

修 士 論 文 の 和 文 要 旨

研究科・専攻	大学院情報システム学研究科 情報メディアシステム学専攻 博士前期課程		
氏 名	何 成浩	学籍番号	1550041
論 文 題 目	料理ロボットにおける複数回の切断動作の研究		
<p>要 旨</p> <p>食材の切断作業は、料理作業の基本として、非常に重要である。料理を作る際には、それぞれのレシピに応じて食材を適切な形に切断することが必要となる。例えば、くし切り、引き切り、そぎ切り、輪切りなどである。人間は、食材を切断する際に、複数の感覚を統合して操作をおこなっている。切断動作を開始する前に、まず食材がどの位置にあるか、どのような姿勢になっているか、さらにその食材の形状などの情報を主に視覚によって取得する。続いて、切断動作が行いやすいように、食材を移動したり回転したりして適切な位置姿勢に配置する。切断動作中には、視覚に加えて、包丁からの反力などの力覚のフィードバックによって食材の硬さを把握し、切断に必要な力を調整する。さらに必要に応じて、例えば手触りや臭いなど様々な情報も利用する可能性があるが、切断作業に最低限必要な感覚は視覚と力覚といえる。人間にとっても、これらの感覚を適切にフィードバックして適切な切断動作を行えるようになるには相応の練習が必要となる。したがって、それをロボットで実現するためには解決すべき課題が多い。</p> <p>本研究の目的は、料理ロボットによる複数回の切断作業を、双腕ロボットシステムを用いて実現することである。上述のように、現実的な切断作業には、食材の状態を把握するための認識や、その結果に基づいて食材を切断しやすい状態に移動するための補助的な動作など、切断動作そのもの以外に必要な要素が多い。本研究では、まずそのような切断作業に必須となる補助的な認識・動作について整理し、ロボットにそれを実装した。</p> <p>さらに切断動作そのものも、先行研究で実現した力フィードバックに基づく「ベーシックカット」を発展し、様々な角度での切断を可能にする新たな手法を開発した。このように補助的な認識・動作の導入と新たな切断動作生成手法を組み合わせることにより、食材を複数回切断することを実現した。</p>			

平成29年度修士論文

【料理ロボットにおける複数回の切断動作の研究】

電気通信大学

大学院情報システム学研究科

情報メディアシステム学専攻

学 籍 番 号 : 1550041

氏 名 : 何 成浩

主任指導教員 : 工藤 俊亮

指 導 教 員 : 広田 光一

指 導 教 員 : 佐藤 俊治

提出年月日 : 平成30年3月22日 (木)

平成 29 年度修士論文

料理ロボットにおける複数回の切断動作の研究
Multiple cutting operations in cooking robot

大学院情報システム学研究科
情報メディアシステム学専攻

学籍番号 : 1550041
氏名 : 何 成浩
主任指導教員 : 工藤 俊亮 准教授
指導教員 : 広田 光一 教授
指導教員 : 佐藤 俊治 准教授
提出年月日 : 平成 30 年 01 月 25 日 (木)

目次

第1章 緒言	6
1.1 サービスロボット	6
1.2 料理ロボット	6
1.3 研究の目標	7
1.4 論文構成	8
第2章 料理ロボットにおける切断作業	9
2.1 人間での切断作業	9
2.2 ロボットにおける切断作業	10
2.3 先行研究で解決できない課題	10
2.4 本研究のアプローチ	12
第3章 複数回の切断作業	13
3.1 角度可変な切断動作	13
3.1.1 角度が変な切断動作の重要性	13
3.1.2 「ベーシックカット」に基づく角度可変な切断動作	13
3.2 複数切断のための補助的な作業	15
3.2.1 補助的な作業の役割	15
3.2.2 把持動作	16
3.2.3 移動・回転動作	16
3.2.4 裏返す動作	18
3.2.5 押さえる動作	20

3.3	複数回の切断作業に応じる認識手法	22
3.3.1	各動作に必要な情報	22
3.3.2	切断面に基づく認識手法	23
3.3.3	RANSAC アルゴリズムによる平面検出	24
3.3.4	PCA による食材の座標系定義	25
3.4	認識実験	26
3.4.1	実験手法	26
第 4 章	実験	32
4.1	双腕ロボットシステム	32
4.2	各動作の実装	34
4.2.1	把持動作	34
4.2.2	移動・回転動作	36
4.2.3	裏返す動作	36
4.2.4	押さえる動作・角度可変な切断動作	39
4.3	実験 1	41
4.4	実験 2	44
4.5	考察	46
第 5 章	結言	47

目 次

1.1	2035年に向けたロボット産業の将来市場予測	7
2.1	先行研究での切断	11
2.2	人間での切断作業	12
3.1	角度可変な切断の例	14
3.2	角度可変な切断の関係図	15
3.3	切断面に合わせる把持	17
3.4	食材の形状による把持	17
3.5	移動・回転動作	18
3.6	裏返す動作	19
3.7	提案した裏返す動作	19
3.8	押さえる動作	21
3.9	くし切りにおける目標点 t の選択	22
3.10	平面抽出の模式図	24
3.11	PCAによる座標系定義の模式図	25
3.12	丸いじゃが芋の認識結果	28
3.13	裏返した半分じゃが芋の認識結果	29
3.14	裏返していない半分じゃが芋の認識結果	30
3.15	四分の一じゃが芋の認識結果	31
4.1	双腕ロボットシステム	33

4.2	把持動作の説明	34
4.3	実装した把持動作	35
4.4	実装した移動・回転動作	36
4.5	手首を 180°を回転	37
4.6	実装した裏返す動作	38
4.7	切断動作を行う前の準備	39
4.8	切断動作と押さえる動作	40
4.9	三つの状態のじゃが芋	41
4.10	認識の不具合で失敗した例	42
4.11	可動領域を越えた失敗例	43
4.12	押さえる動作の失敗例	43
4.13	「男爵薯」と長い「メイクイン」	44
4.14	切断手順	45
4.15	切断結果	45

表 目 次

4.1 各動作を四回実行した結果	42
----------------------------	----

第1章 緒言

1.1 サービスロボット

総務省は平成29年の調査 [1] により、日本労働人口が今後減少すると予測している。また、日本経済産業省が2015年1月に公表した「2015ロボット新戦略」[2]では、2015年から2020年までの五年間で、ロボット開発に関する民間投資の拡大を図り、1000億円規模のロボットプロジェクトの推進を目指すとしている。そのなか、人工知能を活用したサービスロボットが注目されている。NEDOロボット白書2014 [3]によると、2035年にはロボット産業全体で9.7兆円、サービスロボットは、産業用ロボットの約2倍の規模となると予測されている。さらに、2020年に東京オリンピックを迎えるため、サービス産業の成長が期待される。サービスロボットとは、人間の能力の拡張・作業の補助・生活の支援をサポートするロボットである。しかし、サービスロボットの現状としては、専門家のレベルに達しておらず、これからたくさんの課題に挑戦しなければならない。そのため、サービスロボットの研究には深い意味がある。

1.2 料理ロボット

料理作業は非常に重要な日常作業である。近年、料理ロボットは人間の生活を支援するサービスロボット、もしくはホームロボットと呼ばれ、新たな研究領域として現れた。しかし、今の世の中に、存在している料理ロボットがかなり少ない。

[4]により、料理にあるすべての調理作業を、「切る」、「混ぜる」、「炒める」、「煮る」、「余熱する」、「置く」の6種類に分類する。それぞれの調理作業には数え切れないやり方が存在し、

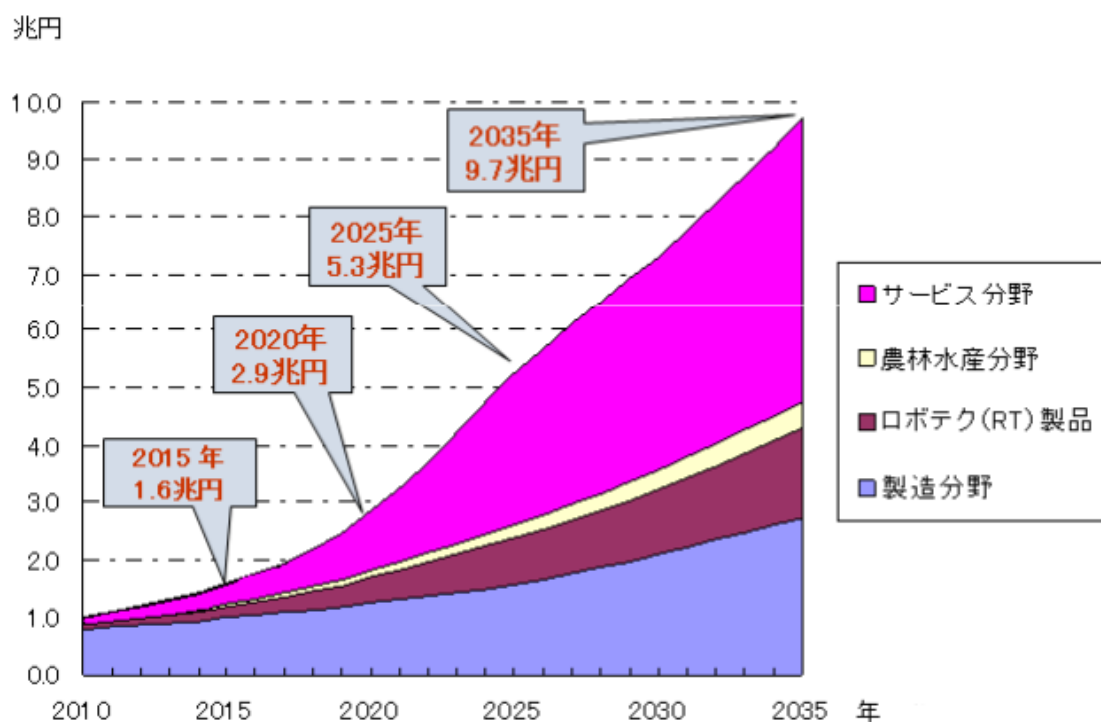


図 1.1: 2035 年に向けたロボット産業の将来市場予測

人間でさえ全部把握することは困難である。それを一つ一つロボットに実装するのは、これから挑戦する課題になる。そこで、我々が料理ロボットについての研究を行っている。

したがって、「切る」という食材を料理に必要な形状に切断する作業は、調理作業の最も基本的な作業であると我々は考えており、これから力を入れる研究である。

1.3 研究の目標

本研究の目的は、料理で最も基本的な切断作業を複数回で行えるように、双腕ロボットシステムを用いて実現することである。具体的には、先行研究で実現した力フィードバックに基づく「ベーシックカット」と呼ばれる切断方法を発展し、複数切断作業を行うために必要な作業とその動作に応じる認識を加え、食材を複数回切断することで料理的な切断を実現することである。また、提案手法の有効性を実験によって評価した結果について報告する。

1.4 論文構成

本論文の構成は次の通りになる。第2章では、人間の切断作業を参照し、ロボットにおける切断作業の課題を論じる。そして、第3章で切断作業に欠かせない複数回の切断作業を角度可変な切断動作と補助的な動作について論じ、必要な認識手法を提案する。第4章では、提案した動作と認識手法を双腕ロボットに実装し、じゃが芋をくし切りにするタスクの実験を行うことで提案手法の有効性を検証する。最後に、第5章で本研究の結論を述べる。

第2章 料理ロボットにおける切断作業

食材の切断作業は、料理作業の基本として、非常に重要である。どのような料理を作る前にも、レシピに応じて食材を特定の形に切断することが必要である。例えば、くし切り、引き切り、そぎ切り、輪切りなどである。人間は視覚・力覚などの感覚を統合して切断作業を行っているが、練習が必要である。それをロボットで実現することは更に平易ではない。なぜなら、①同じ種類の切断操作であっても、手先軌道が毎回同じになるとは限らないからである、②同じ種類の食材であっても、品種によって形も違うからである（じゃが芋の場合は、丸い「男爵薯」と長い「メークイン」など）、③同じ品種であっても、個体差が存在するからである。そこで、切断作業をロボットに実装するために、食材の種類・品種・個体差の違いに応じる必要がある。今井らが [5] で食材の位置・姿勢を認識し、食材を一回切断することを実現した。しかし、食材を一回切断されたら、位置・姿勢・形状がまた変更するため、その手法だけで料理を行うことはできない。

2.1 人間での切断作業

食材の切断作業は、料理作業の基本として、非常に重要である。料理を作る際には、それぞれのレシピに応じて食材を適切な形に切断することが必要となる。例えば、くし切り、引き切り、そぎ切り、輪切りなどである。人間は、食材を切断する際に、複数の感覚を統合して操作をおこなっている。切断動作を開始する前に、まず食材がどの位置にあるか、どのような姿勢になっているか、さらにその食材の形状などの情報を主に視覚によって取得する。続いて、切断動作が行いやすいように、食材を移動したり回転したりして適切な位置姿勢に配置する。切断動作中には、視覚に加えて、包丁からの反力などの力覚のフィードバックに

よって食材の硬さを把握し、切断に必要な力を調整する。さらに必要に応じて、例えば手触りや臭いなど様々な情報も利用する可能性があるが、切断作業に最低限必要な感覚は視覚と力覚といえる。

2.2 ロボットにおける切断作業

人間にとっても、これらの感覚を適切にフィードバックして適切な切断動作を行えるようになるには相応の練習が必要となる。したがって、それをロボットで実現するためには解決すべき課題が多い。[6]では、山口らがロボットマニピュレーションの現在の研究と将来の方向性を議論した。彼らは人間が日常的にこなしているマニピュレーションタスクのほとんどについて、ロボットに置き換えることが困難であると考えている。主な原因は、日常生活で行っているマニピュレーションの対象物はほぼ非剛体であるため、これらの物体のダイナミクスは解析的なモデル化が困難であるためである。近年、深層学習を強化学習に応用した深層強化学習が盛んに研究されているが、日常生活における操作対象物は色・形状・硬さなど多様であるため、学習のための報酬を定義しにくく、決めた行動は汎用的な問題で実用化が阻害されている。

今井らは [5] で、デプスカメラと力覚センサーを用いて、対象食材の位置姿勢の認識と切断操作を再利用性の高いスキルとして双腕ロボットに実装した。その手法では、食材の情報を学習せずに、次に行うつもりでの操作による必要な特徴量を認識手法を用いて取り出す。それで、対象食材作業環境や操作対象の個体差に対応し、食材を一回まで切断することを実現した。以上の二つの結論を比べた結果として、本論文では、今井らの方針を引継ぎ、より複雑な切断作業を実現した。

2.3 先行研究で解決できない課題

今井らは [5] では、机上有る食材を真ん中から一回切断することを実現した。しかし、これを繰り返すだけでは料理的な切断には足りない。なぜなら、食材が一度切断されたら、包

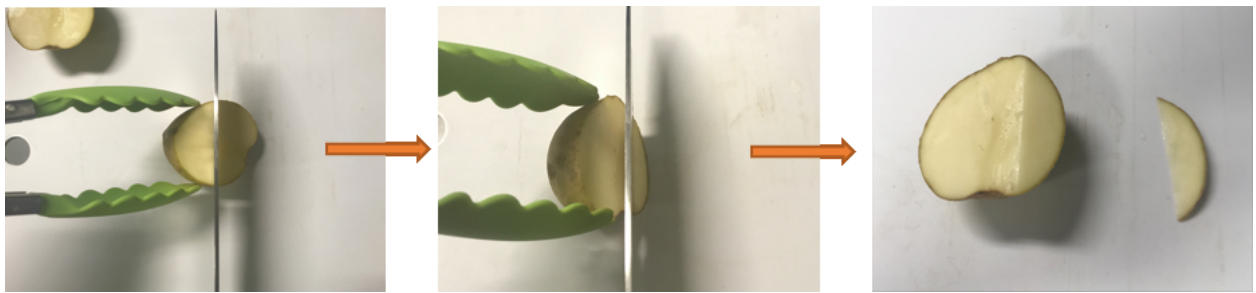


図 2.1: 先行研究での切断

丁との相対位置によって右部分と左部分に分けられる。その二つの部分はそれぞれの位置・姿勢・形状がまた変わる。図2.1のようにじゃが芋を一回切断した。切断された部分は切断面が上になっている状態に変わる。もし [5] に記述した切断手法で切断面が上になる状態で再度切断すると、食材が安定ではない問題で切断が失敗になってしまい、予定と全く違う形状に切断される可能性が高い。もちろん、切断する時に食材を正しく安定して把持すれば切断の成功率が高まるが、食材の形状・硬さが多様であるため、一つの把持方法では全ての場合に適用できると思わない。

そこで、食材を安定して把持するより、食材を安定な状態に配置するのは、我々が考えている戦略である。それは人間が食材を切断する手順から得られた経験である。図2.2は人間が切断した食材をもう一度真ん中から切断しようとした場合の流れを示す。テーブル上の任意の場所に一回切断された食材がある。まず、視覚で食材の位置そして切断面の向き（姿勢）を認識し、安定のため次に食材を裏返す必要があると判断した。裏返すために、食材を把持・移動・回転して自分の真正面に置く。そして、食材を裏返すことで切断面を下方向にする。最後に、食材を押さえてもう一回切断する。

今井らの手法では、食材の位置と大まかな姿勢（切断面が含まれていない）だけを認識している。その手法を繰り返すことで人参やキュウリなど棒の食材を輪切りにすることができるが、くし切りなどの複数回切断には足りない。

くし切りなどの複数回切断には、食材を移動・回転以外に、裏返す動作・押さえる動作など補助的な作業及び角度可変な切断動作が必要になる。

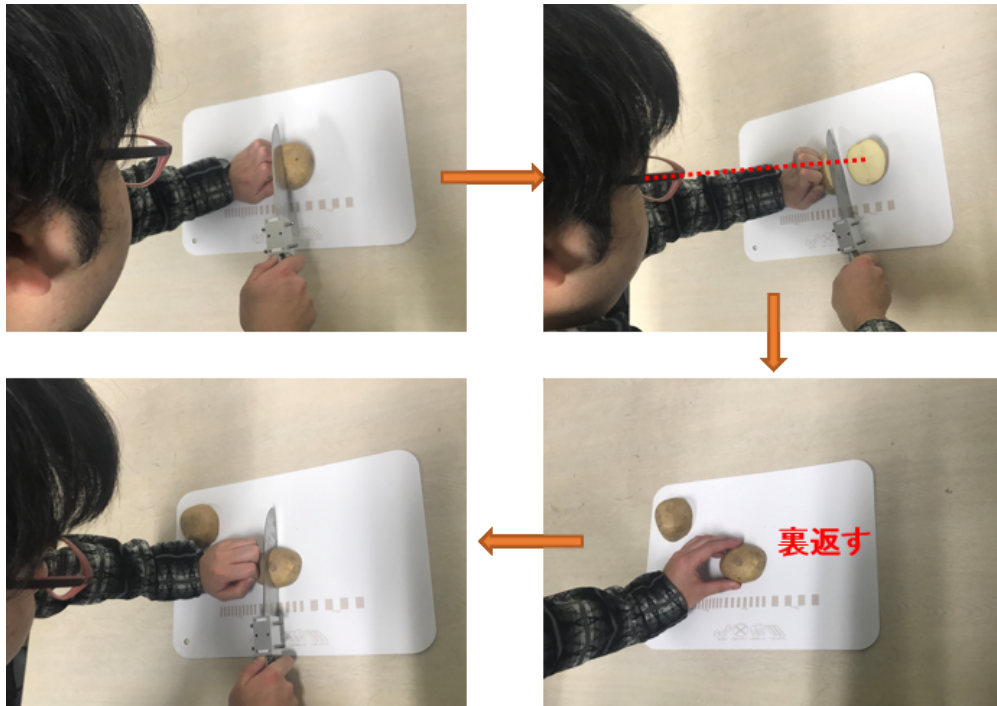


図 2.2: 人間での切断作業

2.4 本研究のアプローチ

本研究の目的は、料理ロボットによる複数回の切断作業を、双腕ロボットシステムを用いて実現することである。2.1 で述べたように、現実的な切断作業には、食材の状態を把握するための認識や、その結果に基づいて食材を切断しやすい状態に移動するための補助的な動作など、切断動作そのもの以外に必要な要素が多い。本研究では、まずそのような切断作業に必須となる補助的な認識・動作について整理し、ロボットにそれを実装した。さらに切断動作そのものも、先行研究で実現した力フィードバックに基づく「ベーシックカット」を発展し、様々な角度での切断を可能にする新たな手法を開発した。このように補助的な認識・動作の導入と新たな切断動作生成手法を組み合わせることにより、食材を複数回切断することを実現した。

第3章 複数回の切断作業

人間が食材を食べやすくするため、味をしみ込みやすくするため、また、見た目をよくするため、食材を様々な形状に切断する。食材の位置・姿勢を揃えながら、何回も切断するのは常識である。ただの一回切断は明らかに料理的な切断作業にはならない。本章では料理的な切断作業に欠かせない複数回の切断作業を角度可変な切断動作と補助的な動作二つ点から紹介する。また、それぞれの動作に必要な認識手法を提案する。

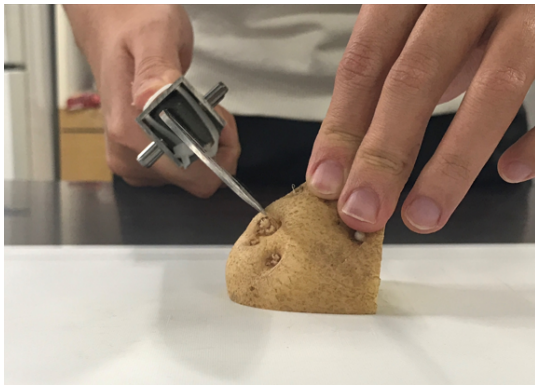
3.1 角度可変な切断動作

3.1.1 角度が変な切断動作の重要性

多くの場合に、包丁をまな板と垂直に降ろして食材の切断を行っている。しかし、垂直ではなく斜めに切断する場合も存在する。図3.1のような例を挙げる。食材を四分の一からくし形に切断しようとした場合に、食材の局面側の斜め方向から切断する必要がある。そぎ切りも同じに斜め切り動作を求める。もちろん、食材の姿勢をある程度変えれば、垂直に切断しても同じ形状が得られるが、食材を安定に把持して特定の姿勢に固定するのをロボットに実装することより、包丁の角度を変え、食材を安定した姿勢で切断するのが成功率が高まると、我々が考える。

3.1.2 「ベーシックカット」に基づく角度可変な切断動作

今井らが [5] で実装したカフィードバックに基づく「ベーシックカット」では、食材の中心が切断目標点になり、目標点の上から包丁を降ろす。食材の表面と接触する時点から目標



安定の姿勢で斜め切断



安定でない姿勢で垂直に切断

図 3.1: 角度可変な切断の例

点に至るまで包丁を前後に動かす。それで、食材を上から切断することができるが、任意の角度で切断することはできない。

そこで、これからその「ベーシックカット」を発展して角度可変な切断動作を実現する手法を紹介する。角度可変な切断では、二つの情報が求められる。それは、「角度」と「目標点」である。角度は包丁の向きが垂直方向から離れる角度になり、「目標点」は包丁が最終に止まる場所である。

図 3.2 が角度可変な切断の原理図を示す。t は目標点になり、 α は角度になる。まず包丁を目標点 t の斜め α° 、距離が l の p 点に移動させる。p 点の座標は式 3.1 で決める。

$$\begin{aligned} p_x &= t_x \\ p_y &= t_y - l \sin \alpha \\ p_z &= t_z + l \cos \alpha \end{aligned} \tag{3.1}$$

それとともに歯も目標点 t に向かせる。そして、包丁を p 点から t 点に移動し食材と c 点で接触させる、その後、包丁を前後に動して切断動作をはじめ、t に至ったら切断を終了する。以上の操作に必要な情報はすべて目標点 t の座標と角度 α に依存している。角度 α は事前に指定できるが、目標点 t は場合によって毎回違う。その目標点 t の決め方は後に紹介する。

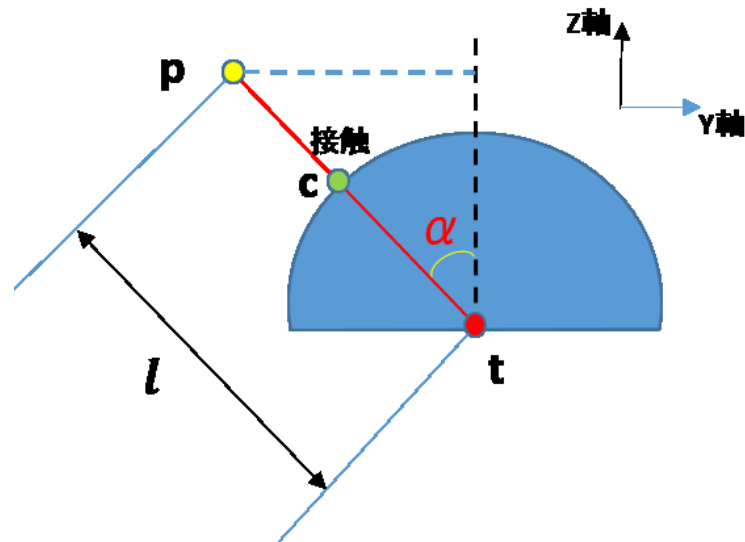


図 3.2: 角度可変な切断の関係図

3.2 複数切断のための補助的な作業

[7]では、把持計画を中心としたマニピュレーションの研究動向がまとめられている。GraspIt! [8], OpenRave [9]などの計画ソフトが登場して以来、三次元形状のの対象物に対して把持姿勢の計算ができるようにした。世の中に、多指ハンドなどのハードウェアの研究が多く存在している [10] [11] [12] [13]。ハンドの構造・機能によって把持計画はかなり違う [14] [15]。

本研究に関わる補助的な作業はすべて平行グリッパに装着した家庭用トングで実現することとする。

3.2.1 補助的な作業の役割

角度可変な切断だけで食材をより複雑な形状に切断することはまだできない。それを行う前に、図 2.2 で示すような食材を移動・裏返すなど補助的な動作が必要になると考えられる。その一連の動作の役割は、切断するために食材を作業しやすい状態に配置することである。作業しやすい状態とは、二つの点で定義される。それは、食材がロボットの可動領域内にあ

るかどうかと、より安定な姿勢になっているかどうかである。もしそういう補助的な作業がなければ、切断の成功率はかなり低くなる。補助的な作業は大きく分けて、把持動作、移動・回転動作、裏返す動作、押さえる動作の四種類がある。これから、それぞれの動作を紹介する。

3.2.2 把持動作

把持動作は、補助的な作業の基本として、移動・回転・裏返すこと的前提になる。把持を失敗したら、他の動作も続けられなくなる。しかし、食材をそのまま適当に把持したら、落ちたり、滑ったりという問題が存在する。その問題が起きたら、食材の状態が制御不能なパターンに悪化する。それを防ぐために、食材を正しく把持することが重要である。では、一体どのような把持方法がより正しいだろうか。まず、把持の失敗例を見せよう。図3.3のように、半分のじゃが芋を把持しようとする。aはじゃが芋にある切断面を考慮せずに把持した場合である。結果として、把持が失敗になってしまった。一方、bのように切断面に合わせた把持は成功になった。そこで、切断面のある食材に対して、切断面に合わせて把持するのが正しいと分かった。

しかし、それだけではない、もう一つの無視できない要素がある。それは食材の形状である。なぜならば、図3.4のように、人間は物を把持する時に、物の短い方向を把持している。それは、短い方向を把持するのはより安定的だからである。その常識から考えると、形状に合わせる必要もある。

以上の議論をまとめて、食材の位置はもちろん、形状と切断面の向きにも合わせた把持動作は、より安定した把持動作である。

3.2.3 移動・回転動作

補助的な作業のもう一種は、移動動作と回転動作である。移動動作は食材を適切な位置に動かすことを行い、回転動作は食材の水平方向の姿勢を調整する。

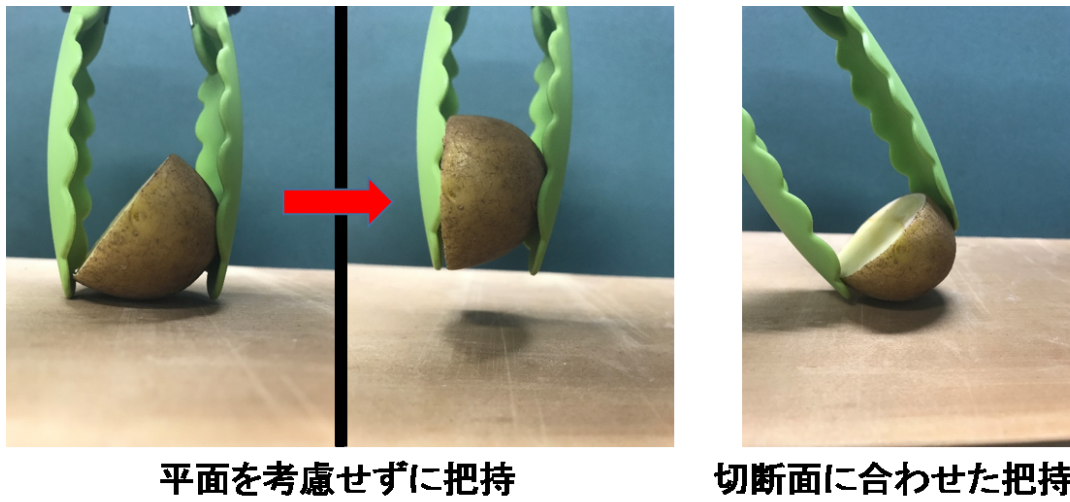


図 3.3: 切断面に合わせる把持

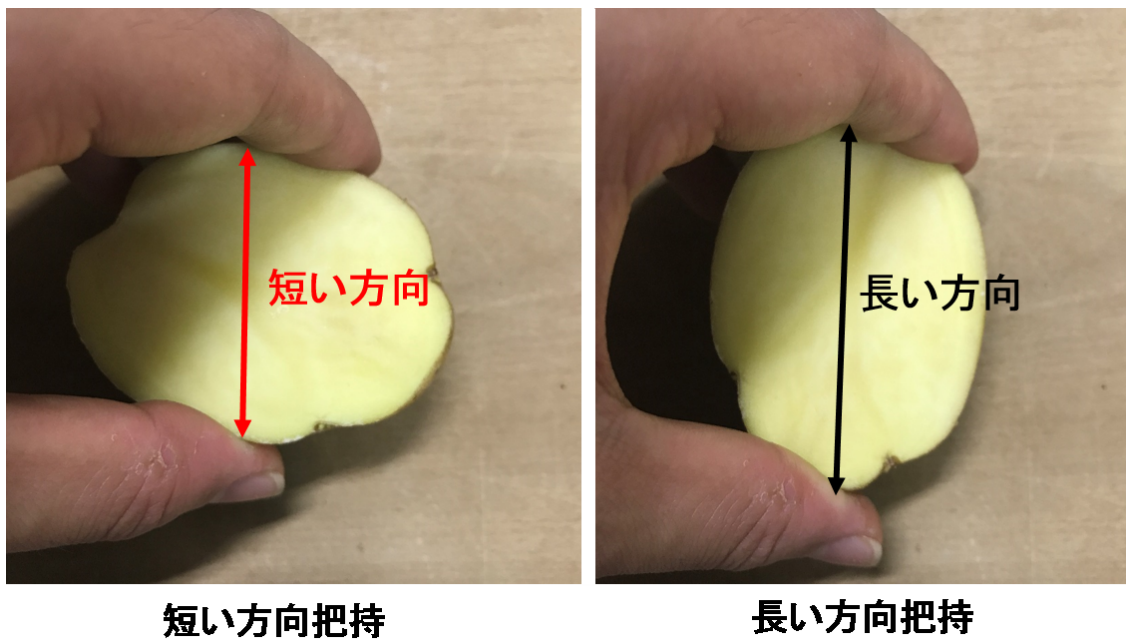


図 3.4: 食材の形状による把持



図 3.5: 移動・回転動作

ロボットの指先で一旦食材を安定に把持したら、食材と指先の相対位置が決定したため、指先を動かすことで把持された食材を移動したり、回転をしたりして、食材の位置・水平方向の姿勢を調整することができる。

3.2.4 裏返す動作

切断タスクによって、食材の位置・水平方向の姿勢の調整だけで食材を作業しやすい状態に配置できるとは言えない。欠かせないのは、食材にある切断面に合わせた裏返す動作である。食材を裏返すとは、上になっている切断面を下向きにする動作である。

人間は手先の微妙な動きで食材を裏返しているが、それと同じような動きをロボットに実装することはかなり難しく興味深い研究である。本研究ではすべての補助的な作業をロボットに装着するトングで実現しようと考えており、図3.7のような裏返す動作を提案する。

食材を斜めにを把持し、空中に持ち上げる。そして、手先を180度で回転することで食材の切断面を下向きに配置する動作になる。

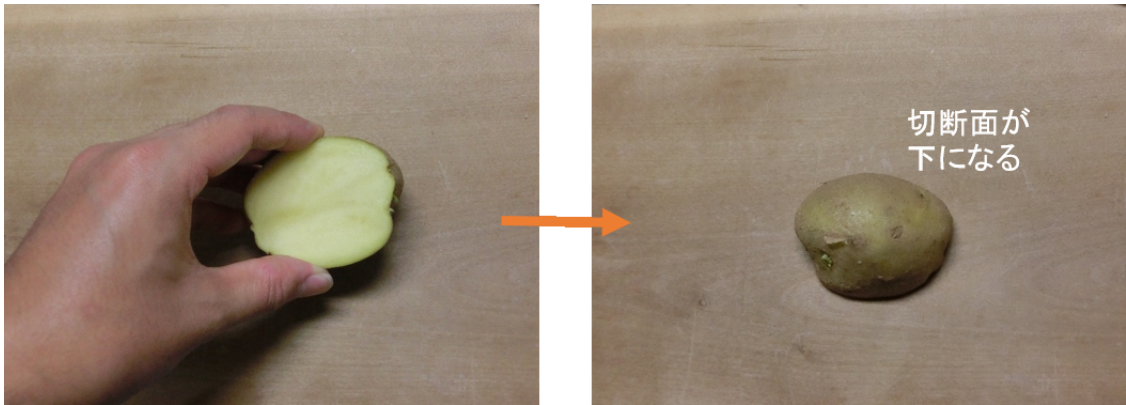


図 3.6: 裏返す動作

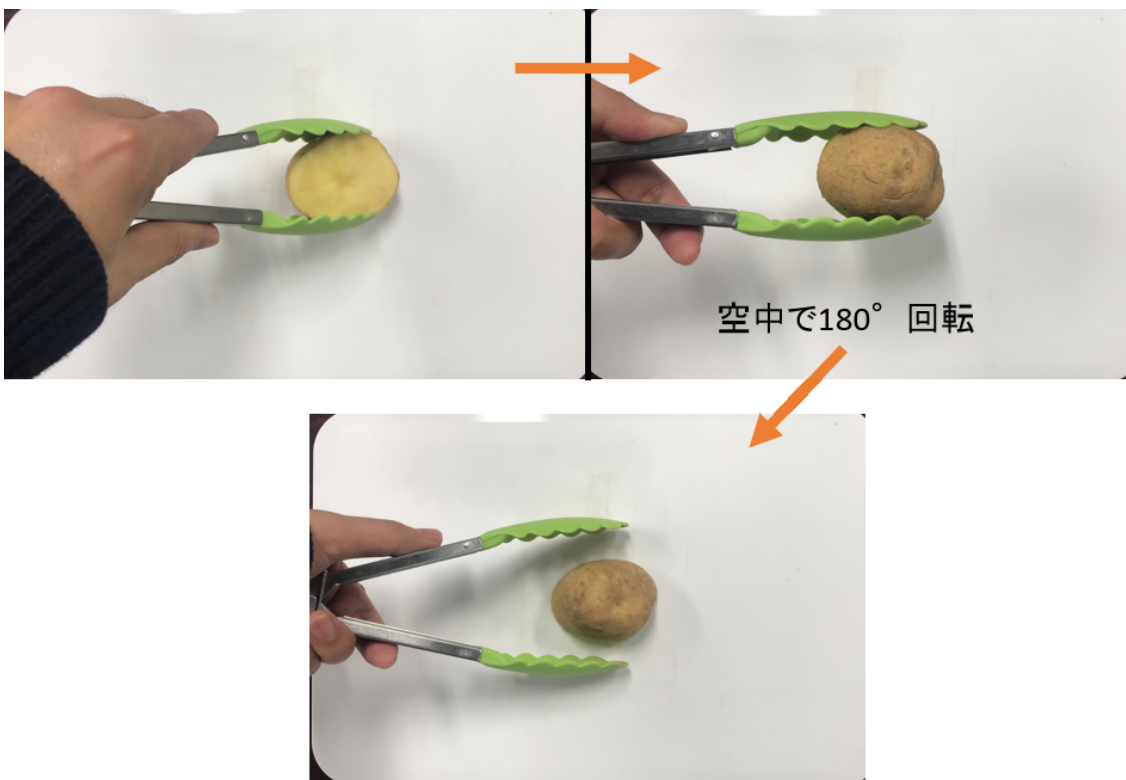


図 3.7: 提案した裏返す動作

3.2.5 押さえる動作

押さえる動作とは、切断中に食材を固定する動作である。厳密に、押える動作は「食材を作業しやすい状態に配置する」動作にならないが、食材を切断する際に食材を「作業しやすい状態」のままに固定することを保証するため、押さえる動作も補助的な作業に含まれる。

論理的に、食材に加える圧力が十分に強いと、まな板と食材の間に発生した摩擦で食材を元の状態に固定できる。それはじゃが芋などの硬い食材に適用できるが、トマトなど軟らかい食材にあまり強い力を加えると潰れる問題が起こる。

考え直すと、押さえる動作を行う際に、二つのポイントがある：

- (1) 食材が動きにくい。
- (2) 押さえる tong が包丁と干渉しない。

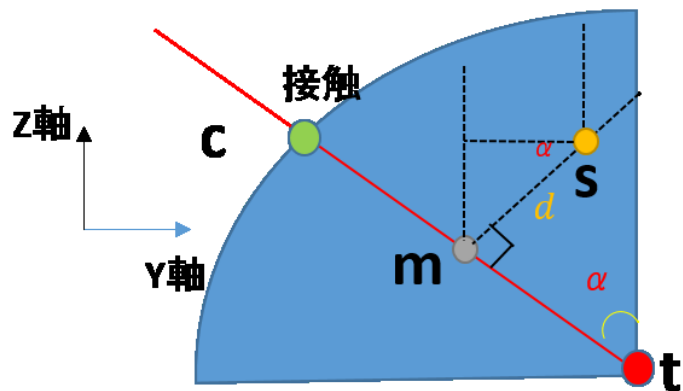
切断する際に、食材が動く方向は包丁の動きで前後に限られた。前後方向からその動く方向を止めれば、(1) の目的を達成できる。切断作業をやる時に、包丁の移動軌道が既に分かっているから、tong をその軌道から避ければ、(2) の目的も達成できる。以上の戦略で考えると、図 3.8 の押さえる動作を実装した。基本的に、図 3.8 の a のように食材を斜め 45 度から把持して押さえる。食材のどこを把持するかというと、図 3.8 の b にある点 s になる。 m 点は包丁と食材接触した点 c と切断目標点 t の中心であり、把持点 s が線 tc への射影である。 m と h の距離 d は事前に指定する。そして、把持点 s の座標は式 3.2 で決められる。

$$\begin{aligned} s_x &= t_x \\ s_y &= \frac{t_y + c_y}{2} + d \cos \alpha \\ s_z &= \frac{t_z + c_z}{2} + d \sin \alpha \end{aligned} \quad (3.2)$$

距離 d を正しく指定すれば、tong が包丁と干渉しない限りぎりぎりまで食材を固定できる。



a. 斜めに押さえる



b. 押さえる点 s の計算

図 3.8: 押さえる動作

3.3 複数回の切断作業に応じる認識手法

上記の内容で、複数回の切断作業に欠かせない角度可変な切断動作と補助的な作業について提案した。これから、じゃが芋をくし切りしようとした場合を例として、各動作に必要な情報と認識手法を提案する。

3.3.1 各動作に必要な情報

角度可変な切断動作と押さえる動作

3.2.1 で話した通り、角度可変な切断動作に必要な情報は切断角度と切断目標点である。切断角度はタスクによって事前に指定できる。問題はその目標点をどの場所にするかということである。

丸いじゃが芋と半分のじゃが芋の場合は、食材の中心からまな板への射影を目標点とすれば正解であるが、四分の一のじゃが芋の場合はそれではいけない。ほしいのは四分の一のじゃが芋にある垂直な切断面の中心からまな板への射影である（図 3.9）。

3.2.5 の記述によって、押さえる動作に関わるパラメータは切断動作のパラメータであるため、切断動作が一旦決まったら抑える動作も決められる。



図 3.9: くし切りにおける目標点 t の選択

把持動作と裏返す動作

一般的に、食材を把持するために、食材がどの場所にあるのかを表す位置情報、及び短い方向を表す形状情報だけが必要である。しかし、切断面が上になる半分のじゃが芋を把持する時に切断面の向きに合わせる必要があるため、その半分のじゃが芋にある切断面の向きを表す姿勢情報も認識しなければならないと考える。

裏返す動作は基本的に斜めにした把持動作であるから、必要な情報は把持動作と同じである。

移動・回転動作

移動・回転動作は、食材を把持してから行う動作であるため、食材をどこに移動するか、どの姿勢に回転するかが分かれば十分である。それは、タスクによって事前に指定できる。

3.3.2 切断面に基づく認識手法

Microsoft 社の Kinect が公開されて以来、Depth カメラを用いた物体認識が数多く研究されている。Depth カメラは、カメラから対象物までの距離を取得することができる。近年、[16] のような環境のデプスとカラー情報を用いて物体のセグメンテーションができています。また、その距離情報を 3次元の点の集合として表現した物はポイントクラウド、あるいは単に点群と呼ばれる。その点群を用いて [17] のように単一のデプスカメラだけで環境の 3D モデルを構築することも出来た。デプスカメラについての研究はロボットのマニピュレーションに多様な可能性を提供した。

それで、[5] では、デプスカメラで取得した食材の点群を処理することで一回切断動作に必要な認識が行われている。しかし、複数回の切断には足りないケースもある。なぜならば、食材を操作する時に、切断面に合わせる必要も生じるためである。例えば、3.3.1 で論じた半分のじゃが芋を把持する動作と四分の一のじゃが芋を斜めに切る動作を行うために、食材にある切断面が参照物とされる。本論文では、以前の手法を発展し、切断面に基づく認識を提

案する.

3.3.3 RANSAC アルゴリズムによる平面検出

上記の議論で，食材にある切断面を抽出する必要がある．切断面は必ず平面であるから，本論文では，デプスカメラで取得した食材の点群に RANSAC アルゴリズム [18] により平面抽出を行う．得られた平面は半分のじゃが芋を把持する動作や四分の一のじゃが芋を斜めに切る動作などに参照される．

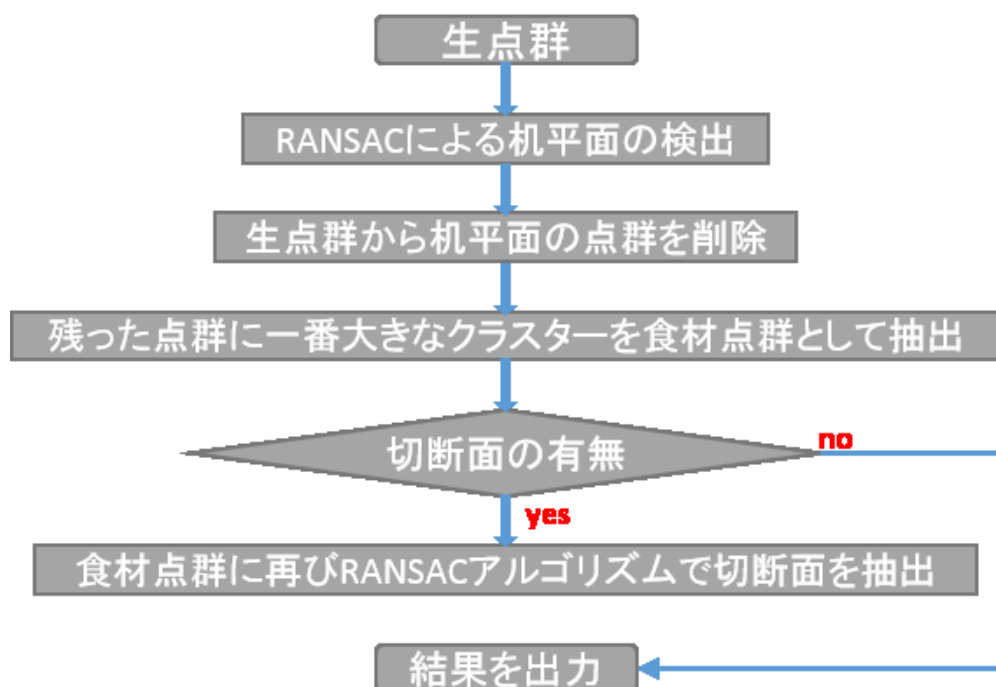


図 3.10: 平面抽出の模式図

図 3.10 に平面抽出手法の概要を示す．デプスカメラを用いて食材の点群を取得する．最初
は，その生データにテーブルの点群も含まれているため，一回 RANSAC アルゴリズムでその
テーブルの点群を削除する．残された点群は食材の点群になる．そして，もう一回 RANSAC
アルゴリズムをかけて残された点群にある平面を抽出する．

3.3.4 PCA による食材の座標系定義

ロボットで物体をマニピュレーションする時に、物体をロボットシステムが認識できる形式に変換する必要がある。それは、ロボットの手先の座標系を物体座標系と一致させることで実現している。それでは、切断面にどのような座標系を与えたら、動作に必要な位置・姿勢・形状情報がすべて分かるだろうか。本節で主成分分析 PCA アルゴリズム [19] により食材座標系の定義方法を述べる。

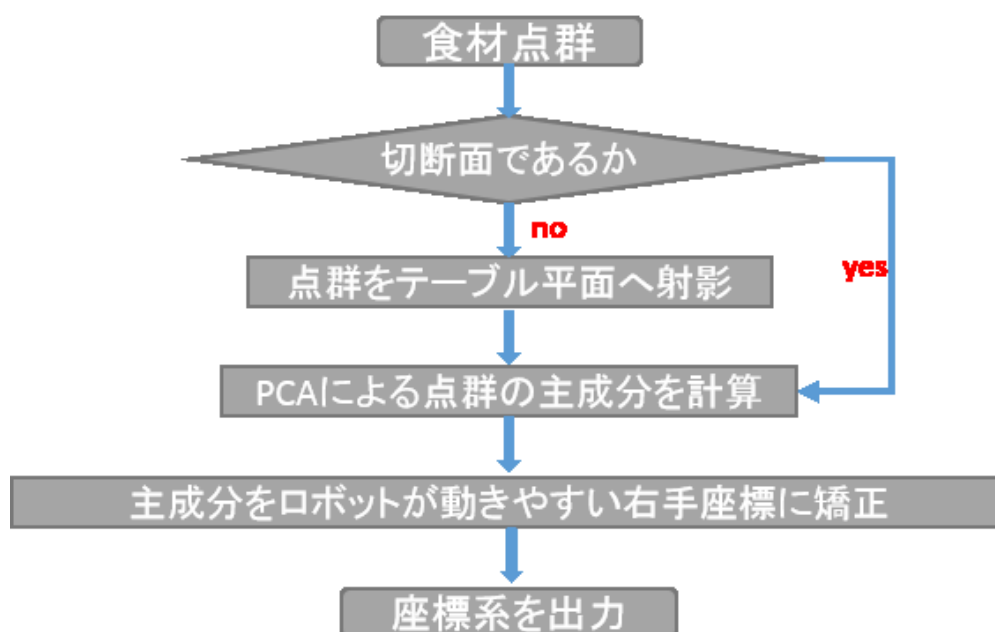


図 3.11: PCA による座標系定義の模式図

図 3.11 に平面抽出手法の概要を示す。PCA アルゴリズムで食材点群、もしくは切断面の点群からデータの分散の大きい順に上位三つの主成分方向を計算する。第一主成分と食材の長い方向、第二主成分と食材の短い方向、第三主成分と食材向きの方向は重なっている。三つの主成分はそれぞれ互いに直交している。しかし、その三つの主成分はデータの分散方向であるため、必ず右手座標系になるとは限らない。

そこで、式 3.3, 3.4, 3.5 で三つの主成分の方向をロボットが動きやすい右手座標系に矯正

する. $food_*$ が食材座標系の軸であり, PCA_i は第*i*番目の主成分である. $base_i$ はロボット base 座標系の軸方向でる.

$$\begin{aligned} & \text{if } (PCA_1 \cdot base_x) \geq 0 : \\ & \quad food_x = PCA_1 \end{aligned} \tag{3.3}$$

else :

$$food_x = -PCA_1$$

$$\text{if } (PCA_3 \cdot base_z) \geq 0 :$$

$$food_z = PCA_3 \tag{3.4}$$

else :

$$food_z = -PCA_3$$

$$food_y = food_z * food_x \tag{3.5}$$

矯正された主成分を座標系の x 軸, y 軸, z 軸として扱い, 座標系を定義する. 座標系の原点が食材の位置を表し, x 軸と y 軸が食材の長い方向と短い方向を表す. それに, z 軸が食材の向きを表す. それで, 食材の位置・姿勢・形状情報を一つの座標系にまとめることができる.

3.4 認識実験

上記の認識手法を確認するために, ロボットにデプスカメラを装着し, 丸いじゃが芋, 半分のじゃが芋, 四分の一じゃが芋にを対象として認識実験を行う.

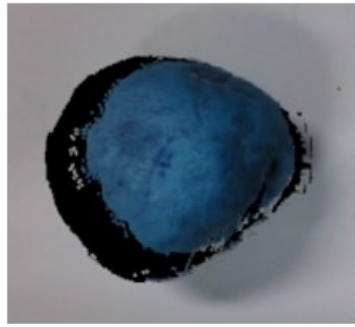
3.4.1 実験手法

抽出できる切断面があるかどうかによって, 対象のじゃが芋を二つグループに分ける. グループ1は切断面が上になる半分のじゃが芋と四分の一のじゃが芋である. グループ2は切

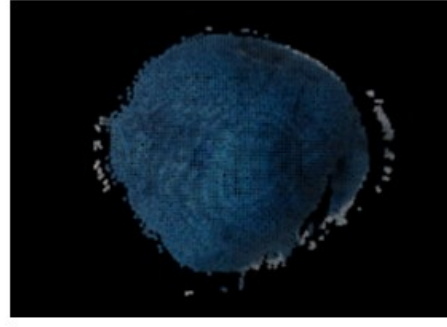
断面がない丸いじゃが芋と裏返した半分のじゃが芋(切断面が下向きであるから)である。それぞれの点群を取得して提案した認識手法を行う。

しかし、グループ2では抽出できる切断面がないため、点群に提案した認識をそのままに使うことはできない。そこで、提案手法をグループ2の場合にも使えるために、グループ2の点群をテーブル平面へ射影した点群を実験対象として使う。

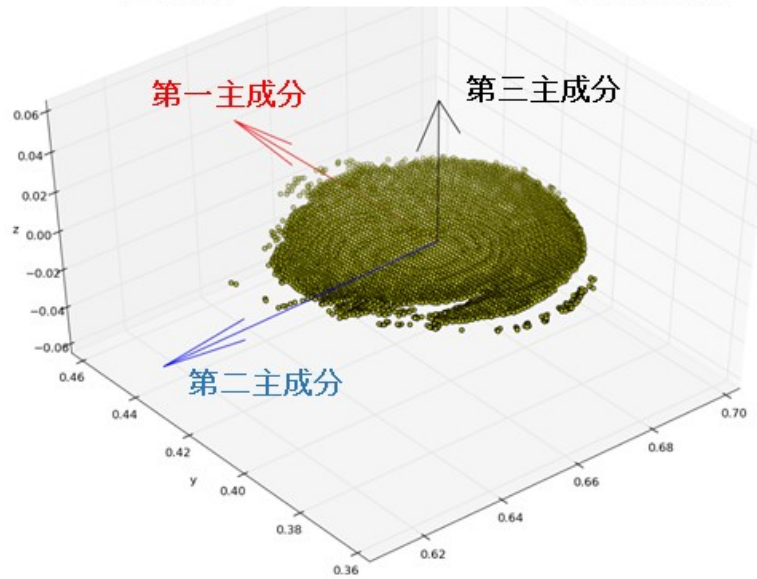
図 3.12, 図 3.13, 図 3.14, 図 3.15 が認識の結果を示す。結果から見ると、どちらのグループでも正しく食材の点群を取得した。グループ1の食材にある平面も綺麗に抽出している。そして、PCA アルゴリズムによる主成分も正しく計算でき、矯正して得られた座標系も予想通りになっている。以上のことから、提案した認識手法が実装したい複数回切断動作に適用できることを確認した。



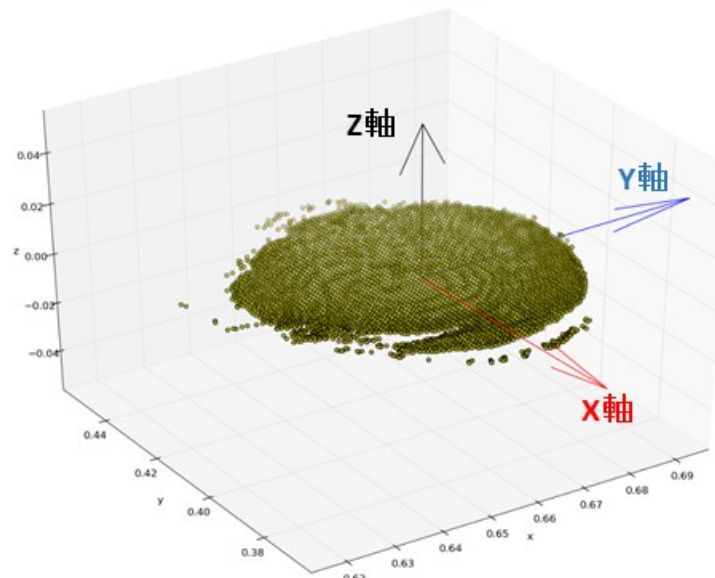
生点群



食材点群

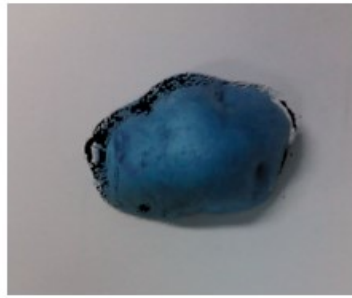


三つの主成分

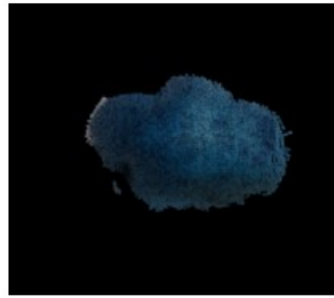


矯正した食材座標系

図 3.12: 丸いじゃが芋の認識結果



生点群



食材点群

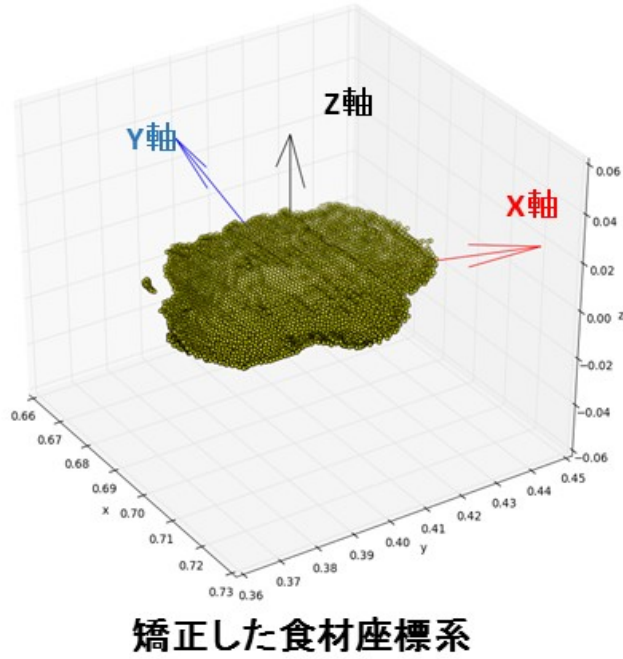
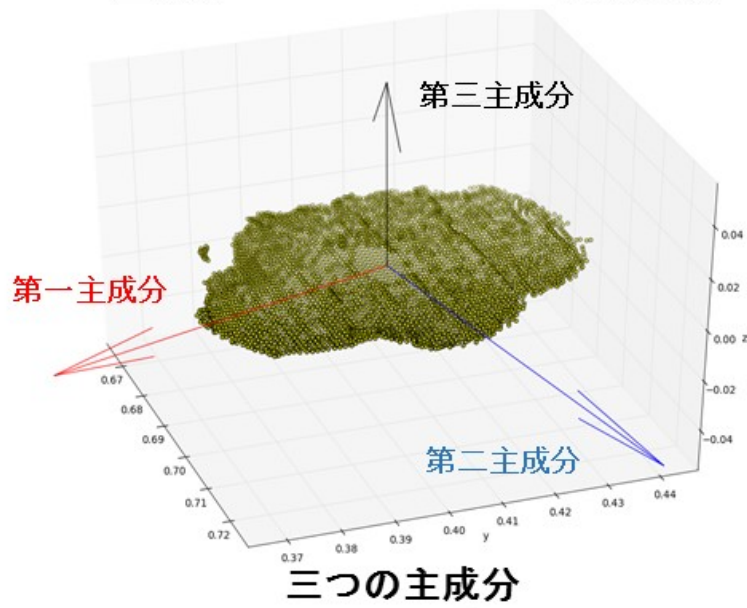
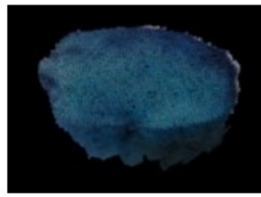


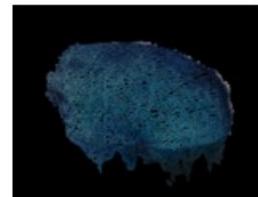
図 3.13: 裏返した半分じゃが芋の認識結果



生点群



食材点群



平面点群

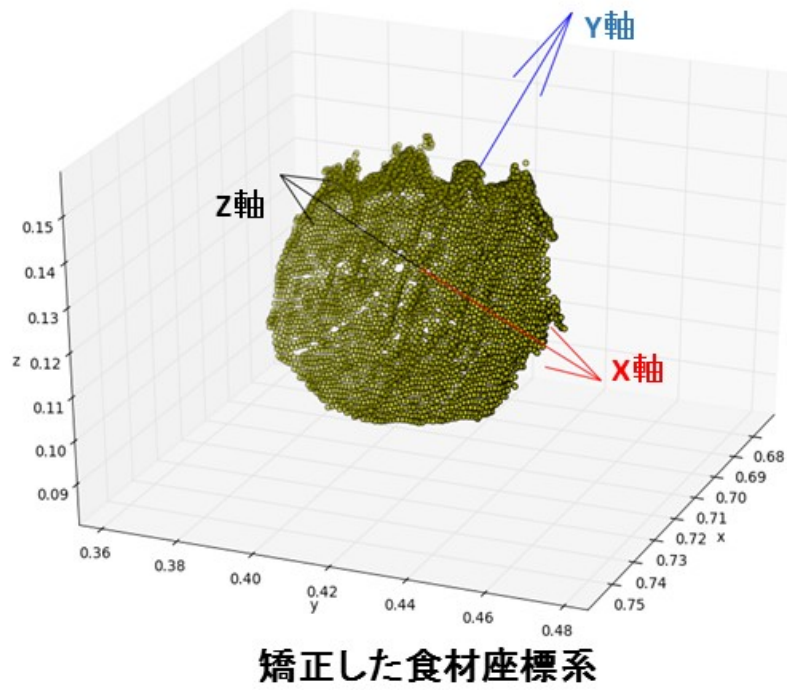
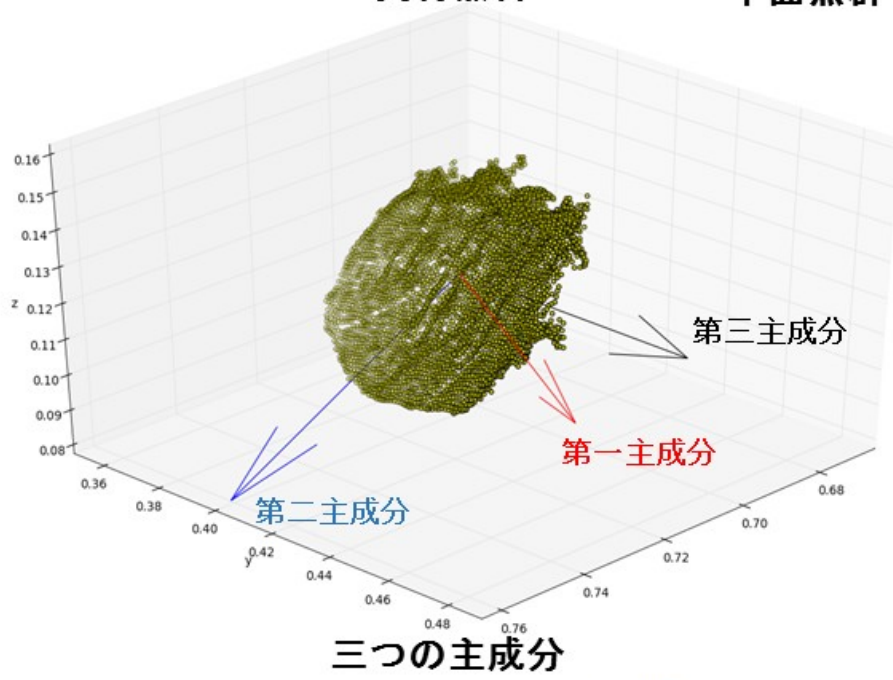
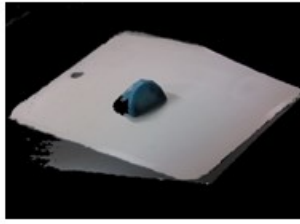
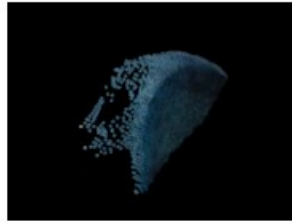


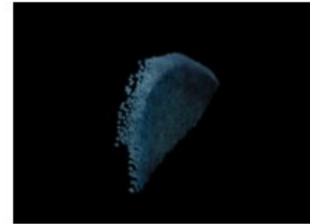
図 3.14: 裏返していない半分じゃが芋の認識結果



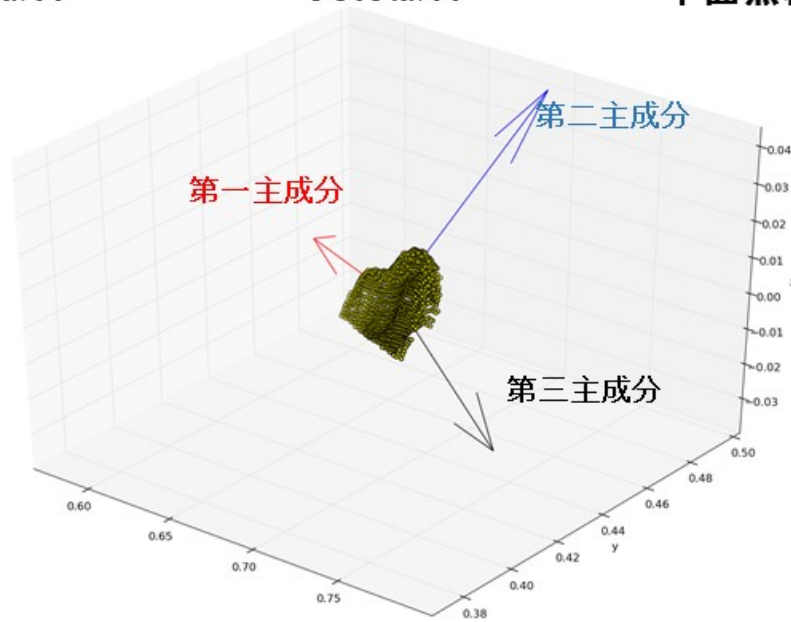
生点群



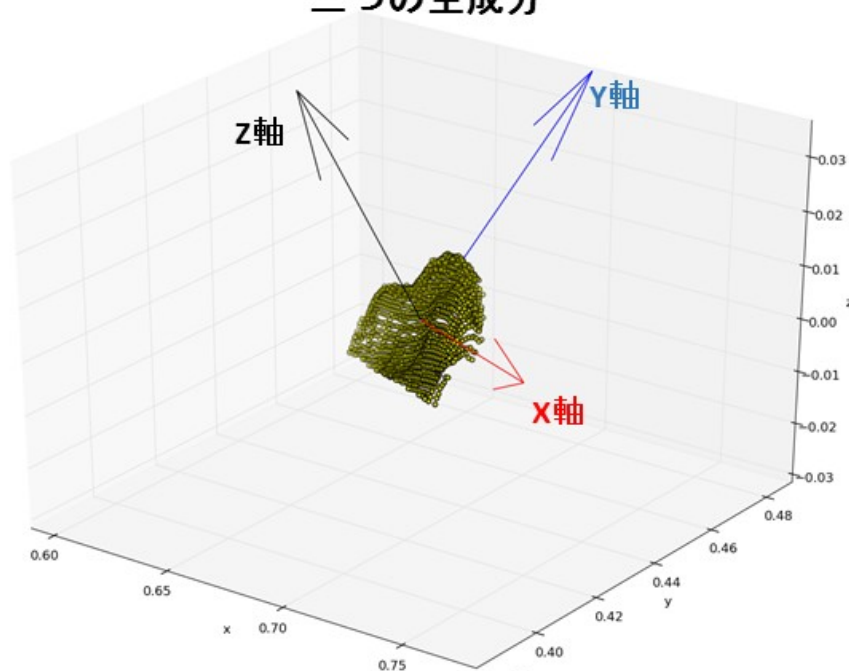
食材点群



平面点群



三つの主成分



矯正した食材座標系

図 3.15: 四分の一じゃが芋の認識結果

第4章 実験

前章で提案した補助的な作業と角度可変な切断動作とそれに応じる認識手法を双腕ロボットシステムに実装した。実装した動作を評価するために実験を行う。

本章では、実装した動作を説明し、動作を評価する実験の結果について述べる。実験内容については、提案した「角度可変な切断動作」と「補助的な動作」の有効性の確認と動作の汎用性の確認である。

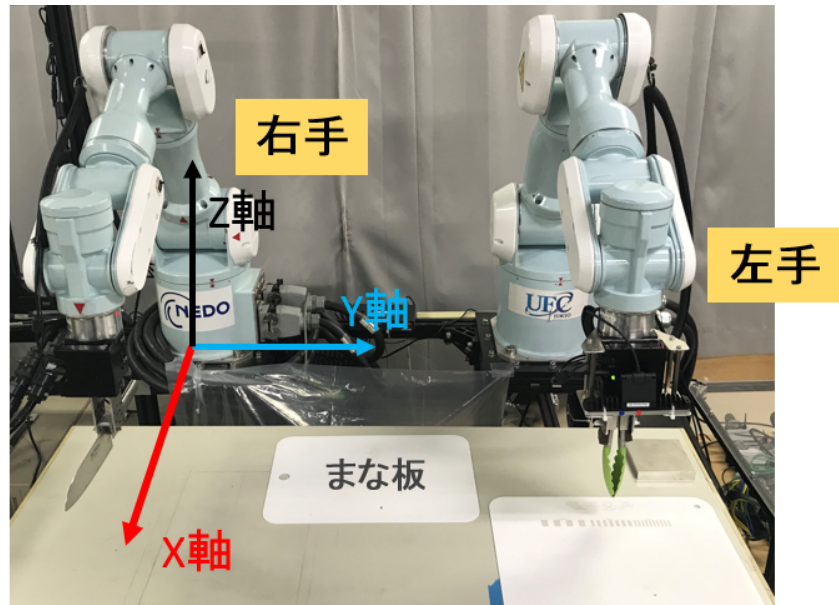
4.1 双腕ロボットシステム

前章では、複数回切断作業に欠かせない「角度可変な切断動作」と「補助的な動作」を提案した。その動作を双腕ロボットシステムに実装した。双腕ロボットシステムの構成としては、三菱重工製の PA10 を 2 機を用い、図 4.1 のようになる。ロボット側から見る左側の一機は「左手」と呼ばれ、右側の一機は「右手」と呼ばれる。ロボット座標系は右手を基準とし、右手の前方方向を x 軸，左方向を y 軸，上方向を z 軸として設定した。

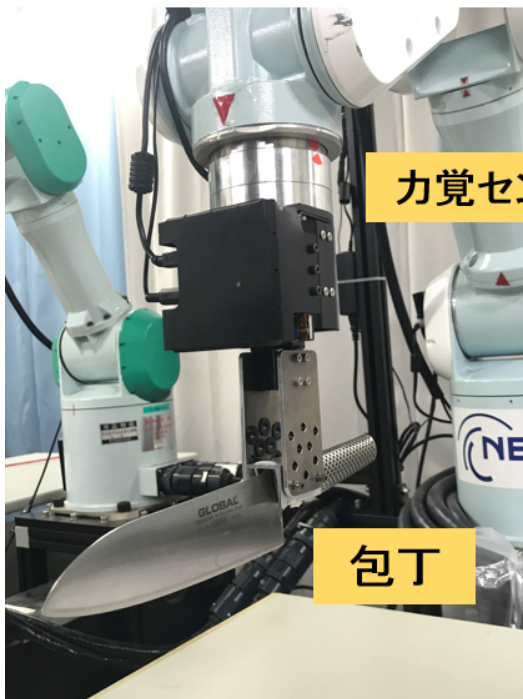
左手には、補助的な作業を行うために市販されている tong を装着する。腕の部分に食材の点群を取得する認識用のデプスカメラ「realsense」を装着する。

右手には、市販されている調理包丁を装着する。腕の部分に包丁が受けた反力を計測する 6 軸力センサーを装着する。

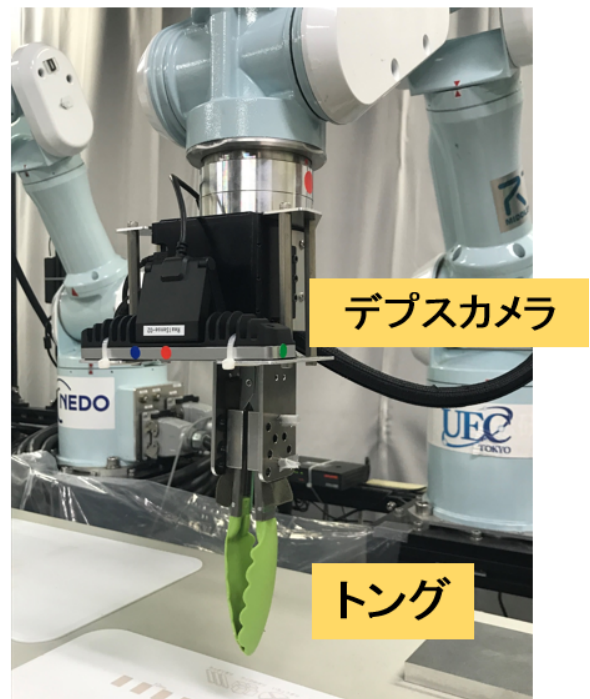
双腕ロボットの前にテーブル一つを用意し、その上にまな板を置いてあり、作業領域とする。



三菱重工製のPA10を2機



右手



左手

図 4.1: 双腕ロボットシステム

4.2 各動作の実装

上記の双腕ロボットシステムに提案した動作を実装する。これから実装した動作を紹介する。

4.2.1 把持動作

ロボットに実装した把持動作とは、ロボット手先に装着するトングの座標系を食材座標系と一致させてトングを閉じることである（図 4.2）。デプスカメラで食材の点群を取得し、RANSAC アルゴリズムと PCA アルゴリズムによって食材の座標系を計算する。切断面に合わせて把持する場合に切断面の座標系を食材座標系とする。それで、図 4.3 のように把持動作を実装した。左手に装着したトングで食材の形状によって短い方向を把持することができ、切断面に合わせる必要がある場合でも正しく合わせて把持できる。

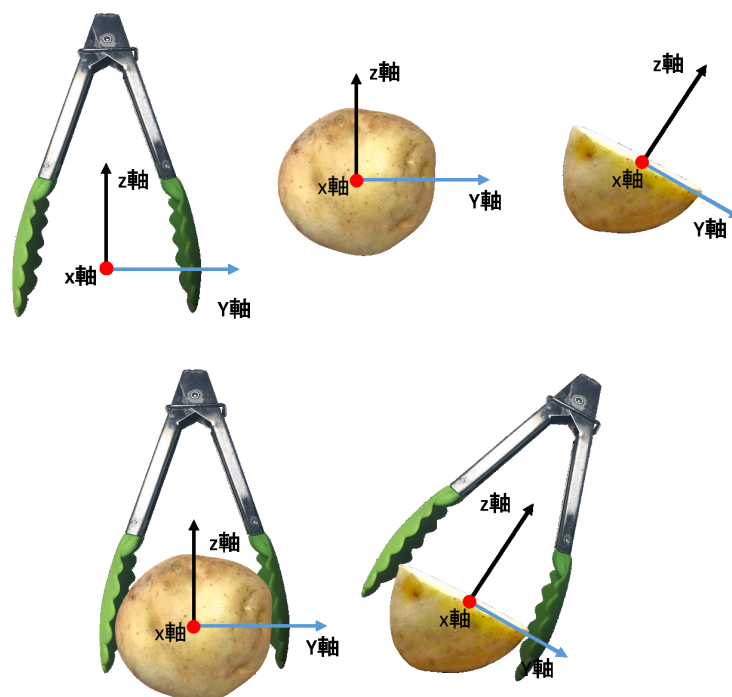
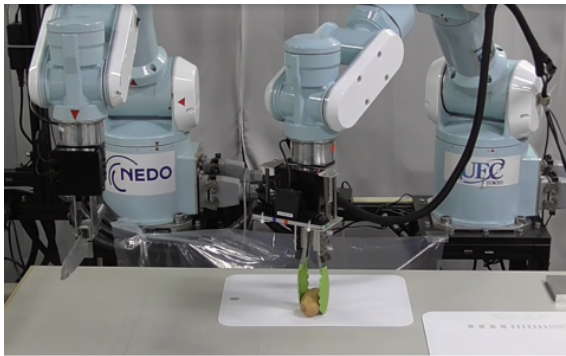
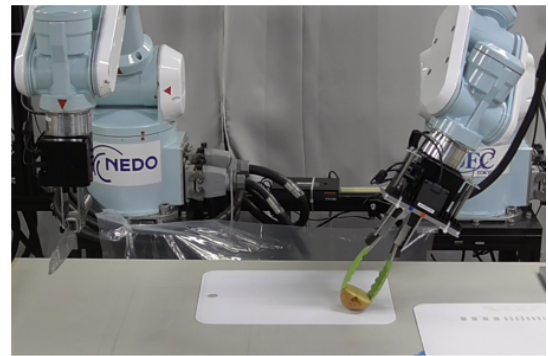


図 4.2: 把持動作の説明



形状だけに合わせた把持



向き・形状に合わせて把持

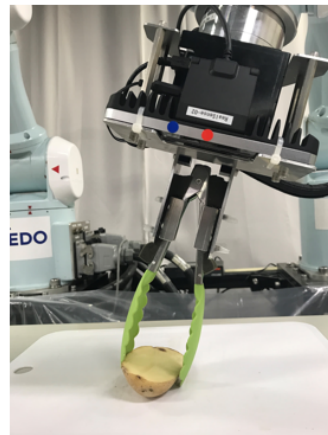
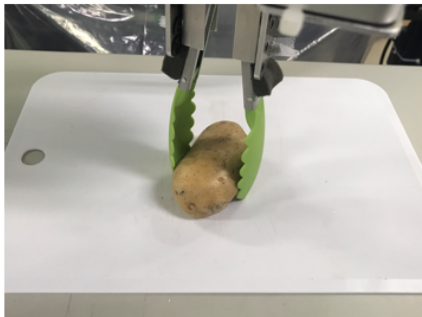


図 4.3: 実装した把持動作

4.2.2 移動・回転動作

食材を図 4.2 のように把持した時に，食材の座標系とロボットの手先に装着するトングの座標系が一致にさせたため，食材を移動・回転することはロボットの手先を動かすことで実現できる．手先に目標の位置・姿勢を指定すれば，食材も同時に移動・回転させられる．したがって，移動・回転動作は図 4.4 のように実現される．まず食材に把持動作を行う．そして，把持している状態でロボットの手先を動かすことで食材を移動・回転することができる．

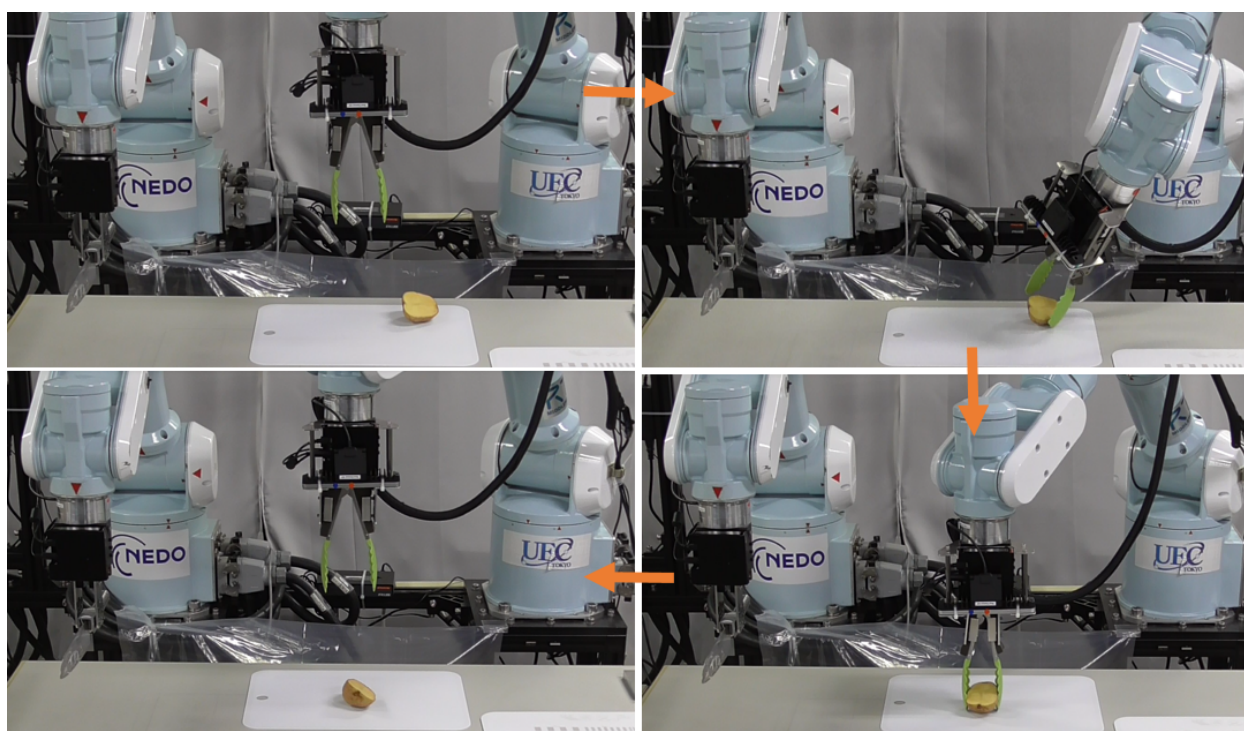


図 4.4: 実装した移動・回転動作

4.2.3 裏返す動作

切断面が上になる食材を裏返すことが必要である．ロボットに実装する裏返す動作は次のようになる．まず食材に把持・移動・回転動作を行い，ロボット座標系の y 軸方向と平行に

配置させる。そして、食材を斜めに把持してから、食材の上に 20cm の場所をもち上げる。手先を 180 回転すると同時に、食材の切断面も下向きに回転させる。

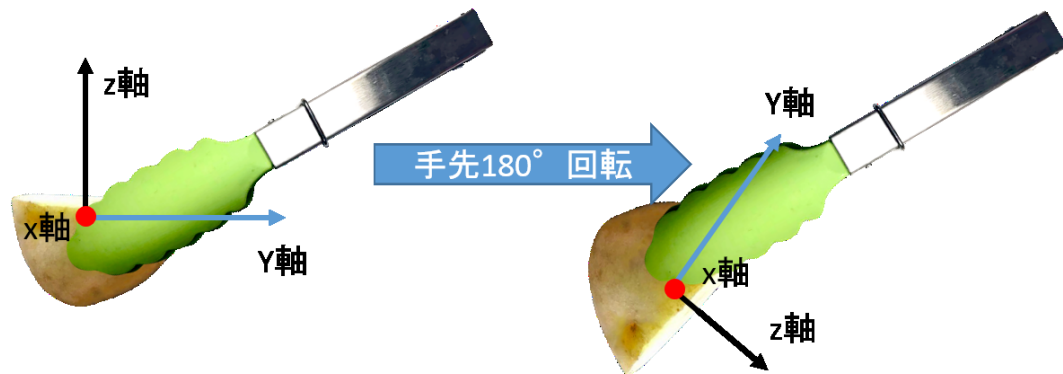


図 4.5: 手首を 180° を回転

図 4.6 が実装した動作を示す。図から見ると、手首を 180 回転することで切断面を完全に下向きにしていなが、そのまま食材を落とすと問題なく裏返された。

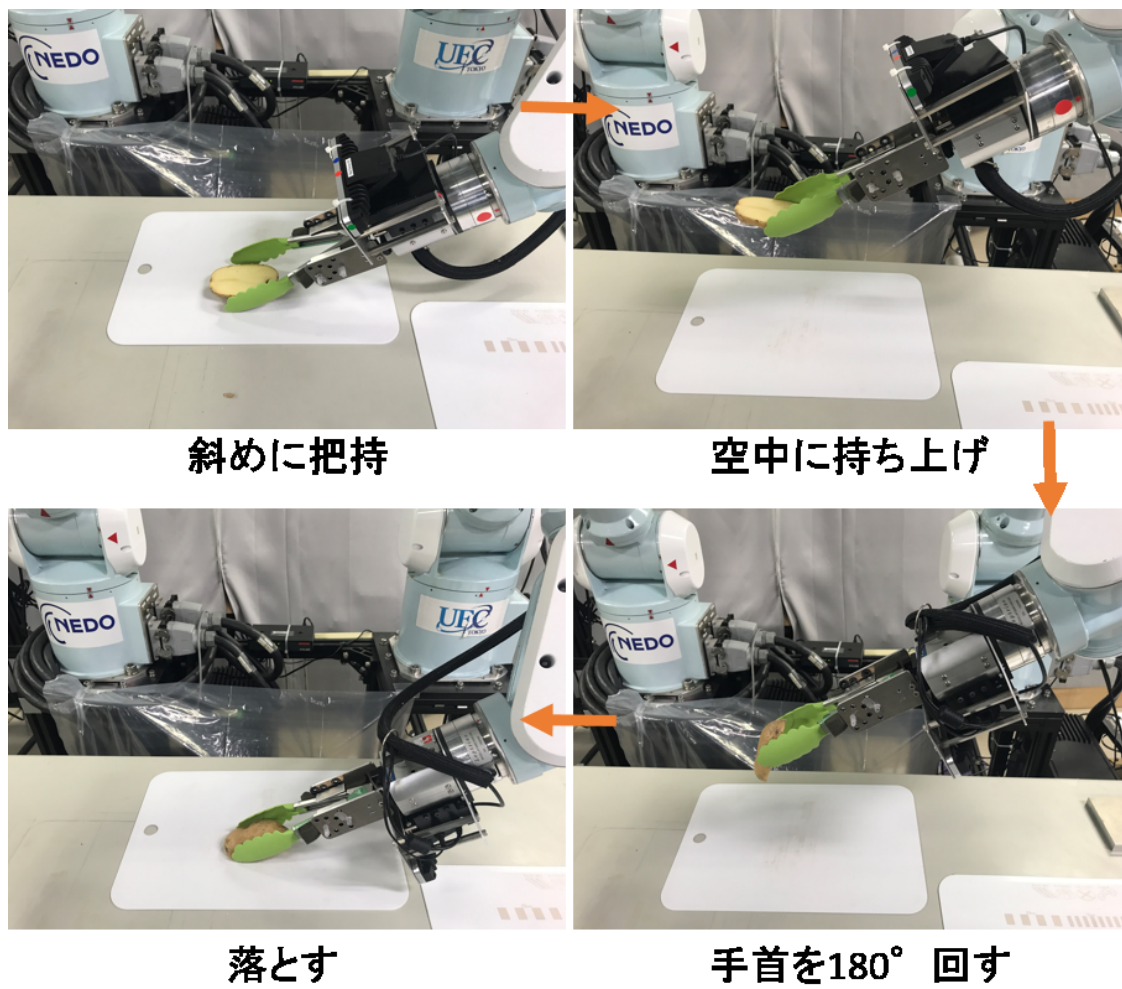
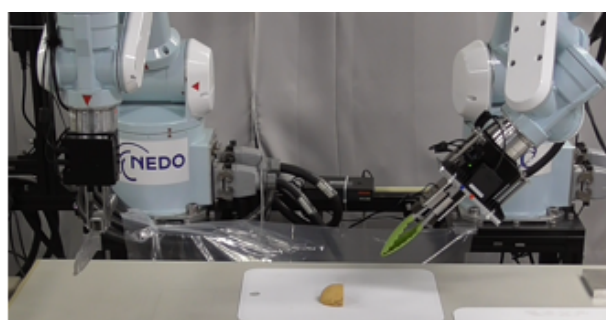


図 4.6: 実装した裏返す動作

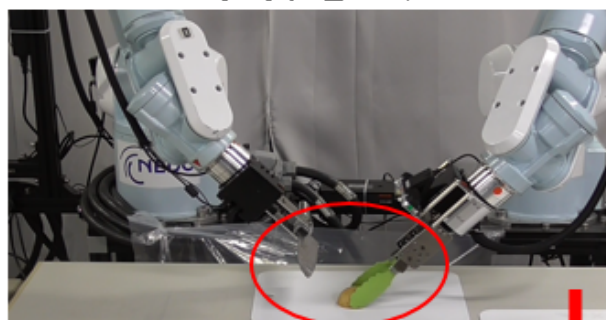
4.2.4 押さえる動作・角度可変な切断動作

抑える動作と角度可変な切断動作が同時に行う。まず、切断に必要な認識を行い、図 3.9 に示す場合によって目標点を計算する。そして、 tong で食材を斜めに押さえ、目標点と指定した角度によって包丁を入れる (図 4.7)。

そして、図 4.8 のように、包丁側のロボットに装着する力覚センサーで包丁と食材が接触したことを検知したら、包丁を一度止め、 tong を図 3.8 の関係で包丁と干渉しないところで食材を押さえる。最後に、包丁を前後に動かして切断を行う。



認識を行う



押さえてから包丁を入れる



図 4.7: 切断動作を行う前の準備

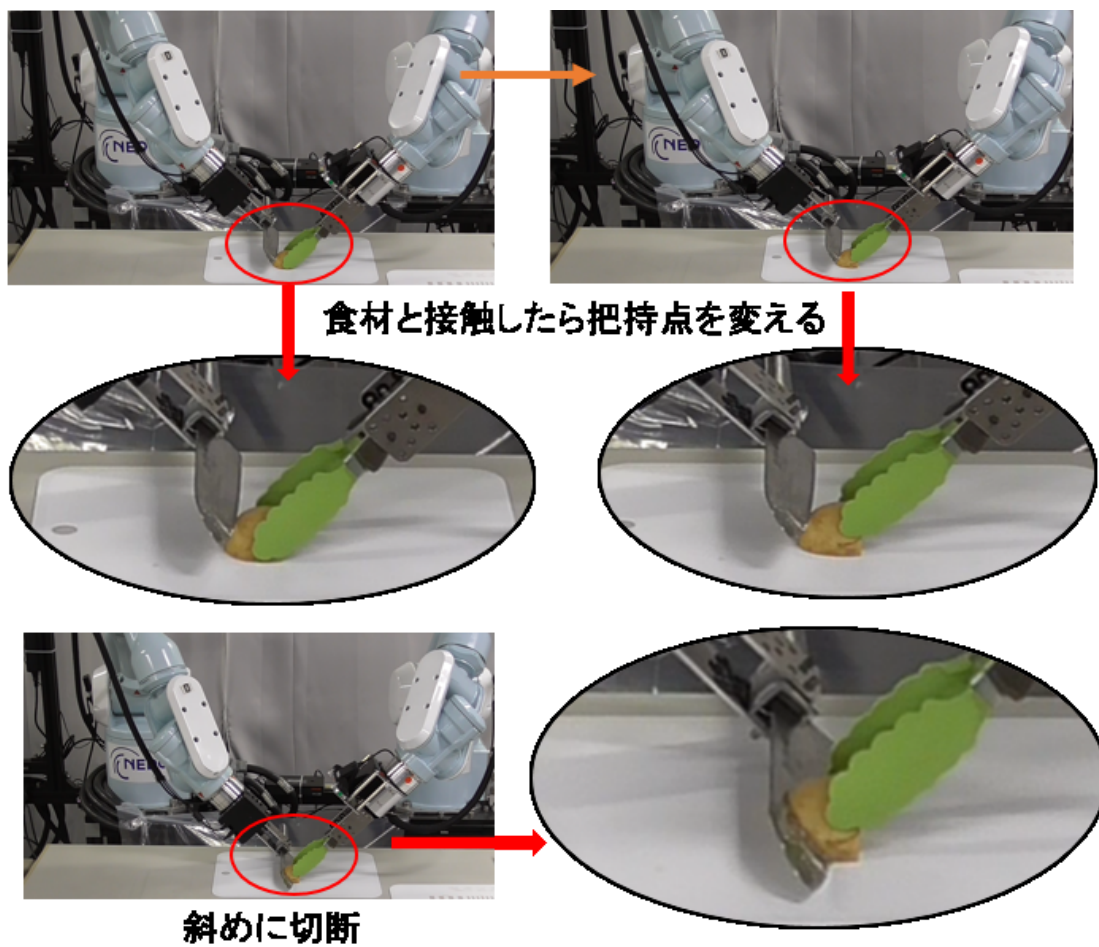


図 4.8: 切断動作と押さえる動作

4.3 実験1

上記の動作の有効性を確認することが本実験の目的である。くし切りという切断タスクにおける三つの状態（丸い・半分・四分の一）のじゃが芋を対象として各動作を4回ずつ行い、成功率を確認した。

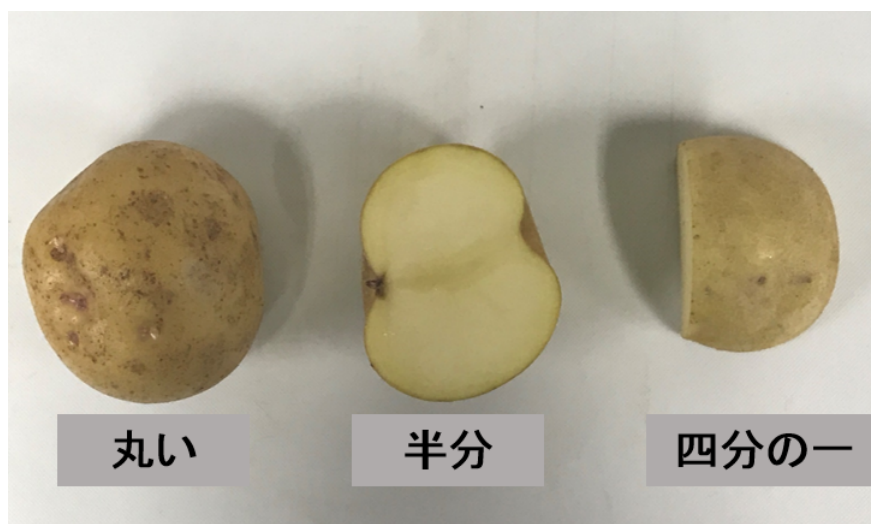


図 4.9: 三つの状態のじゃが芋

実験1の結果は表4.1になる。成功率が平均的に80%を越えて動作の有効性を確認した。失敗を起こった原因は主に三つがある。その一つは、認識が失敗したことである。4.10のように、じゃがいもが違う場所にあると認識した。

もう一つは、4.11のように、切断面に合わせて把持しようとしたら、目標姿勢がロボットの可動領域を越えてしまうことである。また、食材は小さくて把持しにくいことも失敗の原因になる。4.12のように四分の一のじゃが芋を斜めに切断する時に押さえる動作が失敗した。最初は成功に抑えていたが、切断すればするほど、じゃがいもは徐々にトングから離れていく。

	把持動作			移動・回転動作		裏返す動作	押さえる・切断動作	
	丸い	半分	四分の一	半分	四分の一	半分	半分	四分の一
一回目	●	×	●	●	●	●	●	●
二回目	●	●	●	●	×	●	●	×
三回目	●	●	×	●	●	●	●	●
四回目	●	●	●	×	●	●	●	●

「●」: 成功した. 「×」: 失敗した.

表 4.1: 各動作を四回実行した結果

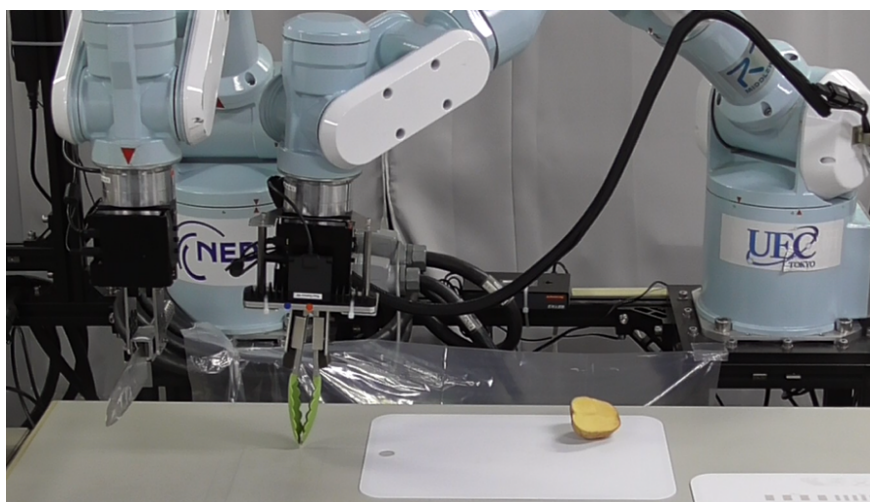


図 4.10: 認識の不具合で失敗した例



図 4.11: 可動領域を越えた失敗例

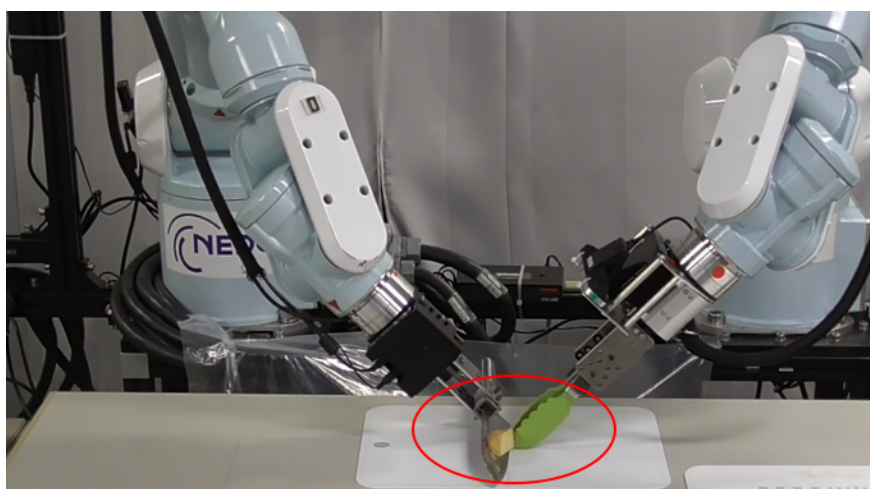


図 4.12: 押さえる動作の失敗例

4.4 実験2

実装した動作が食材の品種による汎用性を評価するために、実験2を行う。実験2には、日常によく使う二つ品種のじゃが芋を対象として、同じ手順でそれぞれの品種をくし型に切断することを行う。二つの品種とは、丸い「男爵薯」と長い「メイクイン」を選んだ。切断



図 4.13: 「男爵薯」と長い「メイクイン」

手順は図 4.14 のようになる。まず食材に一回目の切断を行い半分に切る。その一つの半分に移動・回転・裏返す動作を行い、二回目の切断を行う。そして得られた四分の一の一つに移動・回転動作を行い、三回目の切断を行う。最後に得られた食材の形状を考察する。提案した各動作を組み合わせる。

切断した結果は図 4.15 になる。どちらの品種でも、正しく「くし型」に切断されたと分った。以上より、実装した動作の汎用性を確認することができた。

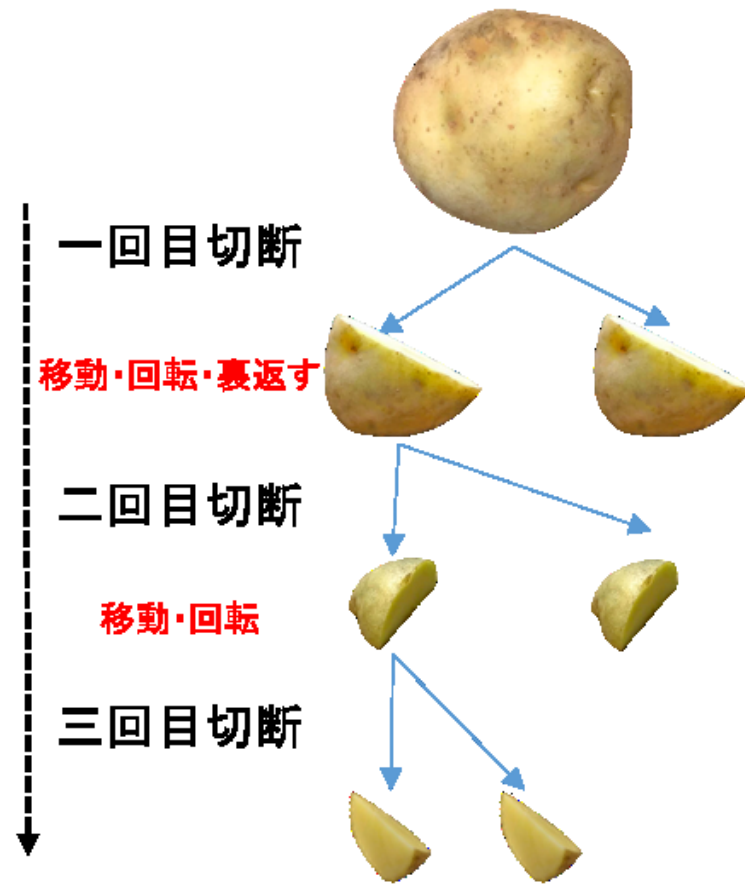


図 4.14: 切断手順

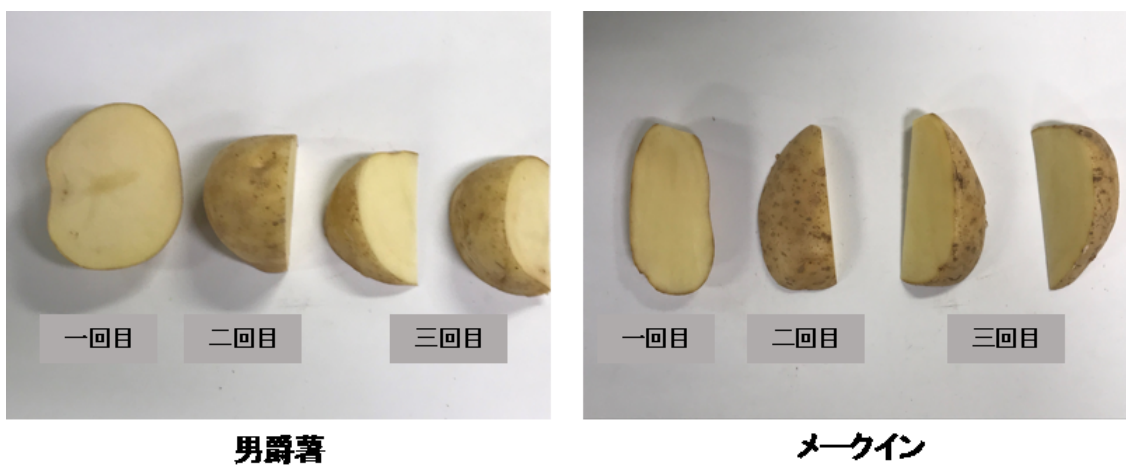


図 4.15: 切断結果

4.5 考察

実験1で失敗した例から考えると、切断面に合わせて把持するには、ロボット可動領域に制限されて、失敗率が高いとわかる。そこで、切断面に合わせて把持する前に、食材の姿勢についてロボットが動作を行えるかどうかを判断する必要がある。もし可動領域以外と判断した場合の戦略はこれからの課題の一つになると思う。

また、本研究で物を「把持」するために専用のトングで押さえる動作を実現したが、トングは物を押さえる道具ではないため、失敗率が高い。トングより、把持や押さえをうまく行える道具の設計もこれからの課題になる。

第5章 結言

本研究は、先行研究より、二つのところが進化した：

1. 切断動作を角度可変にした。
2. 把持・移動・回転・裏返る・抑えるという欠かせない補助的な作業を実現した。

デプスカメラを用いて食材の点群を取得し、切断面の有無により、RANSAC アルゴリズムと PCA アルゴリズムで以上の動作に必要な情報を提供する。その一連の動作を切り方によって双腕ロボットシステムを用いて特定な順番に組み合わせることで食材を複数回切断作業を実現した。それで、食材を多様な形状に切断することを可能にした。料理ロボットに更に一歩近づいた。

今後の課題としては、主に三つの方面にある。

1. 補助的な作業は本研究で提案した動作に限らない。本研究で複数回の切断作業に必要な最低限の補助作業をいくつか提案したが、人間レベルの料理作業にはまだ遠いと思う。様々な切り方により、必要な補助作業の開発はこれからの課題の一つになる。
2. 補助的な作業を行うために汎用性の高い道具の開発が求められている。本研究で物を把持する専用の tong を用いて補助作業を行っているが、把持以外の作業には限界が存在する。これから補助的な作業の種類が増えていくとともに、tong より汎用的な道具は必須となる。
3. 本研究で提案した認識手法に制限が存在する。本研究で提案した認識手法は、食材に見える切断面は一つしかないことを前提としている。しかし、日常的な切断作業では、食材に見える切断面が複数で存在するケースが必ずある。もしその複数の切断面に対して何かいい認識方法を探したら、切断作業にある大きな壁を乗り越えられる。

謝辞

本研究を行っていた2年間で、ご理解、ご指導を頂いた工藤俊亮准教授、末廣尚士教授に深くお礼申し上げます。研究のことだけではなく、人間としていろいろなところから教えていただき、人生の貴重な経験になりました。

また、ロボットシステムの開発環境を構築した長野恵典さんとの論文にある文法的なミスを修正した朝野裕規さんに心より感謝の意思を表します。

最後に、お世話になった研究室の皆さまに感謝いたします。この研究室を選択したのは間違えではなかったと、ずっと思っております。

参考文献

- [1] 総務省. 情報通信白書平成 29 年版. <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/pdf/index.html>, 2017.
- [2] 経済産業省. ロボット新戦略. Japan 's Robot Strategy, ロボット革命実現会議, 第 1 巻, 2017.
- [3] 独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO). NEDO ロボット白書 2014. 2014.
- [4] 由紀子松島. 手作り料理の調理手順の最適化に関する研究. PhD thesis, 岡山大学, 2015.
- [5] 啓明今井. 双腕ロボットによる料理作業実現のための食材の切断に関する研究～抽象操作記述と対象認識に基づく動的軌道生成～.
- [6] 山口明彦, 松原崇充, 原田研介. Si2017 マニピュレーションのためのロボット知能と学習.
- [7] 研介原田. マニピュレーション研究 : 把持計画を中心とした研究動向. 日本ロボット学会誌, Vol. 31, No. 4, pp. 320–325, may 2013.
- [8] Andrew Tesch Miller. *Graspit!: A Versatile Simulator for Robotic Grasping*. PhD thesis, New York, NY, USA, 2001. AAI3028562.
- [9] Rosen Diankov. *Automated Construction of Robotic Manipulation Programs*. PhD thesis, Carnegie Mellon University, Robotics Institute, August 2010.

- [10] 深谷直樹, 和田博, 遠山茂樹. TUAT/Karlsruhe Humanoid Hand の拇指機能向上. 精密工学会学術講演会講演論文集, Vol. 2011A, pp. 958–959, 2011.
- [11] L.U. Odhner and A.M. Dollar. Dexterous manipulation with underactuated elastic hands. In *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 5254–5260, May 2011.
- [12] Aaron M Dollar and Robert D Howe. Joint coupling design of underactuated hands for unstructured environments. *Int. J. Rob. Res.*, Vol. 30, No. 9, pp. 1157–1169, August 2011.
- [13] Matei Ciocarlie and Peter Allen. Data-driven optimization for underactuated robotic hands. In *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, pp. 1292–1299. IEEE, 2010.
- [14] D. Prattichizzo, M. Malvezzi, M. Aggravi, and T. Wimbock. Object motion-decoupled internal force control for a compliant multifingered hand. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, pp. 1508–1513, May 2012.
- [15] 浩康岩田, 裕樹塩澤, 謙大木村, 重樹菅野. 2a2-a21 受動柔軟性を活用したハンド持ち替え制御と安定化手法. ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol. 2009, pp. ”2A2–A21(1)”–”2A2–A21(4)”, may 2009.
- [16] Jie Feng, Brian Price, Scott Cohen, and Shih-Fu Chang. Interactive segmentation on rgb-d images via cue selection. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2016.
- [17] Shahram Izadi, David Kim, Otmar Hilliges, David Molyneaux, Richard Newcombe, Pushmeet Kohli, Jamie Shotton, Steve Hodges, Dustin Freeman, Andrew Davison, and Andrew Fitzgibbon. Kinectfusion: Real-time 3d reconstruction and interaction using a moving depth camera. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User*

Interface Software and Technology, UIST '11, pp. 559–568, New York, NY, USA, 2011.
ACM.

- [18] R. Schnabel, R. Wahl, and R. Klein. Efficient ransac for point-cloud shape detection. *Computer Graphics Forum*, Vol. 26, No. 2, pp. 214–226, 2007.
- [19] Brian S Everitt and Graham Dunn. Principal components analysis. *Applied Multivariate Data Analysis, Second Edition*, pp. 48–73, 1993.