方法を使用することは難しい。ただ、ブリスターパックを抜いた背景部分のみでは綺麗に深度情報が取得できており背景が深度情報取得の欠けや、誤情報になっていないと思われる。ブリスターパックの特徴の無い透明平面が工場照明で左右のカメラに影響していることが考えられる。この後、補正方法の検討を行い、欠け部分の補正を行う処理を検討したが、良い結果は得られなかった。この深度情報ではこれを入力として使用する機械学習モデルで使用する事は難しい。ブリスターパックの深度情報の精度向上は、法線取得方式を検討した。

点群を取得する手法の概要を図 2-2-9 に示す。本手法は 2 つのフェーズから構成されている。第 1 フェーズでは、RGB 画像と偏光画像より法線画像を推定する。次に、第 2 フェーズでは法線画像、RGB 画像、偏光画像ならびに深度画像より点群データを推定する。

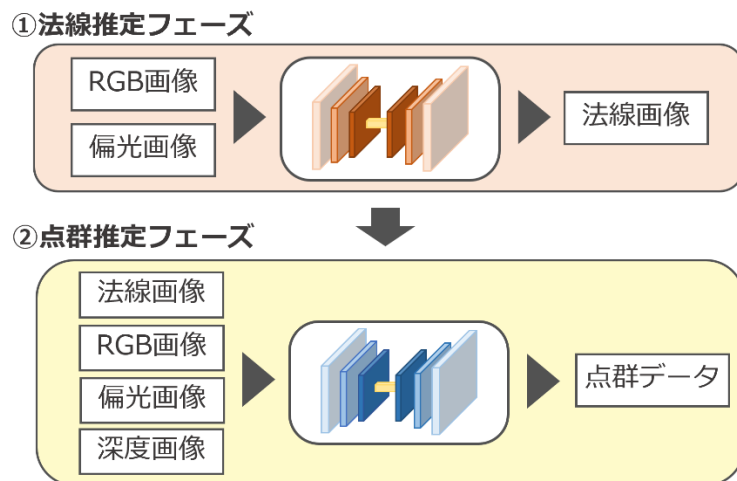


図 2-2-9 点群を取得する手法の概要

各フェーズについて説明する。まず、法線画像の推定の概要を図 2-2-10 に示す。ここでは、RGB 画像ならびに偏光画像として DoLP (Degree of Linear Polarization : 直線偏光度) 画像と AoLP (Angle of Linear Polarization : 偏光角度) 画像の 2 種類を仮定し、これらに対して深層学習を適用することで、法線画像を推定する。深層学習としては、RGB2Normal と呼ばれる手法の入力チャンネルを増やして用いた。

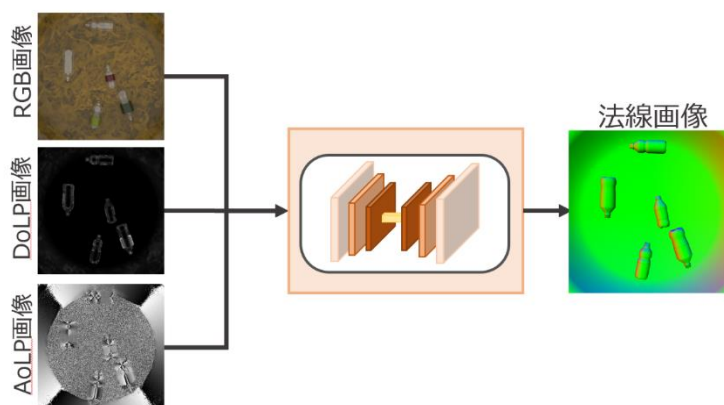


図 2-2-10 法線画像の推定

次に、点群データの推定の模様を図 2-2-11 に示す。図に示すように、入力である偏光画像、RGB 画像ならびに深度画像より、一旦法線画像、境界データ、ならびにマスクデータを生成する。これらはすべて深層学習により行う。次に、これらより点群データを推定することになる。

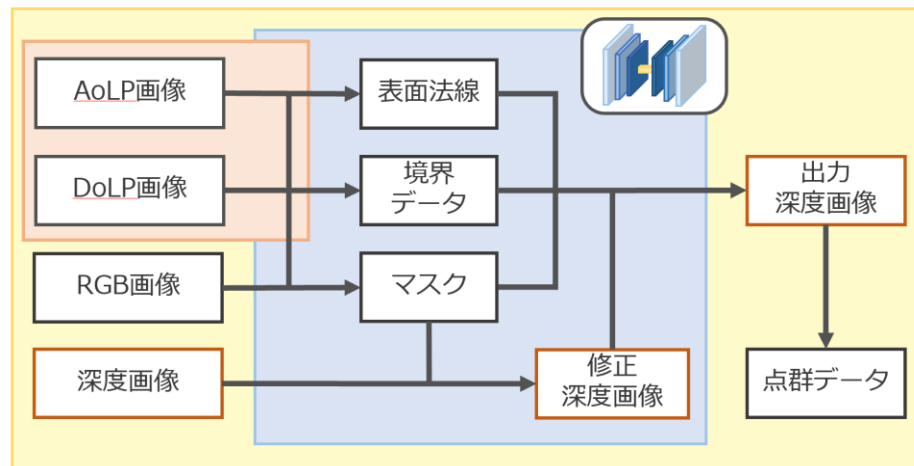


図 2-2-11 点群データの推定

これらの深層学習を訓練するために、効率的に訓練画像を取得可能なシミュレータを開発した。これを図 2-2-12 に示す。図に示すように、まず本プロジェクトで開発している grasping simulator を用いてピッキングのシーンを作成する。そして、このシーンに関するデータを fbx として出力し、これをさらに xml ファイルに変換する。この xml ファイルをレンダリングソフトウェアである、Mitsuba3 に対する入力とし、これにより正解の法線データと偏光画像を得る。

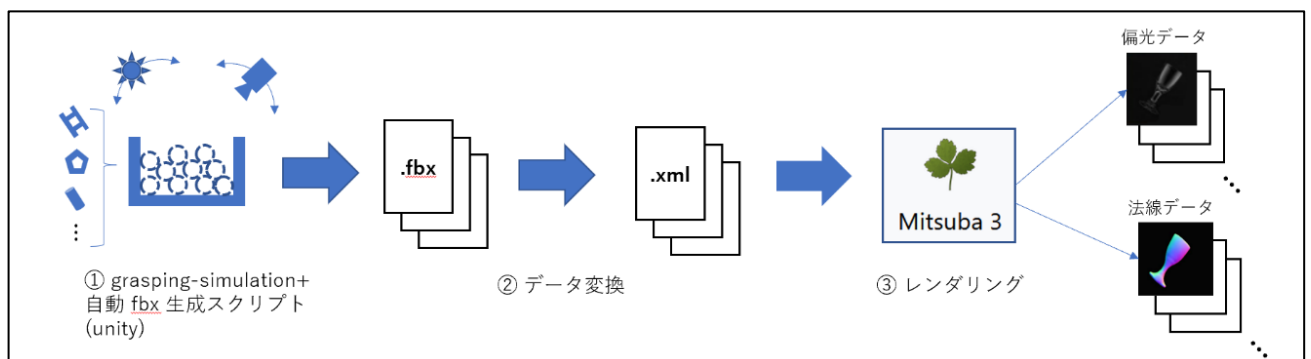
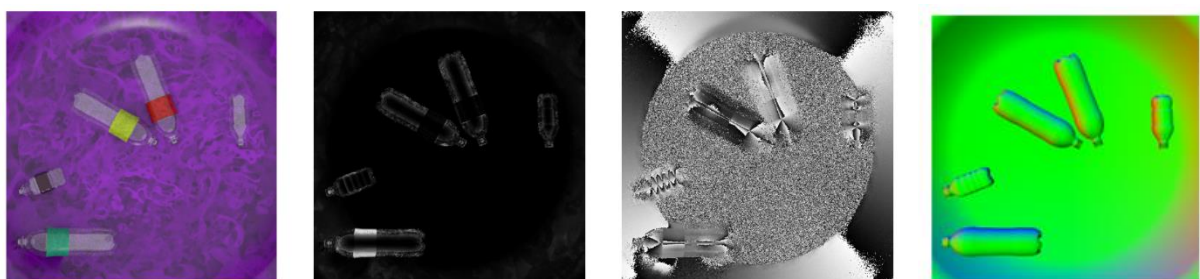


図 2-2-12 シミュレータによる学習データの取得

図 2-2-13 には、シミュレータにより得られた学習データの画像を示す。ここでは、RGB 画像を入力とし、偏光データの DoLP、AoLP ならびに法線データの正解法線画像が得られた。



RGB 画像

(a) 偏光データ (DoLP)

(b) 偏光データ (AoLP)

(c) 法線データ (正解法線画像)

図 2-2-13 シミュレータにより取得された画像

次に、図 2-2-14 に法線推定の結果を示す。図では左に推定された法線画像、右に学習データの法線データ(正解法線画像)を示す。基本的に良好な推定が得られており、50%以上のピクセルで、誤差が 11.25° 以内であることが確認された。

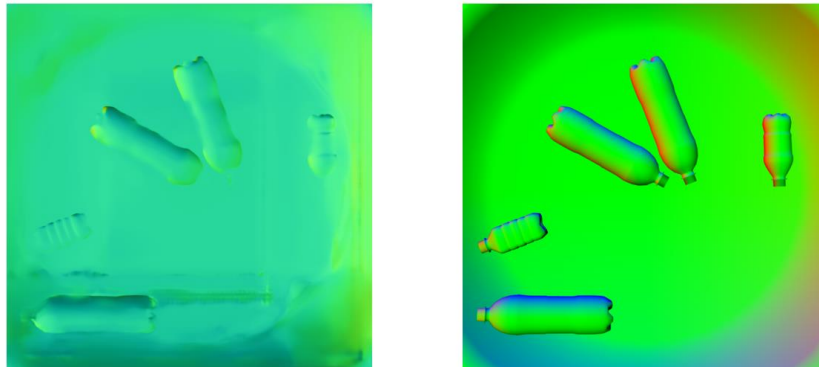


図 2-2-14 推定された法線画像 (左) と学習データ (右)

【3. ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】

【3-1】機械学習のアルゴリズムの開発と作成

i) 補助事業の具体的内容

機械学習の一種である CNN (Convolutional Neural Network) を使ったピッキング作業における把持位置を探索するアルゴリズムについて、まず製作済みのアルゴリズムの検証を行い、次に新しいアルゴリズムの開発を行った。

ii) 重点的に実施した事項

現実でのカメラ入力による推論、その推論を使用してペットボトルをロボットで掴む検証を行う。その検証結果により改善に要否を判断する。RGB 画像を入力としたアルゴリズムについて検討した。まず、透明度の高い物体のように RGB 情報で原理的に難しい対象物に対して、RGB に他の色の波長帯や視差の情報を追加したピッキングの手法を開発することを目指す。まず、RGB のみを用いた検証を行った。

学習データとして、バラ積み対象物の以下のものを用いる。

- 画像データ
- 対象物の情報 (複数の異なる対象物が混在する場合)
- 把持位置の指定 (3次元+1角度)

効率的に学習データを取得するために、シミュレーションを利用する。これは、以下の理由からである。

- 効率的にデータを作成できる。
- ランダムに物体を配置することができる。
- 物理エンジンで、接触から把持位置も計算できる。

ここで、学習データの取得の様態を以下の図に示す。図の左にはモデルとしたペットボトルの実物の画像を示す。これを用いて、シミュレーション上でバラ積みされたペットボトルの画像を作成した。真中が RGB 画像で右が深度画像である。



図 2-3-1 学習データの取得

ここからは検討した中からC社が実装したモデル検証をリアルなロボット、ペットボトルを使用して実施した。2指でのピックアップで画像(R, G, B)の3chと1chのハイパースペクトルデータを入力する予定であるが、今回の作成しているモデルでの検証ではハイパースペクトルデータの1chは使用せずに画像のみで検証を行う。検証済みの内容として仮想空間でのピックアップは制作時に行っており、その時のピックアップPrecision値はおよそ97%であった。検証にあたってまずは、ケース内にバラバラに対象ワークの透明ペットボトルを置き上部からREAL SENSEにて撮像を行い、この画像を機械学で推論を行う。ペットボトルは以下のパターンで試す。

- A 空のペットボトル(30枚)
- B 中身有りのペットボトル(30枚)
- C お茶のペットボトル(30枚)
- D 上記3種のペットボトル(10枚)

下図の上側がカメラ撮像画像で下部がモデルを使用して推論された値を元画像で可視化した画像で2本の赤のマーカがピックアップ位置で長手がチャックの開閉方向を想定している。



図 2-3-2 : カメラ撮像画像 (RealSense カメラ) 左から A、B、C、D

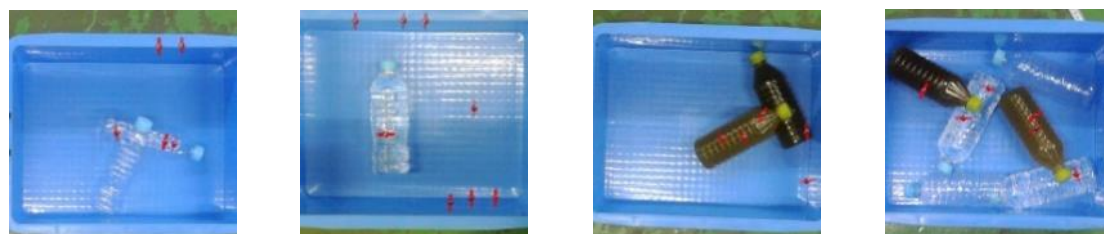


図 2-3-3 : 推論されたピックアップ位置 (2本の赤のマーカ) 左から A、B、C、D

それぞれの結果は以下の通りとなった。

表 2-3-1 : 推論されたピックアップ位置の正解率

	A	B	C	D
Accuracy	46%	39%	31%	44%

結果を見る限り期待した数値にはほど遠かったので要因を調査したところ、ケースをピッキング位置と推論する False Positive が多かった。上記の推論データを可視化した画像でもペットボトルがない位置をピッキング位置としているのが確認できる。特にケース部分の囲い部分が多く検出されている。

背景の影響を受けている可能性が大きいことが予測されるので次は、背景範囲を制限して、さらに黒色にした。下図がその時の画像であり、ピッキングエリア(黒マットの部分)のみをピッキング対象位置としてその他は除外するようにした。

組み合わせパターンは次の通り。

- A 空のペットボトル(50 枚)
- B 中身有りのペットボトル(50 枚)
- C 空と中身有りのペットボトル(50 枚画像)



図 2-3-4 : カメラ撮像画像 (RealSense カメラ) 左から A、B、C



図 2-3-5 : 推論されたピッキング位置 (2本の赤のマーカ) 左から A、B、C

それぞれでの結果は以下の通りとなった。

表 2-3-2 : 推論されたピッキング位置の正解率

	A	B	C
Accuracy	82%	90%	100%

結果の精度が大幅に向上した。そのため背景の影響が大きく、また個体もミス要因となることが分かった。ここは次の改良の項目とする。一定の精度が得られたので現実の検証の一つを完了として、以降このセッティングを用いてロボットでピッキングさせた。

画像でピッキング位置が正確に出力されれば基本その位置へロボットが把持しに行けばいいのだが、機械学習モデルが推論する位置とロボットの座標は対にはなっておらず、単純に機械学習で推論した出力の値をロボットに入力してピックアップすることはできない。後にプロトタイプ制作時のタイミングで検証を予定しているが、値の出力とロボットの入力座標の関係、予期せぬエラー

出しのため、実際のロボットを使用してピッキングを行う。環境はロボット架台に 6 軸ロボットをスカラーロボットの動きで動作させる。ロボット架台の天井に深度カメラを設置して撮像を行う、ピッキングエリアには黒色のシートを背景として、それ以外の部分はピッキング除外するエリアとして処理をした。



図 2-3-6 : ロボットによるピッキング

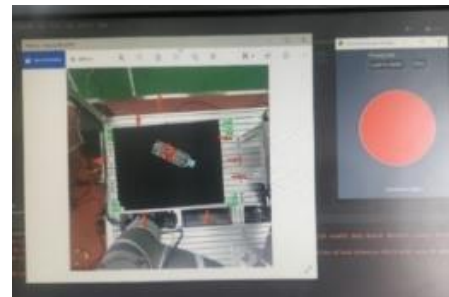


図 2-3-7 : 深度カメラで撮像した画像

上図右側がカメラで撮像した画像に機械学習モデルで推論したピッキング位置がペットボトル上に正しく出力されていることが確認できる。その他のピッキング位置はピッキングエリア(黒シート部)外のため考慮しない。ピッキングポイントは 2 箇所が機械学習モデルで推論されている。推論出力にはピッキング位置(X, Y, Z, θ)だけではなくそれぞれにピッキング信頼度があり、この数字が高い方がより正確に推論できている目安となる。この信頼度が高い方の数字を用いて、実際にロボットでピッキングを行う。先に述べた通り、機械学習モデルで推論された値をそのままロボットでは使用できないため、下図のようなチェスボードを用いてキャリブレーションを行った。

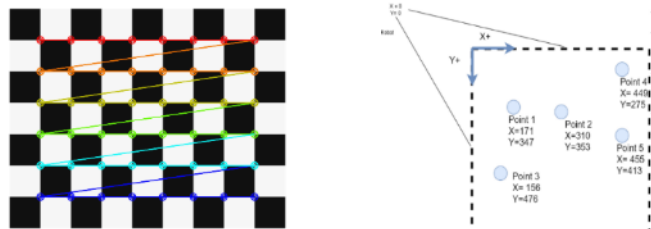


図 2-3-8 : チェスボードによるキャリブレーション

キャリブレーションを行い実際にロボットでピッキングを行った。下図はその時の画像でロボットがピッキングに向い手でペットボトルを把持している。

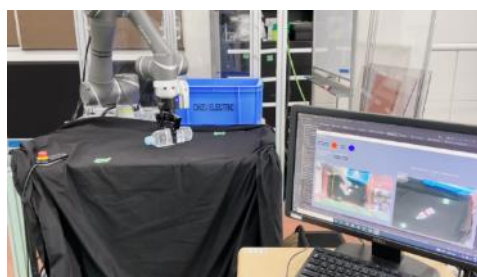


図 2-3-9 : ロボットによるペットボトルのピッキング

これで作製した機械学習モデルがカメラからの情報を元に推論し、ロボットでピッキングが行うことが確認できた。

これまでの検証により RGB 画像からピッキング位置を算出することが可能だが、背景の影響が大きいことが分かった。背景の余分な箇所はピッキングポイントを指定することにより範囲を指定し

て影響を受けないようにすることは可能だが、透明物体ワークに写り込む背景はそうはできない。原因としては学習を行っているシミュレーション環境ではカメラに写り込んでくる背景が無いこと、カメラで撮像したデータにはノイズが多くシミュレーションとの差が大きいことが大きな理由と考える。これの解決策としてシミュレーションで取得する学習データにフィジカル環境で発生しうるノイズをランダムに加えて学習を行う。また、RGB 画像の入力だけではなく、深度情報を新たな入力として使用することで対応できないかと考えた。深度情報も同様にランダムなノイズを予め付けモデルの汎用性を高めることを最初から行う。

【3-2】ハイブリッド認識情報による学習と推論

i) 補助事業の具体的内容

ハイブリッド認識情報を基に、機械学習による学習と推論を実行し、ピッキング作業における重要なパラメータである把持姿勢を出力する。ハイブリッド情報としては、これまで RGB 画像と深度情報を用いて把持姿勢を推論してきたが、ハイパースペクトルカメラの研究成果を踏まえ、透明物体の認識に有効であることがわかった 950nm 帯域の画像情報 1 チャンネルを機械学習モデルの追加情報として取り入れることで、ピッキング時の把持姿勢の推論精度を向上させるための研究を行った。このアプローチにより、従来の RGB 画像と深度情報に加えて、950nm 帯域の画像情報を組み合わせることで、機械学習モデルの認識能力を高め、ピッキング作業の効率と精度をさらに向上させた。

ii) 重点的に実施した事項

RGB 画像の 3 チャンネルに加えて、深度情報 1 チャンネル、950nm 帯情報 1 チャンネルを組み込んだ機械学習モデル (RGBD+1ch モデルと呼ぶ) の製作を行った。950nm 帯情報をモデルに追加するにあたり、モデルを RGBD モデルから再構築した。深度情報を組み込んだ際と同様に、950nm 帯情報を用いた独立した新しいモデルを作成し、その後、RGB と深度情報を含むモデルと統合して最終的な出力を行うようにした。この機械学習モデルでバラ置きのパペットボトルのピッキング学習を行う。

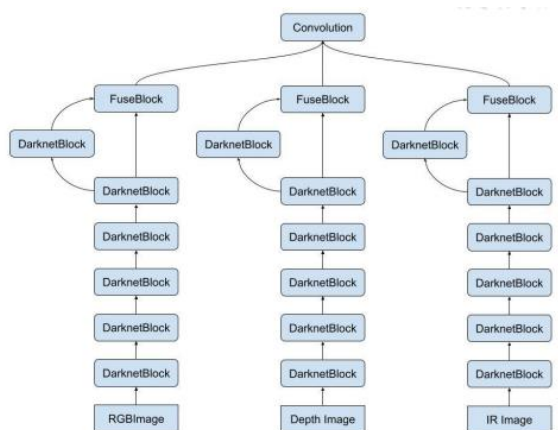


図 2-3-10 機械学習モデルの概要図

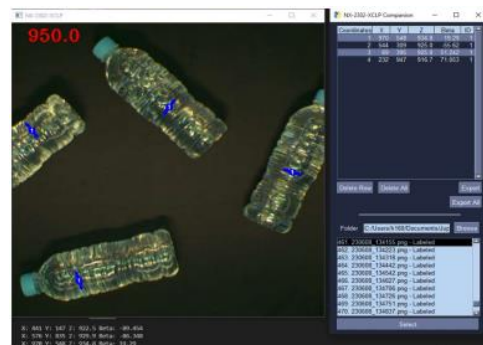


図 2-3-11 学習に用いた画像にアノテーション付け

アノテーションした画像で機械学習モデルの学習を行った。学習時にエラーが発生した。メモリ容量が足りないことが原因で、5ch 入力にしたために GPU メモリ容量が足りなくなった。一時的な対策としてバッチサイズを 32 から 16 に設定する。エポックは 450。学習した機械学習モデルを使用してピッキングの把持位置を推論した。

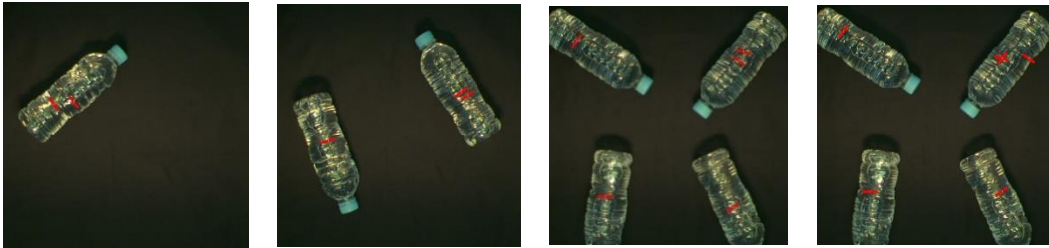


図 2-3-12 機械学習モデルを使用してピッキングの把持位置を推論

複数のピッキング位置が検出されている箇所がある。また、図 2-3-12 の右図の右上のような間違いがあるが、同じ個所にある正しいピッキング位置の方は信頼度が高い。

複数検出している箇所では信頼度が高い方を推論位置として集計した。また、深度情報も別途集計した。集計は人手で確認して行った。2 指ハンドでピッキングが可能な位置と方向の場合は正解、異なる場合は不正解。深度情報に関しては出力値が±10mm 以内の場合を正解とした。今回は正解が 930mm としたので 920mm～940mm の範囲ならば正解として集計。結果は次の通り。

Precision : 92.9% Recall : 94.5% 深度情報 : 98.3% モデル精度 91.3%

この結果よりペットボトルのピッキング精度が 91.3% となり、以前の RGBD モデル時のピッキング精度 91% より 0.3 ポイント上昇した。

IR 情報を機械学習モデルの入力としてピッキング精度向上を目的としたが、大幅な上昇には至らなかった。

・RGBD+1ch モデルの追加学習

前記述にて、学習設定のバッチサイズを 32 に戻して学習を行った場合を確認しておく。エラーが発生した原因である GPU メモリはバッチサイズ 32 の時、必要な GPU メモリは約 15G バイト。学習で使用していた学習サーバーでは GPU に GTX1080 を使用しており、GPU メモリは 8G バイトだった。この対応として大阪大学の学習用サーバーを使用した。GPU に RTX3090 を使用しており GPU メモリに 24G バイトの容量である。この学習用サーバーを使用し、バッチサイズ 32 で学習を行った。また学習画像は回転、上下左右反転で増やし 4000 枚で学習を行った。次の図は学習時の LOSS グラフ。灰色が学習 LOSS、青色がバリデーション LOSS。200 エポックぐらいからバリデーション LOSS は横ばい。

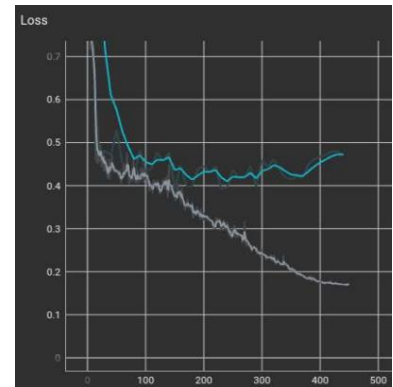


図 2-3-13 LOSS グラフ

学習済みモデルでピッキング推論を行った。下図はピッキング推論をしている図



図 2-3-14 ピッキング推論

ピッキング推論を行った画像で精度の集計を行った。集計結果は次の通り。

Precision : 98.0% Recall : 99.6% 深度情報 : 99.5% モデル精度 97.5%

一本のペットボトルに対して複数のピッキング推論が出力されるのは同じ。画像枚数の効果もあるが精度は向上した。

・RGBD+1ch モデルのシミュレーション学習の対応と複数クラスのピッキング位置推論

RGBD+1ch モデルの作成を行い、実際に撮影した画像で学習を行ってきた。これは追加情報の950nm 帯の画像がシミュレーションで対応できていなかったためである。シミュレーションで950nm 帯のみの画像を再現することは難しかったが、IR 画像を再現するライブラリとフィルターライブラリ、Unity でのプロセッサで画像の写り方を似せることで対応することにした。



図 2-3-15 950nm 帯画像と実画像

この対応により RGBD+1ch モデルでシミュレーション学習が可能となった。今後はピッキング対象の 3D モデルを準備することにより事前学習が可能となり、実画像で行うための学習画像枚数を減らすことができるようになる。また、RGBD+1ch モデルの改良を行い、今までは 1 つの対象物のみピッキング推論位置を出力できなかったが、8 クラスの出力対応をするようにした。アノテーションで新たにクラスレベルを付与する必要があるので、今まで使用したアノテーションされた学習画像はそのまま使用できない。シミュレーションで出力したクラス判別付きで推論したのが下図で、アノテーションで設定したクラス番号が出力される。

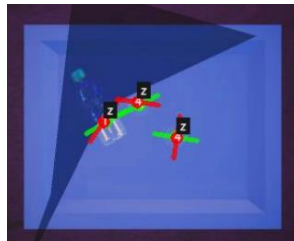


図 2-3-16 シミュレーションで出力したクラス判別

・ブリスターパックのピッキング検出確認

作成済み RGBD+1ch モデルを使用してピッキングロボットでピックするブリスターパックのピッキング位置推論を行う。ピッキング位置推論を行うためにアノテーション付けした画像を準備した。学習済みモデルで推論を行った画像が下図。

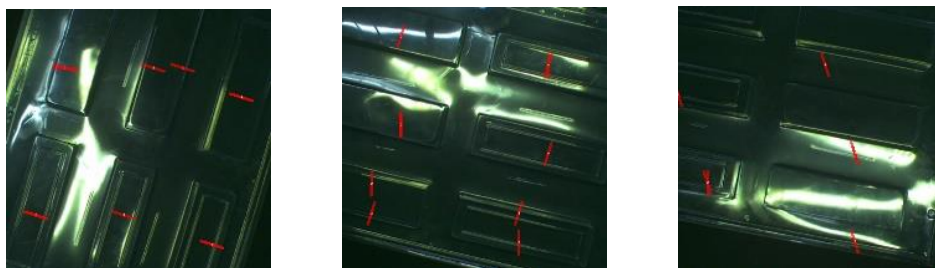


図 2-3-17 ピッキング位置の推論

今回ピッキングに関しては把持する位置がペットボトル時とは違い中心付近±10mm とした、これは装置でピッキングした後に段済みできる精度から算出しているため、ペットボトルとは数字だけで精度を比較はできない。算出した結果は次の通り。

Precision : 1.14% Recall : 26.22

想定していたよりも結果は低い。撮影環境が影響している可能性があったので実際装置で使用する背景で学習画像を準備して再学習を行った。学習画像は下図 左から RGB、深度、950nm 帯画像。



図 2-3-18 ブリスターパックの RGB 画像、深度画像、950nm 帯画像

この画像にアノテーション付けを行い RGBD+1ch モデルの学習を行った。学習済みモデルでピッキング位置の推論を行ったのが下図。※緑が正解位置、赤色が推論位置。

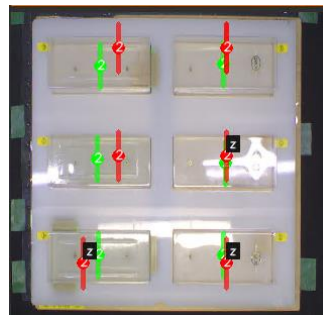


図 2-3-19 ピッキング位置の推論 (RGBD+1ch モデル)

算出した結果集計は次の通り

Precision : 22.3% Recall : 99.3%

精度は向上したがピッキングで使用できるレベルではない。この原因として深度画像における深度情報の欠けが影響している可能性がある。深度情報が欠けているのは、偏光カメラの報告で述べている通りであり、現状ではブロックマッチでは深度情報が正確に取得できていない。RGBD+1ch モデルの精度確認として、深度画像を新たに作成してその画像で学習を行いピッキング精度の確認を行った。深度情報の作成には後に述べる Yolo8 のセグメンテーションを使用した。RGB 画像からブリスターパック部分のセグメンテーションを行いセグメンテーションされた部分を実際の深度で書き込み画像化した。下図は作成した深度画像。※左から作成元の RGB 画像、作成した深度画像。

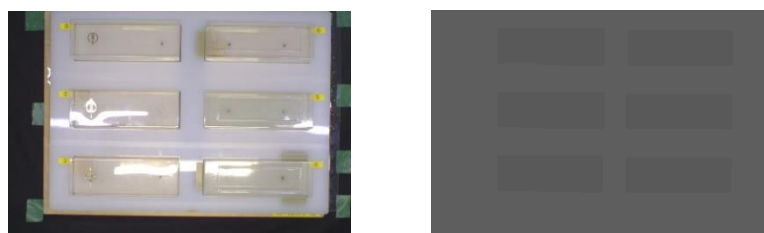


図 2-3-20 RGB 画像と作成した深度画像

作成した深度画像を使用して RGBD+1ch モデルの学習を行い、ピッキング推論を行った。下図はピッキング推論した図。

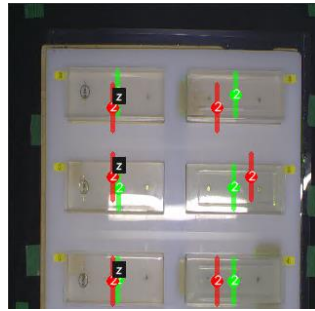


図 2-3-21 ピッキング位置の推論 (RGBD+1ch モデル。D は作成した深度画像使用)

この集計した結果が次の通り

Precision : 33.33% Recall : 99.3%

精度は向上しているが、これでもピッキングに使用できるレベルには至らなかった。この後設定を調整した学習を試したがこれ以上の結果は望めなかった。

・RGB+1ch モデル

現状ではブリストパックの深度情報取得は難しいので、ピッキングロボットで使用する機械学習モデルの変更を行った。RGBD+1ch モデルから D を削除して、深度画像を使用せず RGB 画像と 950nm 帯画像を入力とする機械学習モデル (RGB+1ch モデルと呼ぶ) を作成した。作成した RGB+1ch モデルの学習を行う。学習画像は既に作成している分が使用できるのでこれを使用して学習を行った。学習済みモデルでピッキング推論を行ったのが下図。

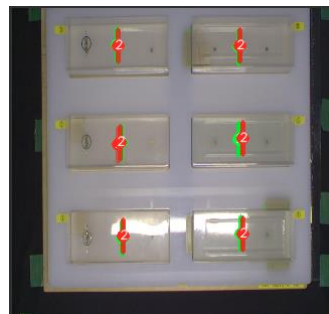


図 2-3-22 ピッキング位置の推論 (RGB+1ch モデル)

この集計した結果が次の通り

Precision : 99.3% Recall : 99.3%

正確なピッキングを行うことが可能な結果を得ることができた。ピッキングロボット製作時ではブリストパックの正確な深度情報取得できない。また、ピッキングを行う高さは必ず一定になるのでピッキングロボットでは RGB+1ch モデルを使用することにする。

【4. ピースピッキングロボットのシステム技術の開発】

【4-1】ロボットの選定とシミュレータのデジタルツインの構築

i) 補助事業の具体的内容

ピースピッキング作業を行うプラットフォームとなるロボットに使用するロボットを選定する。開発した機械学習のアルゴリズムを、実際のロボットシステムに実装する際、シミュレー

シミュレーション環境と実際のロボットシステムの環境の違いから結果をうまく反映できない。この問題を解決するために、デジタルツインの環境を構築した。

ii) 重点的に実施した事項

物理シミュレータを用いてバラ積み対象物を再現し、これをシミュレーション空間内でロボットハンドを用いて把持するシステムの構築を行った。構築したシステムが動作している様子を以下の図に示す。図では把持位置を計算し、この把持位置に対してグリッパのモデルがアプローチして把持を実現している。このように、現実のロボットによる動作を模擬できるようなピッキングシミュレータを構築することができた。

・ピッキングシミュレータ

機械学習に用いるピッキングシミュレータに関して検討を行った。まず、C社のピッキングシミュレータの検討を行った。本シミュレータはUnityをベースとして作られており、ピッキングのシーンを光学的に正確に再現することが可能である。

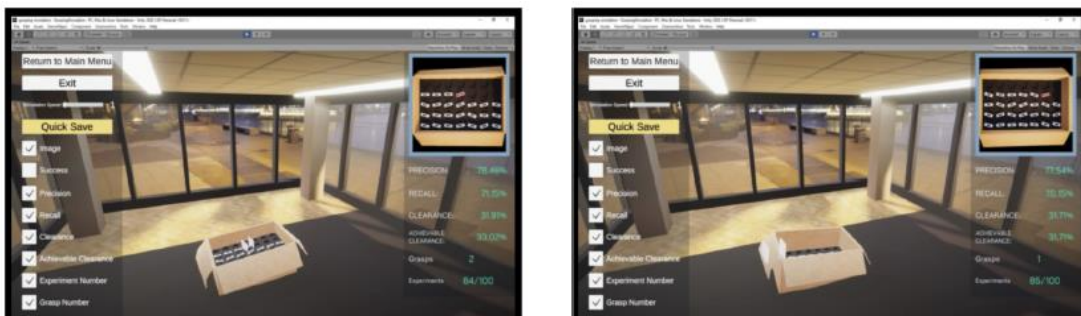


図 2-4-1： C社物理シミュレータ

次に、大阪大学で開発しているピッキングシミュレータについて検討した。本シミュレータは、物理エンジンとしてPhysiXを用いており、さらにバラ積みの深度画像を得ることができるものである。PhysiXを用いていることにより、高速な物理シミュレーションが実現できることが特徴である。

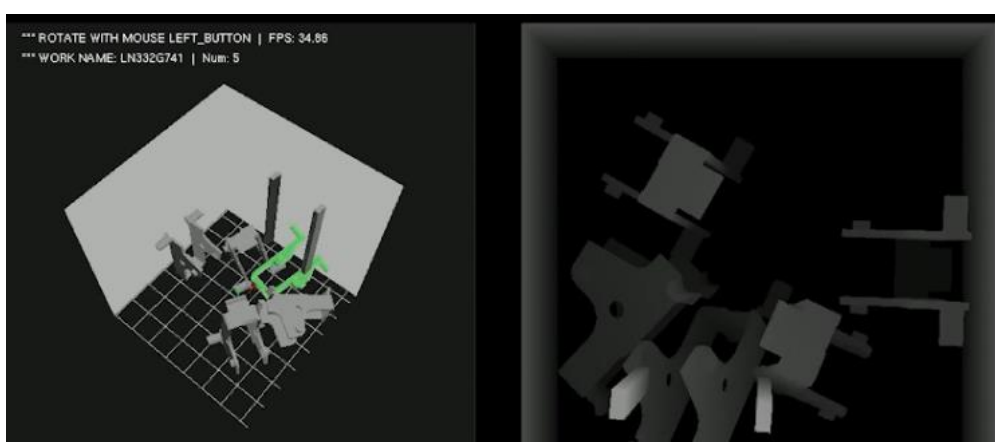


図 2-4-2： 大阪大学で開発しているピッキングシミュレータ

本研究開発では、機械学習アルゴリズムとしてC社製のものをベースにして開発を行うため、それに伴いピッキングシミュレータもC社製のものを使うことにした。

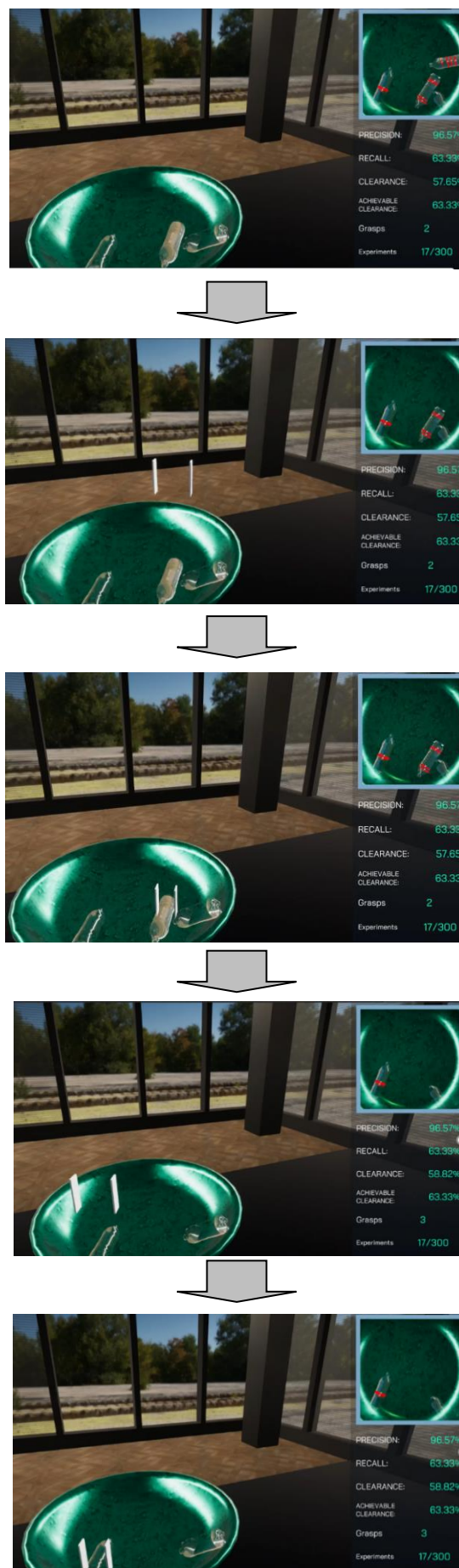


図 2-4-3 C 社製ピッキングシミュレータを用いた学習データの収集

【4-2】ピッキングロボットの開発

i) 補助事業の具体的内容

対象物のピッキング作業を行う実際のロボットシステムのプロトタイプで使用することを想定したセンサーの研究、ハンドの開発、設計製作を行った。

ii) 重点的に実施した事項

・ハンド開発

ピッキングロボットの開発において、万能なハンドを開発することは理想的である。まずは、対象ワークであるペットボトルを把持するハンドの開発に注力し、その性能を評価し、改善・改良を重ねていく。さらに、他の対象ワークにも適用可能で、理想的な把持が可能なハンドの構想を進める。加えて、テーマ【3. ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】で製作された機械学習モデルを活用し、水ペットボトルを対象ワークとしたオリジナルハンドの開発を行った。このハンドは、開閉に2本の人工筋肉を使用し、エアの圧力でチャックが閉じ、ばねの力で開く構造を採用している。電空レギュレータを使用してエアの圧力を制御することで、精密な動作が可能となっている。この形状は、ペットボトルを把持することに特化しており、シンプルな構造でありながら、2指での操作が可能で、オプションの取り付けにも柔軟に対応できることを目指している。設計図と完成写真は、下図に示されている。さらに、今回の開発では、改良版の人工筋肉を使用したハンドの製作にも着手した。この改良版の人工筋肉は、従来のもよりも応答速度が速く、耐久性が高いため、より実用的なピッキングロボットの実現に貢献することが期待される。この新しいハンドは、さまざまな形状や重さの物体をより効率的に、かつ確実に把持できるように先端に後に述べる FingerVision 製の視触覚センサーを取り付けることを前提に設計しており、今後のロボット技術の進化に大きく貢献することが予想される。下図は設計図、及び完成写真。

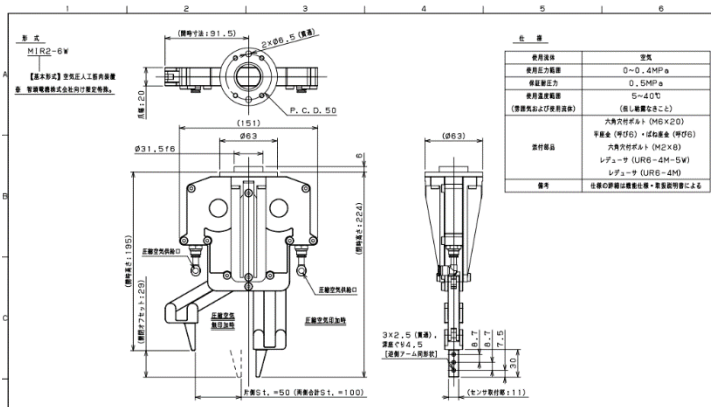


図 2-4-4 : ハンドの設計図



図 2-4-5 : ハンドの完成写真

開発したハンドの能力評価と把持の検証を行い、改善点を検討した。今回の把持対象としてペットボトル以外の物体に対する検証も行った。プリスターパック、スポンジ、バラの模型という異なる形状と特性を持つ柔軟物体を選定し、ハンドがこれらの物体をどのように把持し、搬送できるかを検証した。プリスターパックは薄くて軽いため、把持時の圧力調整が重要となる。スポンジは柔らかくて変形しやすいため、ハンドの柔軟性と力のコントロールが試さる。バラの模型は細かい部分が多く、繊細な把持が求められる。検証を通じて、ハンドの汎用性と対応力を高めるための改善点を見出すことが目的。検証時の写真は、各物体を把持した状態を示しており、ハンドの性能を視覚

的に確認することができる。今後、これらの検証結果を基にハンドの設計を最適化し、さらに多様な物体に対応できるように進化させていく。



図 2-4-6：ハンドによる把持検証（ブリストアパック、スポンジ、バラの模型、ペットボトル）

把持に関してはどの状態でもミスすることなく正常に動作した。ハンドのポジションはエア圧力の入力で制御され、圧力はエアレギュレータで制御できるため、把持力に関して変更することができるが、把持力はエア圧力最大にしても物体を変形させるほど強くはなく、滑りに関しては先端センサーが滑り止めの役割も果たしており落下することも無かった。

人工筋肉を用いたハンド以外に柔軟物を把持することを目的に、ワークを損傷を与えずピッキング時、機構（動力）がワークに与える力を逃す性能を持つロボットハンドの構想を行った。素材には熱可塑性であり、衝撃吸収性、強度、伸長性が高く耐候性・耐薬品性に優れた 1,000%以上の高伸長性を有するタナック製クリスタルゲルを採用し、これをワークに直接接触させ把持を行う。駆動には Robotiq のハンドを使用する。下図は構想図。構想図を元に製作を行った。完成したハンドで把持検証を行っているのが下図。目論見通りにクリスタル部分でワークへの衝撃を吸収して把持することができた。



図 2-4-7：ハンドの構想図



図 2-4-8：クリスタルゲルの写真



図 2-4-9：製作ハンドによる把持検証

【4-3】ピッキングロボットの評価と最適化

i) 補助事業の具体的内容

機械学習の学習済モデルを搭載したスーパーロボットビジョンのピッキングロボットでの評価と最適化を行う。高速化とコストダウン要素の検討を行い、透明なブリスターパックをピッキングするロボットのプロトタイプを開発した。

ii) 重点的に実施した事項

- パッケージメーカー様向けブリスターパックピッキングロボット開発

透明物体検出を行うプロトタイプをベースに、ロボットの運用を想定して製品化を行うプロジェクトについて説明する。ここでは、生産現場の効率化を目指し、パッケージメーカー様の協力のもと、製品化の実現を目指した。

プロジェクトの概要として、成形されたワークを切断機で製品に加工するブリスターパックの生産ラインにおいて、人手による取り出し作業を行っている箇所、ピッキングロボットを導入することを計画している。この導入により、生産効率の向上と作業者の負担軽減を目指す。

作業プロセスについて詳述する。まず、一人目の作業者が成形されたブリスターパック 6 個がまとまった切断前のワークを印字プレス機で印字し、その後、6 個を一つずつの製品に切断する切断機に投入する。この際、切断時のワークの固定と切断位置の固定のための治具をセットする。セットされたワークはエアシリンダーで搬送され、途中に設置されている切断機で 1 個ずつ製品に切断される。エアシリンダーが往復した箇所で停止すると、2 人目の作業者がブリスターパックの製品を手で取り出し、ブリスターパックを重ねる。箱詰めできる量を重ねた時点で箱に詰め込む。この生産ラインでは、ブリスターパック内に商品となる物はなく、箱詰めされたブリスターパックが出荷される。

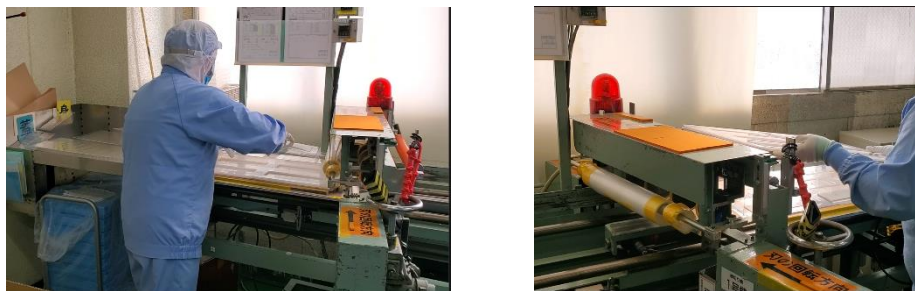


図 2-4-10 : ブリスターパックの生産ライン

この生産ラインに、本研究開発内容であるピッキングロボットを導入することで、作業の自動化を図る。ワークから製品にするブリスターパックは治具に入っており、それぞれ単体の製品間は位置決めされている。ブリスターパック一つの位置が分かれば、全ての位置が計算で算出できるが、治具が固定されておらず、生産開始前に人手によりテープで固定するため、ブリスターパック製品の位置は確定していない。この問題を解決するために、本研究で開発したカメラで撮像を行い、同じく本研究で開発したピッキング機械学習モデルでピッキング位置の推論を行う。その結果をもとに、プロトタイプで研究しているロボットがブリスターパックのピッキングを行い、ブリスターパックの段積みを行う。このピッキングロボットが行う作業は、ブリスターパックの製品を手で取り出すことを担当していた従来の手作業に代わるものとした。

導入にあたりピッキングロボットのプロトタイプでは装置の大きさからそのままでは使用できなかったためカスタマイズと最適化を行った。ピックアップしたブリスターパックは種類ごとに段積みするように構想した。構想から 3D 設計図にしたのが下図となる。

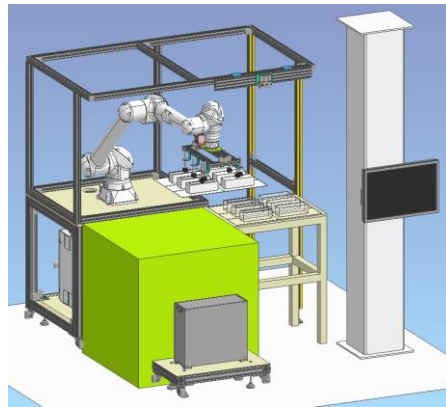


図 2-4-11：ピッキングロボットのプロトタイプの 3D 設計図

新たなロボットを設置するための架台を新規に製作し、現行装置の奥側に設置する計画を立てた。架台の下部にはシステム処理を行う機器を配置し、操作のためにはタッチパネルのモニターを設けてユーザーインターフェースとして利用する。この設計に基づいて製作された設計図が下図である。この装置の立ち上げと最適化作業を行った。この新しい設置架台と機器配置により、効率的なロボット操作とシステム処理が可能となり、作業の効率化と最適化を図る。



図 2-4-12：ピッキングロボットのプロトタイプ

まず、立ち上げで課題となったのが動作タクト時間である。6 個のブリスターパックを取り出し段積みする工程動作で 1 サイクル 90 秒かかる。現行ラインは 1 サイクル約 20 秒弱で生産しており大きく生産性を落とす事になる。仮に作業員計算して 1 人を削減しても同等で 40 秒以内サイクルにしなければならず、かつロボットで対応しない部分である治具取り出し、廃材捨て、切断機の動作を考えても 20 秒以内で作業を完了させなければ生産は同等レベルにはならない。

この対策として 1 つ目に使用しているロボットは協働モードで動作しているが、協働モードを OFF にして通常モードで動作させる。この場合、安全確保のためにセーフティーレーザーセンサーを設置して人の接近を検知してロボットを協働モードと通常モードに切り替えて運用を行う。2 つ目に治具取り出し、廃材捨てをロボットで担当する事により作業員が行う作業を削減して作業員が動くことがないのとサイクルタイムに余裕をもたせることとした。これで 1 サイクル 30 秒以内に動作することで同じ生産性を保つことができるようになった。3 つ目にピックアップしたブリスター

パックを段積みすることからシュートに排出してシュートで重ねる構想にして、動作時間の削減を狙った。3つの対策を行い1サイクルの動作時間は約25秒にすることができた。

次の課題として挙げたのがUI（ユーザーインターフェイス）の操作性である。プロトタイプでは製品化を最終的に考慮してはいたが、カメラ、AVG、機械学習など検証段階であり、同時進行していたので研究に使い易い操作性となっていた。これをそのまま生産現場の作業者が扱うには難しく、生産には向かないため、製品化の最適化として一新した。デザインは智頭電機株式会社で扱う装置に実装する操作パネルを基本とした。下図が最適化したUI。

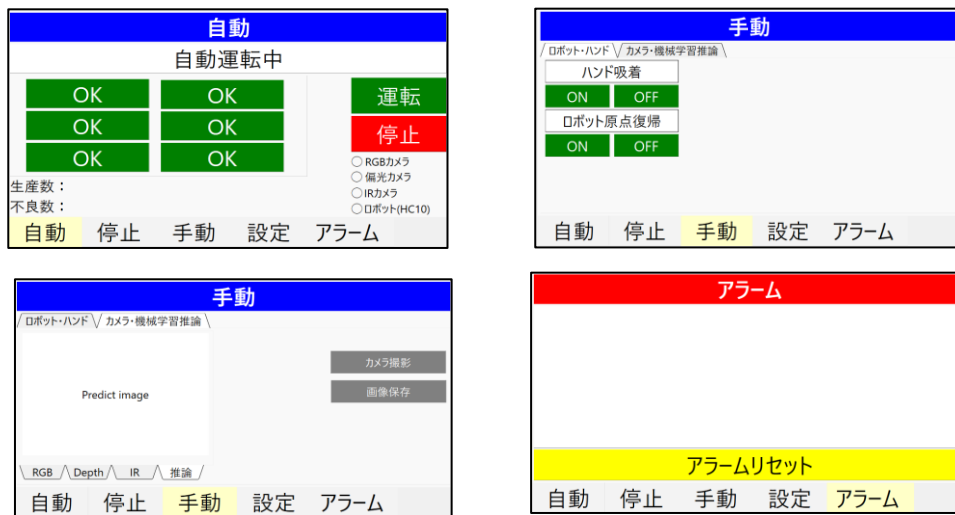


図 2-4-13：ピッキングロボットのプロトタイプのUI（ユーザーインターフェイス）

また、起動方法やアラームの発生条件、ロボットとシステムとの通信方法等も同様に智頭電機株式会社で扱う装置に合わせて最適化を行った。具体的には起動方法は電源投入したら装置として使用するまでに行う、PCの電源ON、ログイン、システム、アプリの自動起動を行いロボットが起動完了で自動通信開始とした。アラーム発生に関しても智頭電機株式会社が使用する装置と同様にプログラムをイベント動作方式から、プログラムスキャン方式に最適化を行い、センサー監視を常時監視とし異常時にはアラームを発生させ装置を停止することにした。上記課題対策と最適化を行った後の最終が下図となる。この最適化を行った後、パッケージメーカー様の現場へ導入を行った。下図が搬入前と導入後の図。

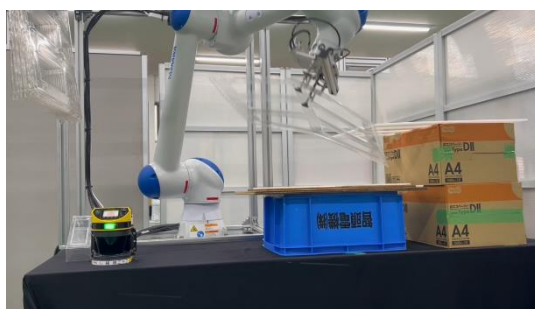


図 2-4-14：ピッキングロボットのプロトタイプ（搬入前、搬入後）

今後、パッケージメーカー様との協力関係をさらに強化し、装置のフィードバックを行い、そこから改善を行っていく。今回の製品化に関しては導入現場に合わせての製作だったため、棚搬送型

AGVの運用は行っておらず、ピッキングに関しても動作時間優先で特化したこともあり、全く同じ装置で製品化は難しいと考えるが、核となる部分は同じなので架台とカメラ設置台を汎用化することで対応できる。また、今回の製作費は約800万円で、これに棚搬送AGV 1台約500万円を含めた約1300万円で、開発費を含めると約2500万円で販売できる見込みである。

本プロジェクトは、生産ラインの自動化と効率化を目指しており、ピッキングロボットの導入により、作業者の削減と負担軽減にも寄与し、より良い作業環境の実現に貢献する。さらに、本研究で開発されたピッキング機械学習モデルの活用により、ブリスターパック製品の位置が確定していない状況でも、正確なピッキングが可能となり、これにより、生産ラインの柔軟性が高まり、様々な生産環境に対応することが期待できる。

今後、本プロジェクトで得られた知見をもとに、ピッキングロボットの精度と速度の向上、さらには他の生産ラインへの応用可能性についても検討を行い、さらなる技術開発と実用化を進める。

第3章 全体総括

3-1 アドバイザーによる講評

- Y. K 氏：食品メーカーの物流現場は、自社の生産ラインではできない業務を外部に委託しており、一部当社が業務を請け負っている。かなりの数の人員を投入しており、収支は厳しい状況であり、ピッキングロボットの活躍の場として、期待している。
- T. U 氏：委員会の場に参加させて頂き、新しい技術が出来上がっていく、形になっていく、というのを見せていただき勉強になった。他社と違う視点で新技術を開発することは、展示会で多くの企業に興味をもって頂くことにもつながるということを感じた。
- K. M 氏：通常のカメラを使って機械学習を行い、結果から実はこのカメラは要らないというのが見えてくるかも知れない。新しいデータを作る時だけこのカメラが要って、実装システムはもう少しカメラを減らせるということが見えてくるとコストダウンが図れる。
- S. S 氏：大学と一緒に研究開発をすることで学んだこと、また、社内に研究体制を作ったことが一番大きい成果だと思う。今回開発したピッキングロボットを国際ロボット展に出展することができ良かったと考える。この技術にあったニーズをさらに掴んでいただけたら良いと思う。

3-2 複数年の研究開発成果

本事業では、ペットボトル、ブリスターパック等の透明物体を対象に、偏光カメラによる深度情報の取得、RGB および深度情報を入力とした機械学習による対象物の把持アルゴリズムの開発を行い、透明物体をピッキングする基盤技術を構築した。

RGB 情報、深度情報および 950nm 帯のハイブリッド情報を使って、対象物の把持位置を推定する RGBD+1ch の機械学習モデルを開発し、学習済みモデルによるペットボトルのピッキングを実現し、2023 国際ロボット展（2023 年 11 月 29 日（水）～12 月 2 日（土）於：東京ビッグサイト）に出展した。

また、透明なブリスターパックをピッキングするロボットのプロトタイプを開発し、パッケージメーカー様に導入した。

【1. ハイパースペクトルカメラ（HSC）による物性測定技術の研究開発】

【1-1】HSC の選定と撮像環境の構築

ハイパースペクトルカメラ（HSC）および照明機器を選定、撮像条件を決定。撮像治具を製作し、撮像環境を構築した。

【1-2】ハイパースペクトルデータの測定と商品の特定

透明物体認識に有効な 950nm 帯の波長画像を撮影するカメラとその撮影に必要な照明の選定を行いハイブリッド認識情報の入力とした。

【2. 偏光カメラによる撮像条件の改善技術の研究開発】

【2-1】 偏光カメラの選定と撮像環境の構築

偏光カメラを選定、各種撮像条件下で偏光カメラの撮像環境を構築した。

【2-2】 偏光カメラ2台による深度カメラの開発

偏光カメラ2台による深度カメラを使用してセグメンテーション率を向上させる法線取得方式よりセグメンテーション率95%以上を達成した。

【3. ロボットビジョンを入力とする機械学習技術の研究開発】

【3-1】 機械学習のアルゴリズムの開発と作成

RGBを入力とした機械学習による把持アルゴリズムの開発を完了した。

【3-2】 ハイブリッド認識情報による学習と推論

RGB、深度のハイブリッド情報、950nm 帯情報を用いた学習済みモデルによる対象物のピッキング成功率85%を達成した。

【4. ピースピッキングロボットのシステム技術の開発】

【4-1】 ロボットの選定とシミュレータのデジタルツインの構築

ロボットを選定。実際のロボットとシミュレータのデジタルツインの環境を構築した。

【4-2】 ピッキングロボットの開発

物体の把持するハンドをプロトタイプに装着する事を前提として研究を行い、人工筋肉と視触覚センサーを使用したハンドを開発した。

【4-3】 ピッキングロボットの評価と最適化

ピッキングロボットのプロトタイプの最適化と製品化を行い、初号機をパッケージメーカー様に導入した。

3-3 研究開発後の課題・事業化展開

(1) 研究開発後の課題

本研究開発では、透明物体を検出するためのカメラ認識技術を構築した。しかし、物流業界の多種多様な商品のピッキングに対応するには、高度なロボットハンドが必要であることも明らかになった。特に、柔軟で繊細な商品や不定形の商品を確実に把持するためには、ロボットハンドの研究開発が必要となる。

今後は、新しいロボットハンドを開発し、汎用性の高いピッキングロボットの実現を目指す。

(2) 事業化展開

透明物体を検出するためのカメラ認識技術を構築し、スーパーロボットビジョン搭載ピッキングロボットの実証実験をパッケージメーカー様にて実施している。

今後は、垂直統合インテグレート企業などを通じて、EC 事業者や物流事業者などへのサンプル出荷や製品販売を目論んでいる。

以上