JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	強化学習を用いた食事動作のアニメーション制作手法の提案
Author(s)	畠山, 巧幹
Citation	
Issue Date	2018-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/15195
Rights	
Description	Supervisor:宮田　一乗, 先端科学技術研究科, 修士（情報科学）

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

修士論文

強化学習を用いた
食事動作のアニメーション制作手法の提案

1610147　　畠山 巧幹

主指導教員　宮田 一乗
審査委員主査　宮田 一乗
審査委員　鵜木 祐史
小谷 一孔
池田 心

北陸先端科学技術大学院大学

先端科学技術研究科［情報科学］

平成 30 年 2 月

—目次—

第 1 章　序論 1
1.1 研究背景 1
1.2 研究目的 2
1.3 本論文の構成 2
第 2 章　関連研究 4
2.1 モーション制作に関する研究 4
2.2 食事動作に関する研究 4
2.3 強化学習を用いた動作の研究 5
2.4 本研究の位置づけ 6
第 3 章 食事動作について 7
3.1 食事動作の事前調査 7
3.2 食事動作の体系化 10
3.3 本研究で扱う食事動作 11
第 4 章 食事動作アニメーションの生成 12
4.1 LifeInSilico について 12
4.2 シミュレーション環境を想定した食事動作 15
4.2.1 形状の異なる食べ物を用いた食事動作の調査 16
4.2.2 道具の使い方が異なる条件での食事動作の調査 19
4.3 食事動作のシミュレーションシステム 23
4.3.1 学習環境の設定 24
4.3.2 エージェント及び行動選択肢の設定 28
4.3.3 報酬の設定 30
4.3.4 Python との連携部分の変更 34
4.4 LifeInSilico 上でのモーション保存方法 37
第 5 章 強化学習から生成した食事動作の評価 39
5.1 評価概要 39

5.2 結果と考察 39
5.3 シミュレーションの改善 43
5.4 改善したシミュレーションの結果と考察 44
第 6 章 結論 48
謝辞 49
参考文献 50
付録 ..... a

第1章　序論

本章では、はじめに研究背景について述べる。つづいて、研究の目的について述べ、最後に本論文の構成を示す。

1.1 研究背景

本節では、「食事動作」と「モーション制作」分野の概要と現状を述べ、それらを踏まえて食事動作のアニメーション制作の現状の問題点と解決手法を述べる。

食事動作

食事は、生活において日常的に行われる行動である。映像作品においても食事は表現の一手法として用いられ、人物の印象や心理描写や、食文化を見せることで世界観を補強する役割を担っている。しかし、食事動作(食べ物を道具や手を使って口に運び、咀嚼するまでの動き)は、食事内容や用いる食器、食べる人の状態といった食事環境によって様々な違いがある。上述の役割を加える前段階である食事動作を制作するだけでも、そのすべてを網羅することは困難である。食事環境と食事動作の関係を整理し、食事環境に適した食事動作を制作できれば、映像作品で食事シーンを取り入れやすくなり、映像表現の支援につながる。しかし、食事動作に関する研究は健康面や福祉面での研究が多く、モーション制作に着目した研究は、筆者の知る限り行われていない。

モーション制作

一般家庭に普及しているものでも CG アニメーション作品が制作できるほど、現在の PC は性能が向上している。また、YouTube やニコニコ動画といった動画投稿サイトの普及により、映像作品を公開できる環境がある。これにより、個人による作品制作活動が流行していると、2008 年に発行された論文[1]で述べられている。近年でもこれらの動画サイトは運営され、動画投稿が行われている。モーションを作る際には、手付けやモーションキャプチャ(以下、従来の手法)から作成する。しかし、手付けでのモーション制作は初級者には難しく、モーションキャプチャは機材と場所を必要とするため個人制作では利用しにくい。そこで、モーション作成に関する研究では、従来の制作手法以外でモーション制作を試みる研究がダンスやピアノ、時代劇の殺陣などの様々な分野で行われている。

食事動作のアニメーション制作

近年では食事を作るだけでなく、食べることを目的とした映像作品が注目されている。これらの作品に影響を受け、CG 作品で食事動作制作を試みるクリエイターもいる。作成時には、食事環境による食事動作の違いを理解し、その上で制作する必要がある。しかし、本研究で着目する食事動作に関するモーションの作成は、上述したように行われていない。

膨大な種類の食事動作を生成する手法があれば、技術力や手間の問題で食事シーンを扱うことができなかった人でも制作が可能になる。また、食堂や飲食店などの大勢の食事シーンを作る際に、同じモーションの利用ではなく、動作の違いを持たせることで、シーン全体のクオリティアップが期待できる。ほかに、モブキャラクター毎の食事動作の制作に手間がかかるため、主要キャラクターの食事動作制作に注力できない、という問題も解決できる。

動作制作の手法として、サンプルデータを用いた合成やモーションデータのデータベース化によるモーション制作方法が考えられる。しかし、膨大な種類を持つ食事動作では、これらの制作方法では必要なデータ収集も膨大になる。一方で、データ収集を使わない動作制作手法として、人間の動きを複雑な環境から体得する強化学習がある[2]。前進という命題と様々な形の障害物がある環境のみから、人間が実際に障害物を乗り越える動きを獲得している。シミュレーション環境を食事環境にした強化学習から食事動作が生成可能になれば、膨大な種類を持つ食事動作を収集せずに作成可能になる。そこで、本研究では食事動作のアニメーション制作法として強化学習の使用を試みた。

1.2 研究目的

本研究では、強化学習を用いた食事動作のアニメーション制作手法を提案する。まず、強化学習が食事動作を作ることが出来るかを確かめるため、食事動作の基本となる食べ物を口まで運ぶ動作の実現を目指す。提案手法によって、食べ物や食器などの食事環境を設定するだけで、食事環境の変化に合わせた特別な報酬設定が無くても、食事動作が生成可能であることを示す。

1.3 本論文の構成

本論文は、全 6 章で構成する。第 2 章でモーション制作に関する研究と強化学習を用いた動作生成の研究について述べる。次に、第 3 章では食事動作に関

する事前調査と食事動作の体系化を示し、本研究で扱う食事動作について述べる。続いて、第 4 章ではシミュレーション環境を想定した食事動作の調査を行い、その調査を元に設定した強化学習を用いた食事動作の生成法を示す。第 5 章では生成した食事動作が実際の動作から得た特徴を表すことができたかを確認する。最後に第 6 章で本研究を総括し、今後の課題について述べる。

第2章　関連研究

本章では、特定のモーション制作に関する研究と食事動作に関する研究を取り上げ、食事動作に絞った研究が行われていない事を示す。また、膨大な種類がある食事動作を再現できる手法として、強化学習を用いた動作の研究について述べる。それらを踏まえて、本研究の位置づけを述べる。

2.1 モーション制作に関する研究

映像表現分野におけるモーション制作の研究では、様々なジャンルの動作に着目したものがある。

動画サイトの普及により個人の作品公開が盛んになり、特に 3D キャラクタアニメーションを公開することが流行している。水野らは[1]、カメラ情報から 3D キャラクタアニメーションのモーションデータを作成することで、3D キャラクタアニメーションの作成過程におけるモーション作成の制作支援を行った。

一方、特定の動作に対するモーション制作法が提案されている。例えば、高井ら[3]は、ピアノ演奏の CG アニメーションを、モーションキャプチャなどを使わずに楽譜のみから生成する方法を提案し、妥当な演奏モーションの出力を確認した。野村ら[4]は、ダンスの創作支援のため、Kinect を用いた CG アニメーションによる振り付け合成システムを開発した。CG 編集ソフトの経験者と未経験者を対象に評価し、システムの有用性を確認した。

2.2 食事動作に関する研究

健康や福祉の観点から食事動作に着目した研究がいくつか報告されている。

例えば、雨宮らは[5]、対象者の食事への関心度を摂食行動から把握する方法を提案し、3D モーションセンサを用いて箸の動作分析を行った。判別すべき動作として食事動作の基本となる「箸を食卓から口へ運ぶ動作」、「箸を口元から食卓に戻す動作」、「箸で物をつかむ動作」、「箸で物を離す動作」、「箸でものを切る動作」、「箸で混ぜる動作」の６つを対象とした。その結果、機械学習による判別で 70%前後、閾値による判別で 60%前後の判別率を実現した。

江上ら[6]は、肥満の原因である早食いの要因を是正するため、女子学生を対象に食事動作の解析を行った。メニュー毎の食事時間や咀嚼回数、口に運ぶ動作、

噛む速さ等の咀嚼動作の解析結果から、口に運ぶ回数を意識的に増やすことで、食事時間が長くなり早食いを是正できるという結果を得た。

また、山崎ら[7]は箸の食事介助ロボットアームを試作した。介助ロボットが食事によって道具を使い分けなければならないことに着目し、殆どの食べ物に対応可能な箸のロボットアームシステムを試作した。また、把持力を制御し、目標把持力になるまで食べ物を把持して持ち上げるロボットアームの制御方法を確立した。

2.3 強化学習を用いた動作の研究

Nicolas Heess らは論文[2]で以下のような現状に着目している。

「強化学習は原則として、複雑な行動を簡単な報酬信号から直接学習することを可能にする。そのため、ビデオゲームやボードゲームなどの明確な報酬（勝ち負けやスコア）がある分野で高いレベルのパフォーマンスを達成している。また、報酬工学は歩行動作の実証に繋がるが、報酬機能が少しでも変更された場合には予期しない結果につながるため、脆弱であることが知られている。この原因は、実際には特定の解決を奨励し、デモンストレーションデータからそれを導き出すために報酬関数を注意深く手作業で設計する点である。慎重な報酬設計は、強化学習の主要な課題である「エージェントが限られた報酬から学習して豊かで効果的な行動を獲得する」を避けていることになる」（著者による翻訳）

前述した現状から、Nicolas Heess ら[2] は、豊かな環境が複雑な行動の学習を促進するためにどのように役立つのかを探った。様々な環境で、エージェントを前進の命題のみから各部位の動きを選択学習して動作の生成を試みた。その結果、障害物や隙間などの前進を妨げる環境があった際に、避ける、飛び越える、登るといった視覚的に妥当な動作を獲得できることを示した(図 1)。

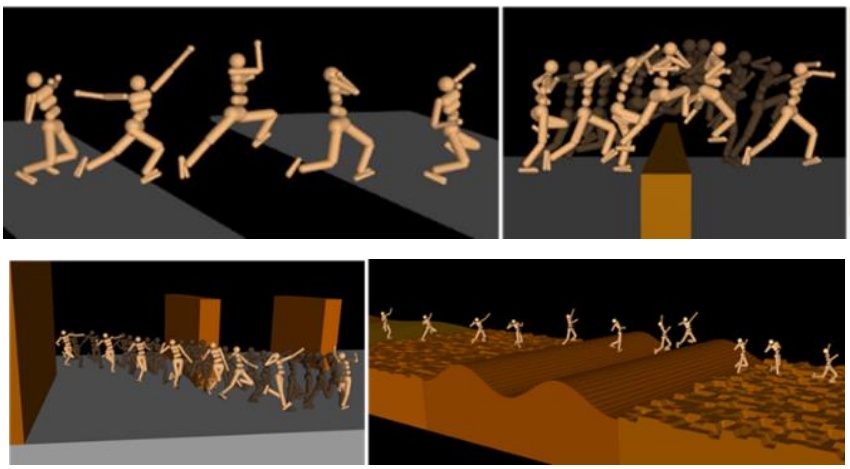


図 1　環境に応じた動作を行っている様子[2]

2.4 本研究の位置づけ

モーション制作の研究分野において、食事動作のモーション制作事例は著者の調査した範囲では見つからなかった。食事のモーション制作に関する本研究は、クリエイターの表現の新たな支援の開拓に繋がるものと言える。

一方で、食事動作に関する研究では、健康や福祉の面からの研究が主として行われている。範囲を広げて食事とすれば、表現分野では料理の写真の撮り方なども存在するが、食事動作のモーション制作に着目した研究事例は、筆者の調査では見つからなかった。そのため、本研究は食事動作の分野において新しい試みであるといえる。

しかし、新しい試みであるが故に、何をもって強化学習を用いてアニメーション制作が出来たと主張できるかが定まっていない。また、食事環境による動作の違いに関する研究も筆者の調査した範囲では見つからなかった。そこで、現実の食事動作を調査し、食事環境の違いが食事動作の違いにつながるかを調査する。また、食事動作にどのような課題が存在するかを体系化する。次に、食事環境ごとに報酬設定を変更しない強化学習で実際と同じ食事動作のアニメーション制作を試みる。これにより、食事環境を用意すれば、多様な食事動作の制作につながることを示す。

第 3 章 食事動作について

本章では、実際の食事動作を調査し、アニメーション制作のための食事動作の体系化について述べる。つづいて、本研究で対象とする食事動作について説明し、実際の食事動作の分析した結果を述べる。

3.1 食事動作の事前調査

食事環境による食事動作の差異

食事環境によって、食事動作に違いがあるかを調査した。

被験者 3 名（いずれも本学学生、20 代男性、右利き）にスプーンを使ってライスやスープ、グラタンを食べてもらい、頭上から撮影した。その映像を目視により分析した際に、確認できた食事動作の特徴を示す(表 1)。これらの特徴は、被験者 3 名に共通して見られた(図 2 の赤丸部)。

表 1 目視による食事動作の確認メモ

食べ物	食事動作
スープ	食べ物を取り出す：スープにスプーンを沈めてスープをすくう 口まで運ぶ：持ち上げた状態からライス、グラタンよりも手首の回転をせずに平衡に近い口まで運ぶ 口に入れる：口元に近づけ、口に流し込む
ライス グラタン	食べ物を取り出す：食器の底と側面にスプーンを当て、一口分をすくう 口まで運ぶ：スプーンの先端を口に向けながら口まで運ぶ 口に入れる：口に入れ、スプーンだけを口から出す

同じスプーンという条件でも、食器から食べ物を口に入れるまで過程で、食べ物の違いによる動作の差異を確認できた。すなわち、食事動作は口と食べ物の間を単純に結んだ動線により表現するだけでは不十分であることがわかった。
食事動作の差異を従来の手法で表現していては、食べ物の種類が増えたときに更に手間がかかることが予想される。そこで、強化学習で食事環境を用意し、アニメーションを生成できれば、手間を掛けずに食事環境に合わせた食事動作制作が可能になる。

図 2　食事動作の特徴

食事動作の過程

第 1 章で、食事動作は「食べ物を道具や手を使って口に運び、咀嚼するまでの動き」であると述べた。しかし、それは食べ物を口に入るサイズにしてからの動作であり、食べ物の状態を口に入るサイズにするまでの過程も存在する。そこで、食事のマナーに関する書籍[8]や実際の食事動作、映像作品における食事シーンから、食べ物を口に運ぶ過程にはどのような動作が含まれているかを調査した。食事動作の過程を図 2 に、その過程ごとの動作内容を表 2 に示す。

食べ物を取る動作は、大人数の食事で使われる大皿などから料理を手元の食器に取り移す動作である。口に入るサイズにする動作は、食べ物を口に入りやすい状態にして食器や手に乗せる動作である。口に運ぶ動作は、食器や手を使って口元に運ぶ動作である。口に入れる動作は、食器で食べ物を口の中に入れ、液状や半固体のようなものであれば、流し込む、もしくは吸い取る、固形のものであれば唇や歯で食べ物を押さえて取り込む動作である。チャート図左下部の咀嚼は、口に入れたものを噛む動きを示す。もう一方の食器に戻る動作は、口に食べ

物を入れ終えた手や食器を卓上の皿などに戻す動作を示している。

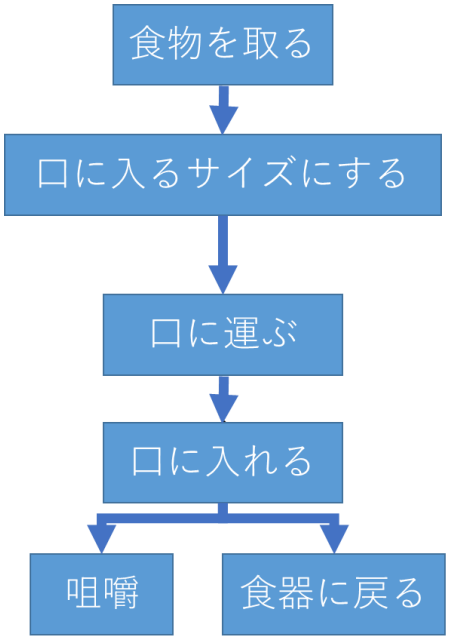


図 3　口に運ぶまでの食事動作の過程

表 2　口に運ぶまでの食事動作の過程

食事動作過程	動作内容
食べ物を取る	大人数の食事で使われる大皿などから料理を手元の食器に取り移す
口に入るサイズにする	食べ物を口に入りやすい状態にして食器や手に乗せる 例：ケーキをフォークで切る 焼き魚から身を取り出す パスタをフォークに巻きつける ナンをちぎる
口に運ぶ	フォークやスプーン、箸といった食器や手を使って口元に運ぶ
口に入れる	食器で食べ物を口の中に入れて →液状や半固体：流し込む、もしくは吸い取る →固形：唇や歯で食べ物を押さえて取り込む
咀嚼	口に入れたものを噛む動き
食器に戻る	口に食べ物を入れ終えた手や食器を卓上の皿などに戻す

3.2 食事動作の体系化

映像作品では、食事動作は人物の印象(制作者が視聴者に伝えたい人物の個性)を伝える場面として用いることもある。食事動作は、食事環境によって変化するが、人物は身体的特徴や感情、好き嫌いなど様々な要素を含んでおり、人物によっても食事動作には差異がある。そのため、前節で示した手順で一連の食事動作を作成するだけでは、映像表現で用いるような食事動作にはならないと考えられる。様々な要素を含んでいる食事動作の課題を分け、段階的に実現していくことで、映像作品に用いられるような食事動作になると考える（図 4)。

図 4 最下部の「1. 人が食べている動作を生成できる」は、人のモデルを用いて人の可動範囲で動作を作ることができる(届く距離を超えた動きや自分の目線以上に手がいかないといった明らかに食事動作から逸脱した動きをしない)という物理的な性質についての課題である。次に、「2. 食事環境が変化しても動作を作れる」は、第一章で述べたように膨大な種類に対応する課題である。「3. マナーに従った食事動作を生成できる」というのは、食事の基本となるマナーに沿う動作を表現する課題である。下層の課題と違い、口に運べる動きを目指すだけでなく、非合理的な制約などが発生すると考えられる。マナーは様々な印象を与える動作がある中の一事例といえる。そのため、マナーに従った動作が実現可能になることで、4 のステップに発展できると考えられる。最後に「4. 食事動作に印象を付与」は、人の基本的な食事動作に変化を加えることで、印象を付与できると想定した課題である。図 4 中のオレンジ部分は印象付与前の課題、水色部分は印象付与に関する課題として分けている。

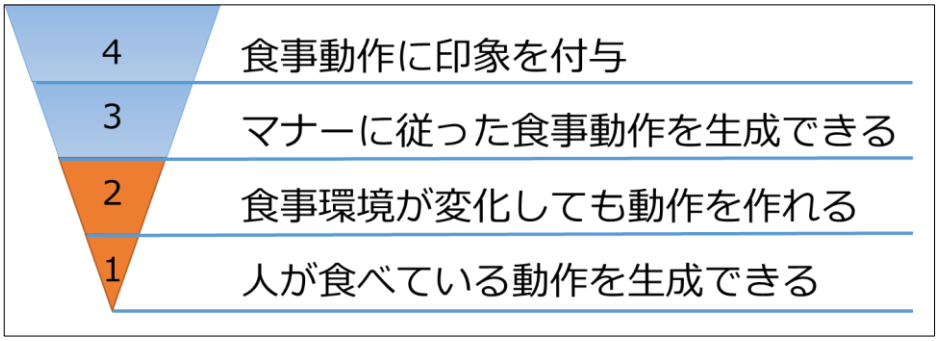


図 4 食事動作実現の段階的な実現図

3.3 本研究で扱う食事動作

本研究では、強化学習によって食事動作が実現可能であるかを確認するため、どの食事環境でも必ず行われる、図 3 中の口に運ぶ、口に入れる動作を強化学習で生成する。その上で、生成した動作が食事環境による食事動作の違いの表現を試みる。これにより、強化学習が図 4 の 1 および 2 の一部のステップを達成可能か確認する。

第 4 章 食事動作アニメーションの生成

本章では、3.3 で述べた食事動作が強化学習で生成可能かを検証する。まず、本研究で使用する LifeInSilico について説明し、シミュレーション環境を想定した食事環境での食事動作の調査を行う。次に、調査した食事動作に合わせた LifeInSilico を用いた食事動作を生成する学習システムの概要を述べる。最後に、学習によって得られた食事動作の保存機能について説明する。

4.1 LifeInSilico について

本研究では、強化学習と学習環境にモーション制作の要素が加わるため、3DCG 空間の学習環境を必要とした。積み木の動作も学習可能であることから[1]、動作を単純化して考えたときに、同様に物を運ぶ動作といえる食事への応用も可能と推測し、LifeInSilico[2] (以下 LIS)に注目した。

LIS のサンプル

LIS のサンプルとして、カプセル型のエージェントが触れると正の報酬が得られる緑色のキューブを集めるシミュレーションがある。サンプルの実行画面を図 5 に示す。右下部の画面はエージェント前方に取り付けたれたカメラと深度センサ(モノクロの画像)のプレビューになっている。このシミュレーションではエージェントがカメラとセンサ、報酬の情報を元に学習し、エピソードの時間内により多くのキューブを集めるように右回転、左回転、前進の３択から行動する。

ここでエピソードとは、強化学習の複数の時間ステップ(環境から状態について受け取り、行動を決定して環境に引き渡し報酬を受け取る)からなるタスク開始から終了までの時間である。エージェントは、この複数回のエピソードを経験することで学習を進める[9]。

---

[1] 超人工生命ハッカソン - connpass https://lis.connpass.com/event/28982/ (2018/02/04)

[2] LifeInSilico https://github.com/wbap/lis (2018/01/30)

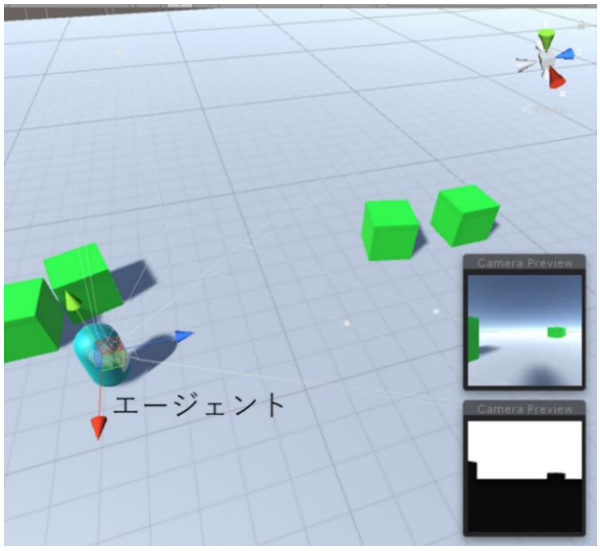


図 5 sample の実行画面

LIS の仕組み

LIS は、ドワンゴ人工知能研究所が開発した Python と Unity と組み合わせた強化学習のアプリケーションである。LIS のシステムの流れを図 6 に示す。Python は図 6 中における畳み込みニューラルネットワーク(CNN)と深層強化学習(DQN)の役割を担っている。Unity 上の学習環境のエージェントの情報を CNN に送り、CNN で抽出された特徴を DQN が受取り、DQN が Unity 上のエージェントの行動を決定する。その行動情報を Unity が受け取り、エージェントの行動に反映させている。

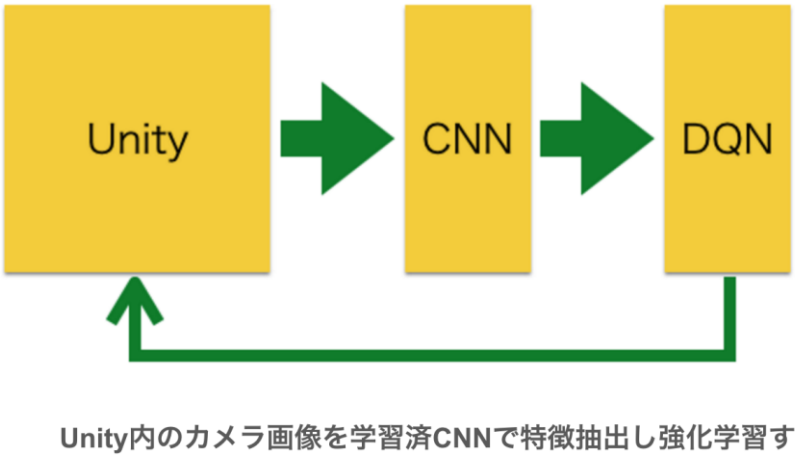


図 6 LifeInSilico の流れ[1]

LIS のアルゴリズムとシステム構成をそれぞれ図 7 に示す。図 7 中の Agent と書かれた部分が Python 上でのアルゴリズムで、CNN と DQN を担当する。Unity はエージェントの学習環境であり、エージェントに搭載したカメラ、深度センサ画像とエージェントの得た報酬を Python に送る。カメラ画像((図 7 中の Image)を AlexNet という CNN の学習済みモデルに入力する。CNN から得た特徴量の一部(図 7 中の FeatureVector)と深度センサ画像と報酬(図 7 中の Depth image と Reward)を DQN に入力する[10]。入力を元に DQN が Unity の学習環境内のエージェントの行動の選択肢(図 7 中の Action)を送る。

上記のアルゴリズムにおける Python をサーバ、Unity をクライアントとして実現し、情報の送受信を行っている(図 8)。図 8 中の State はカメラやセンサの情報を示している。また、Reward は図 7 と同じ報酬を示す。

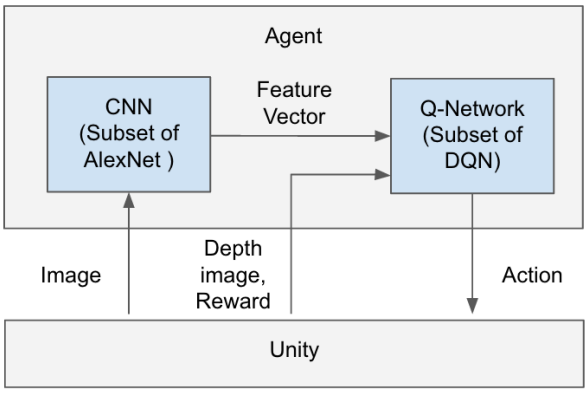


図 7 LifeInSilico のアルゴリズム[2]

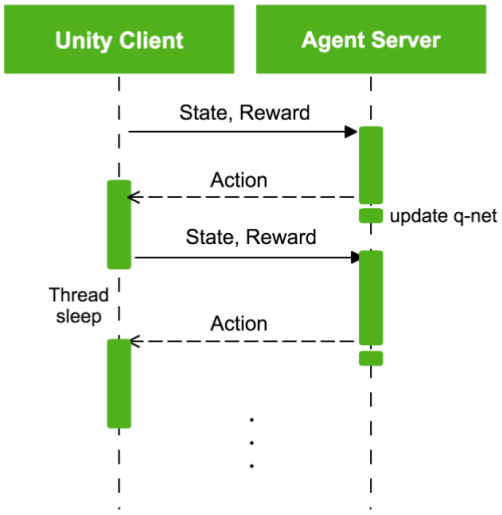


図 8　LifeInSilico のシステム構成[2]

DQN では、Q 学習で広く知られている ε -greedy 法を用いている。アルゴリズムは以下の 4 ステップからなる[11]。

1. すべての状態 s とその時に取りうる行動 a のペアを Q(s,a)とし、乱数で初期化する。 ε は 1.0 に設定する
2. 状態 s のとき、r に 0～1 の乱数を代入し以下のように行動を選択する
   - r ＜ε の場合
     Q(s,a)値が最大になる行動 A を選択する
   - それ以外の場合
     取りうる行動 a から、ランダムに選択する
3. 状態変化と報酬を得たら、(1)の式[11]に基づいて Q(s,a)を更新する
4. 2 に戻り、任意の回数繰り返す

$$\mathbf{Q}(\boldsymbol{s_{t+1}}, \boldsymbol{a_{t+1}}) \leftarrow \mathbf{Q}(\boldsymbol{s_{t+1}}, \boldsymbol{a_{t+1}}) + \boldsymbol{\alpha}\left(\boldsymbol{r_{t+1}}, \boldsymbol{\gamma} \max_{\boldsymbol{a}} \boldsymbol{Q}(\boldsymbol{s_{t+1}}, \boldsymbol{a}) - \boldsymbol{Q}(\boldsymbol{s_t}, \boldsymbol{a_t})\right) \quad (1)$$

(1)は Q 関数の更新式になっており、 γ は割引率で 1.0 未満の数(0.9～0.99)である。割引率は、将来の報酬が現在においてどれだけ価値があるかを指定する[12]。また、 α は学習率で、1.0 未満の数(0.1 程度)となっている。学習率は Q 値の更新をどれだけ行うかを制御する[13]。

4.2 シミュレーション環境を想定した食事動作

本研究では、強化学習を用いた食事動作のアニメーション制作を試みる。制作した動作が実際の食事動作と同様の特徴を持つかを確認するために、学習環境で実現可能な食べ物や道具を用いた食事動作を録画し、食べ物や道具の使い方の差異が食事動作に影響するかを調査する。形状が異なる食物で同じ道具を使ったものを比較し、次に同じ食べ物で道具の使い方が異なるものを比較した。

シミュレーション環境と同じ条件での食事動作にするため、被験者は食事中にできるだけ頭を動かさないようにした。また、シミュレーション環境構築の参考にするために、各動作の撮影ごとに被験者の机から口までの高さと机の手前から皿までの距離を計測した(図 9)。使用した道具を図 10 に示す。撮影場所は、学内の学生ブースを使用した。

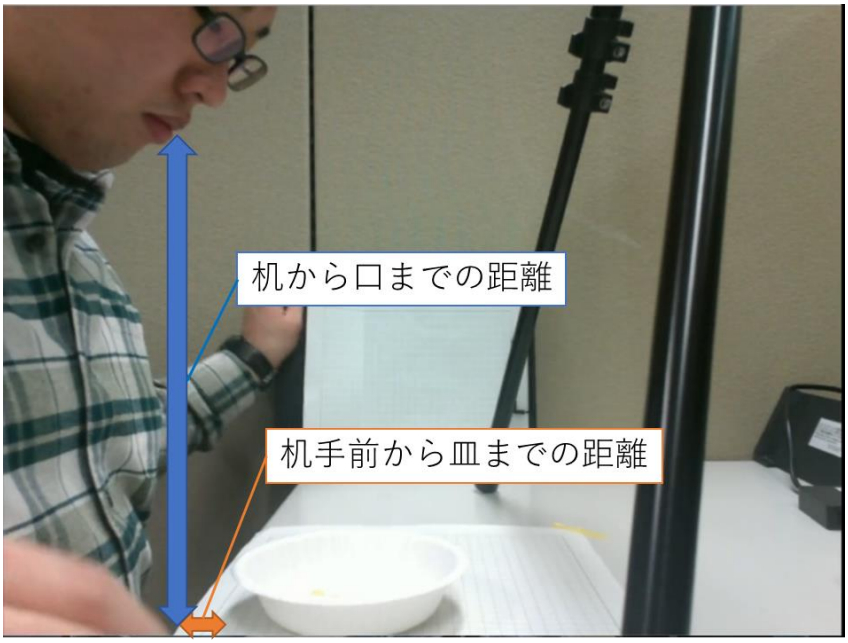


図 9 撮影時に計測した距離

図 10　食事動作の撮影時に使用した道具

4.2.1 形状の異なる食べ物を用いた食事動作の調査

強化学習のシミュレーション環境において、食事環境を変更できる要素として、まず食べ物の大きさや形状、摩擦が挙げられる。本調査では、道具を統一し、異なる食べ物を摂取したときの動作に着目した。

調査概要

本調査では、スプーンの上で動きやすい食べ物と動きにくい食べ物で食事動作の差異が生まれるかを調査する。実際の食事動作を録画後、動作の差異を目視で確認する。

本調査では、シミュレーション環境でも再現が可能であるという理由から、食べ物として単純な固形物である菓子を用意した。同様の理由で道具としてスプーン食べ物を選定し、本学学生３人（いずれも 20 代、男性、右利き）に 5 種類の菓子(図 11)を食してもらった。菓子の選定理由を表 3 に示す。被験者の机から口までの高さと机の手前から皿までの距離を表 4 に示す。道具はプラスチックのスプーンを使用した(図 10 左)。

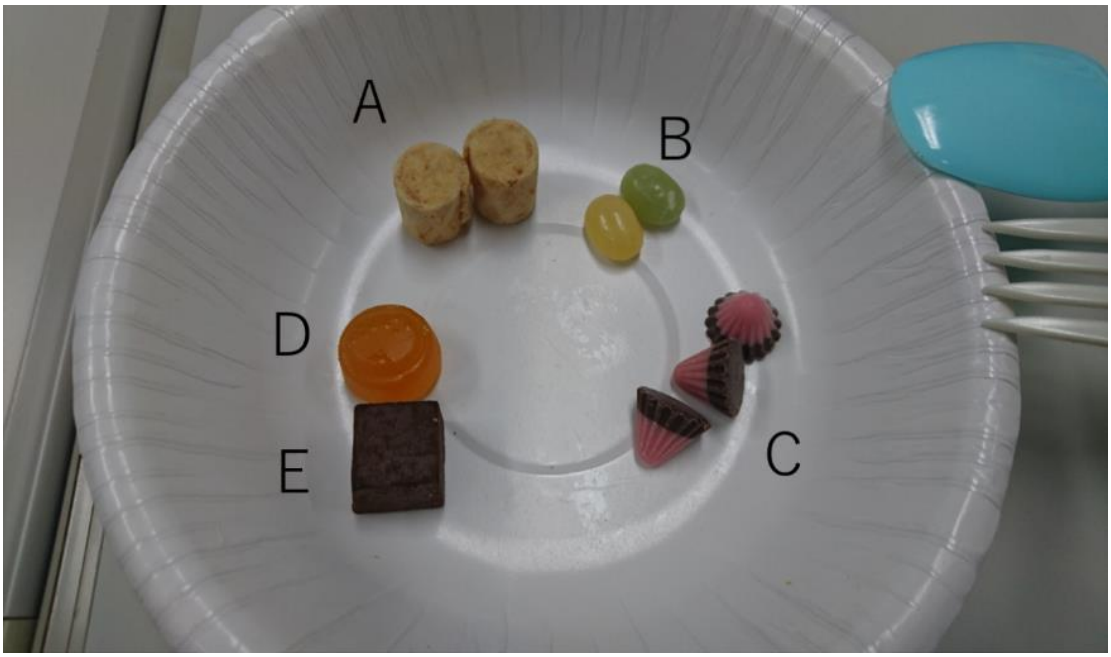


図 11 形状の異なる食べ物の食事動作撮影に用いた食べ物

表 3　菓子の選定理由

スプーンの上で動きやすいもの	
A	円柱型チョコ：曲面がある
B	コーティングされたグミ：滑りやすい表面を持つ
C	円錐型チョコ：局面がある
スプーンの上で動きにくいもの	
D	立方体型で粉末のコーティングがされたチョコ：角張った形状である
E	コーティングがされていない円柱型のグミ：ゴム質の表面

表 4 被験者の机から口までの高さと机の手前から皿までのおよその距離(m)

	被験者 1		被験者 2		被験者 3	
	机から口	机から皿	机から口	机から皿	机から口	机から皿
A	0.23	0.00	0.19	0.01	0.30	0.20
B	0.23	0.01	0.20	0.01	0.30	0.20
C	0.23	0.00	0.17	0.02	0.30	0.20
D	0.22	0.00	0.20	0.02	0.30	0.20
E	0.26	0.00	0.19	0.02	0.30	0.20

撮影環境

1点のカメラだけでは食事動作の差異を確認しづらいため、被験者の横と上部の2点から撮影した。上部のカメラは、logicool 社の C310 を三脚の上部に設置し、被験者横のカメラは Microsoft 社の SurfacePro3 のリアカメラを用いた。撮影場所は、学内の学生ブースを使用した。撮影環境と録画画面を図 12,13 に示す。

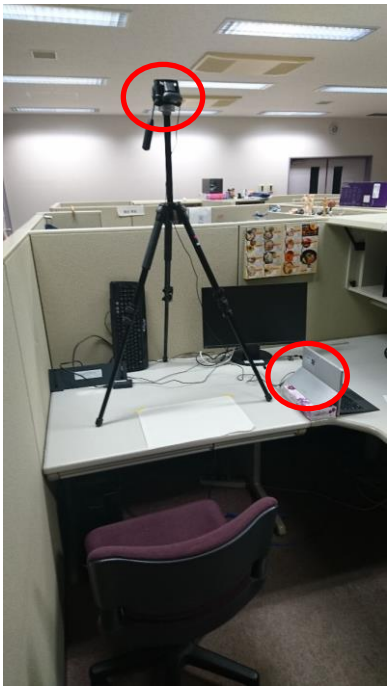


図 12　撮影環境とカメラ位置(赤丸部分)

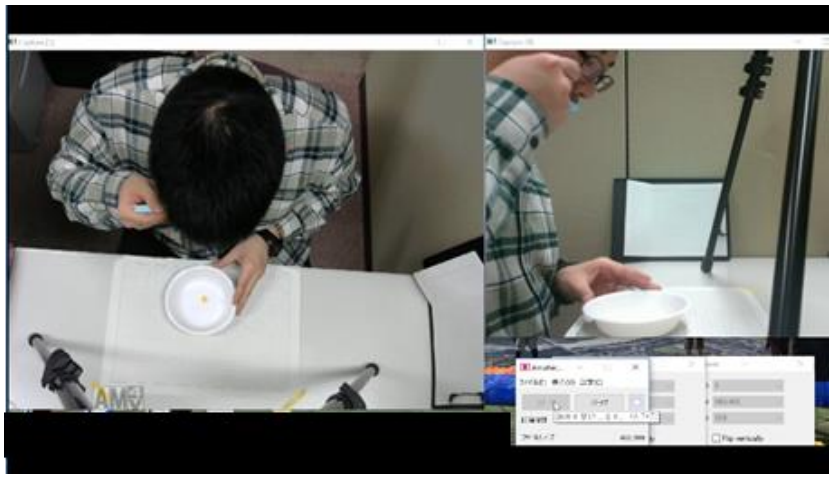


図 13　録画画面

結果

食べ物の違いによる動作の差異はみられなかった。スプーンは中央がくぼんだ構造のため、食べ物の形状や表面の滑りやすさが異なった固形物でも全て安定したのが原因だと考えられる。

4.2.2 道具の使い方が異なる条件での食事動作の調査

前項の調査により、形状や摩擦が異なる固形の菓子をスプーンで食べる動作には目視による差異がないことが分かった。そこで、別な食事環境の要因として、使用する食器(スプーンやフォーク)に注目する。

調査概要

本調査では、同じ食べ物をスプーンもしくはフォークを使って食べる動作を録画し、その動作に差異があるかを調査する。被験者 3 名（いずれも本学学生、20 代男性、右利き）に、スプーンやフォークで市販の唐揚げを食してもらい、その動画を撮影する。その動画に対し、目視で差異を認めるかを調査する。

使用した商品と各食材の外寸、重さをそれぞれ図 14、表 5 に示す。唐揚げは形状が均一でないため、被験者ごとに唐揚げの重さの差が少なくなるように分配した(被験者 1:15～20g, 被験者 2:10～14g)。なお、被験者 3 については、フォークに刺して食べる際に発生するかじる動きを確認するために、最も大きい唐揚げを食してもらった。

図 14　使用した唐揚げ

表 5 使用した唐揚げの重さ及び概寸

記録対象者	唐揚げ番号	重さ	およその寸法(mm)
被験者 1	1	19g	50*50*20
被験者 1	2	15g	30*50*20
被験者 1	6	20g	70*40*20
被験者 2	3	13g	30*30*50
被験者 2	4	14g	40*50*20
被験者 2	8	10g	40*40*20
被験者 3	5	37g	90*50*30
被験者 3	7	6g	20*20*35
被験者 3	9	10g	20*60*15
被験者 3	10	3g	20*20*10

各被験者が食した唐揚げはそれぞれ、表 5 の橙色が被験者 1、黄色が被験者 2, 水色が被験者 3 である。なお、唐揚げ番号 10 の唐揚げは当初、記録する予定ではなかったため、番号設定時の図 14 左の写真では省いているが被験者 3 の動作記録に失敗したため、再撮影のために使用した。

食事の方法は、スプーンに乗せる、フォークに乗せる、フォークに刺して食べるという 3 種類の動作とした。乗せて食べる場合は唐揚げを食器に乗せた状態から撮影を行い、フォークに刺して食べる場合は皿の上に唐揚げを配置し、フォ

ークに刺すところから行った。被験者の机から口までの高さと机の手前から皿までの距離を計測した表 6 に示す。道具はプラスチックのフォーク、スプーンを使用した（図 10)。

表 6 各食事動作の被験者の口から机・机手前から皿までのおよその距離(m)

	被験者 1		被験者 2		被験者 3	
	机から口	机から皿	机から口	机から皿	机から口	机から皿
スプーン	0.17	0.02	0.15	0.03	0.24	0.05
フォーク(乗せる)	0.17	0.03	0.15	0.03	0.24	0.06
フォーク(刺す)	0.17	0.03	0.14	0.03	0.23	0.06
フォーク(乗せる)					0.25	0.06

調査環境

本調査では、より動作の違いを把握しやすくするため、カメラを 3 台使用した。前項の調査と同様に上部のカメラは、logicool 社の C310 を三脚の上部に設置し、被験者横のカメラは Microsoft 社の SurfacePro3 のリアカメラを用いた。３台目は、被験者の正面に設置した。カメラはマイクロソフト社の Life-CamStudio を撮影に使用した。しかし、録画を行う PC の処理落ちが見られたため、撮影の途中からはオートフォーカス機能がなく、画質の低い Chuisei の web カメラを使用した。撮影環境を図 15 に示す。

図 15 撮影環境とカメラ位置(赤丸部分)

結果

食器に食べ物を乗せた動きとフォークに食べ物を刺した動きで差異が見られた。結果を図 16 に示す。表の列の番号は被験者番号、行はそれぞれスプーンに乗せた時、フォークに乗せた時、フォークで刺した時の食事動作である。

着目した部分を図 16 の赤丸部分に示す。スプーンに乗せた時、フォークに乗せた時では口に入れる際に、持ち手部分の手の位置と口が平行になっている。一方で、フォークで刺した時は口に入れる際に、口の位置よりも手の位置が下になっており、フォークの先端が斜め上を向いていることが分かる。

以上のことから、食事動作は、手首の移動と食器の先端を前方とした際の回転に違いが有ると考えられる(図 17)。フォークとスプーンの乗せた際の動作では、口の高さまで手首を持ってくる移動と自分の口に食器の先端を向ける食器のヨーイングの回転がある。また、フォークで刺した際の動作は、口に手首を近づける移動と、食器のヨーイングの回転に加えてピッチングの回転によって口に食べ物を入れている。これらの動作をシミュレーション環境でも実現できれば、現実と同じ食事動作の違いを再現できたことになり、強化学習での多様な食事動作の生成可能性を示すことに繋がる。

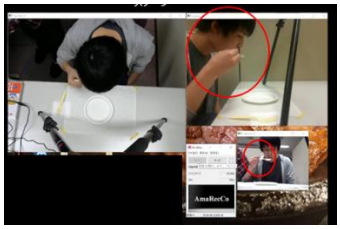
	スプーンに乗せる	フォークに乗せる	フォークで刺す
1			
2			
3			

図 16　食器の使い方ごとの食べ物を口に入れる際の動き

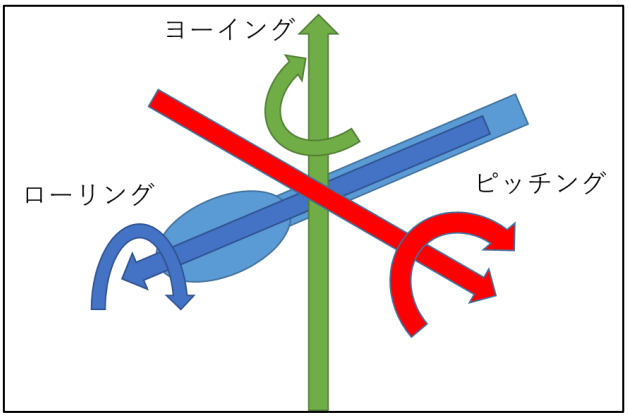


図 17　食器の先端を前方とした回転のイメージ図

4.3 食事動作のシミュレーションシステム

本研究では、前項で述べたサンプルを元に学習システムを構築し、食事動作のモーションの生成を試みる。構築に伴い、シミュレーション環境とエージェントに変更を行った。変更箇所を図 18 に示す。4 項目の詳細を以下で述べる。また、シミュレーションの報酬、制限時間、終了条件の概要を表 7 に示す。

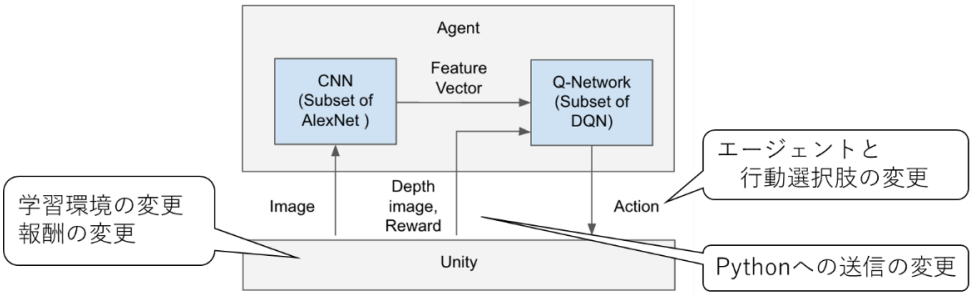


図 18 LIS のアルゴリズムの変更部分

表 7　報酬、制限時間、終了条件

報酬取得条件	正の報酬 ・口に食べ物が触れる ・エピソード内でゴールに食べ物が接近する 負の報酬 ・エピソード内で食べ物を口から遠ざける ・動作制限区域外に出る
1 エピソード制限時間	15 秒
終了条件	制限時間を過ぎる 食べ物を道具から落とす 動作制限区域外に食べ物が出る 口に食べ物が触れる

4.3.1 学習環境の設定

実際の食事環境に近い環境で学習させるため、人物モデルと食事を行う空間、使用する道具、食べ物を導入した。Unity の標準設定では Scale の 1 が 1m になっている。これを基準に食べ物の大きさを再現すると食べ物のサイズが小さいため、道具や他のオブジェクトを正しい挙動をしない可能性がある[3]。そこで、Scale の 1 を 1cm とするために、スケール変更時の Unity の設定変更方法[3]を元に重力設定を 9.81 から 981 に変更した。

また、エージェントに 3 次元の動きを追加したが完全に人間のような自由度のある動きにはならない。そのため、実際に食べ物を口に運ぶ時間よりも制限時

[3] tanaka's Programming Memo　http://am1tanaka.hatenablog.com/entry/20121010/1349861837　(2018/02/04)

間を多く設定する。本システムでは、LIS のサンプルが設定している制限時間 15 秒を暫定的に使用した。また、4.2.3 で詳説するように、口に早く辿り着くほど、高い報酬が得られるように設定した。これにより、時間がかかってゴールした動作でも、学習を重ねていくことで、より早く口にたどり着くように動きが洗練されることを狙う。エピソードの終了条件は、制限時間を過ぎる、食べ物を道具から落とす、動作制限区域外に食べ物が出る、口に食べ物が触れる、の 4 条件のいずれかを満たした場合である。

人物モデル

シミュレーションに用いる人物モデルは、MAKEHUMAN という人物モデル作成ソフト[14]を用いて制作した。サイズは日本人の年齢ごとの体重や身長を掲載しているサイト[15]を参考に、食事動作の調査時の被験者の年代に合わせて 20 代の日本人男性サイズで作成した(図 19)。モデルには、モデルサイズに合わせて指先も可動するように、人体の骨に相当する関節のリンク機能であるボーンを追加した。また、Mecanim Example Scenes[16]に含まれる IK スクリプトを使用して手首や足首、手首、胴体の位置を Unity 上で指定し、手首の動きに合わせて肘や肩も動くようにした。

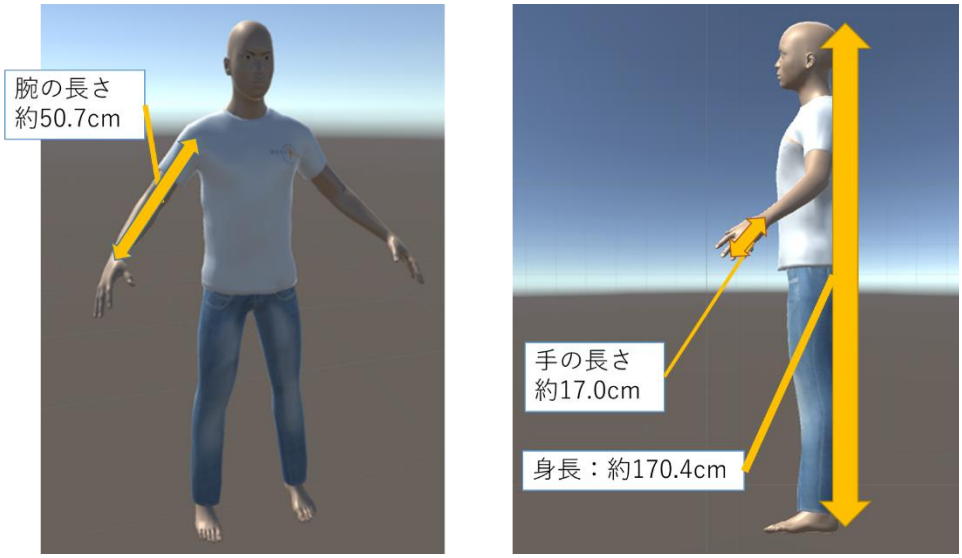


図 19　学習に使用した人物モデル

食事をする空間

食事を行う空間は、テーブルの上の皿のから食べ物を道具に乗せた(刺した)状態からを口まで運ぶことを想定した。テーブルの大きさは、人が食事を行う基本サイズを参考に幅 60cm、奥行き 40cm で設定した([17][18])。また、テーブルと

人の位置関係は、差尺[19]を元に計算を行い、図 20 のようにモデルを椅子に座った姿勢にした状態の座面から 27cm に設定した。口に入れる際に徐々に顔は前傾するが、シミュレーションにおいて動作対象が増えると学習成功率の低下や時間の増加が懸念される。そこで、3.1 節の事前調査を踏まえて、テーブルの手前の位置に口が来るように前傾姿勢で固定した。

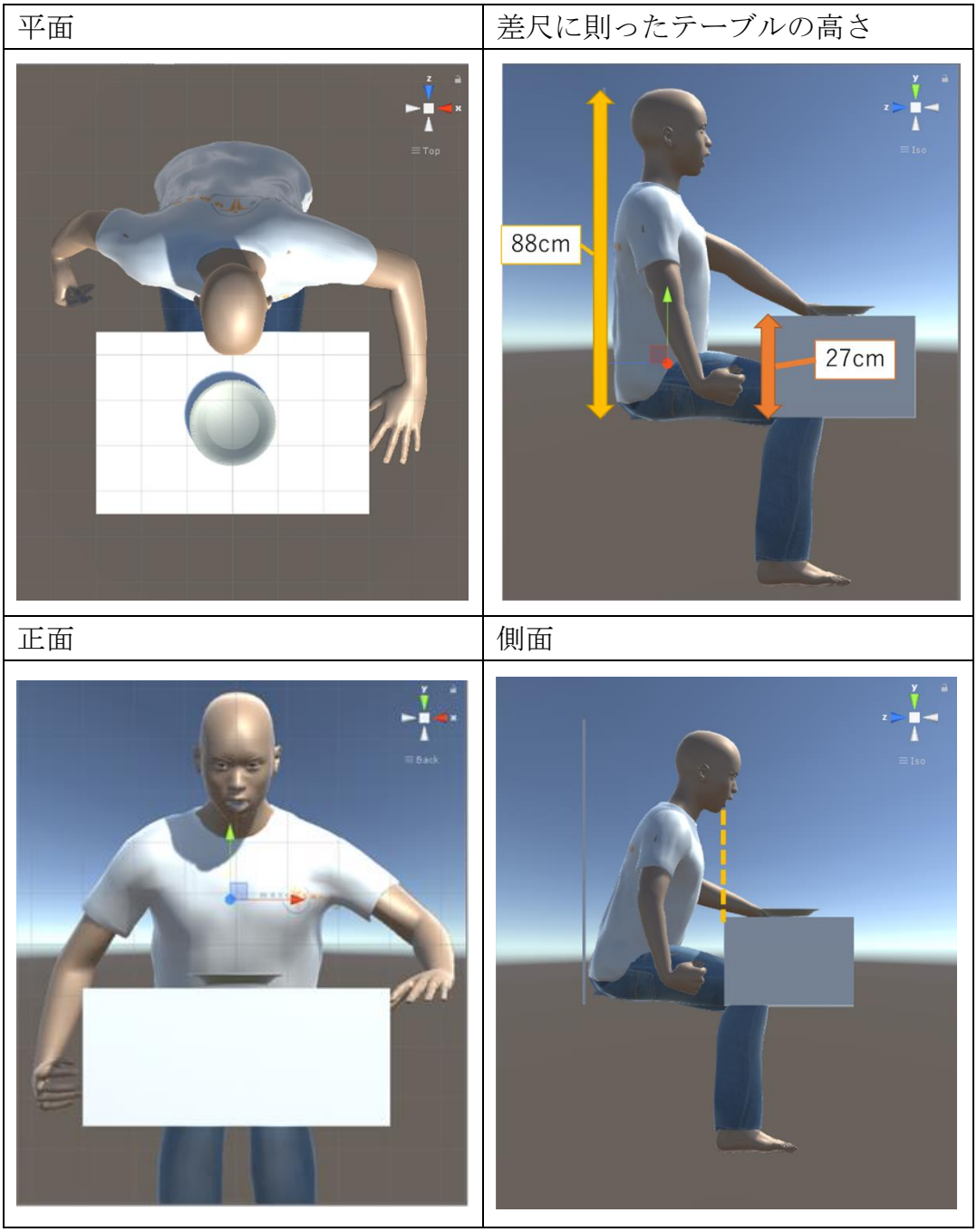


図 20 机の人物モデルの位置関係

使用する道具と食べ物

使用する道具はUnityのアセットストアの「Cutlery Silverware PBR[4]」のスプーンとフォークを用いた。道具の先端(物を乗せる、物を刺す部分)の大きさは、唐揚げの食事動作を記録時の道具の先端の寸法に合わせた。また、使用する唐揚げは、インターネット上に公開されているFBX形式の唐揚げの3Dモデルを使用した[5]。唐揚げの大きさは、4.1.2 項で用いたサンプルの中で平均的な重さである表 6 中の15gの唐揚げ(30*50*20 ㎜)に合わせた。

唐揚げをフォークに乗せた状態、スプーンに載せた状態、フォークに刺した状態の3種類を作成した(図 21)。エピソード開始時に、3種類の中からランダムに選択した一つが道具を持つ形の右手の位置に合わせて生成され、図 22 の青い範囲(テーブルから4cm上で、16*16cmの範囲)の任意の位置から開始する。右手の位置に道具を合わせる際は後述する手首のエージェントの位置からローカル座標で(-2,3.5,-10)の位置に道具を生成する。

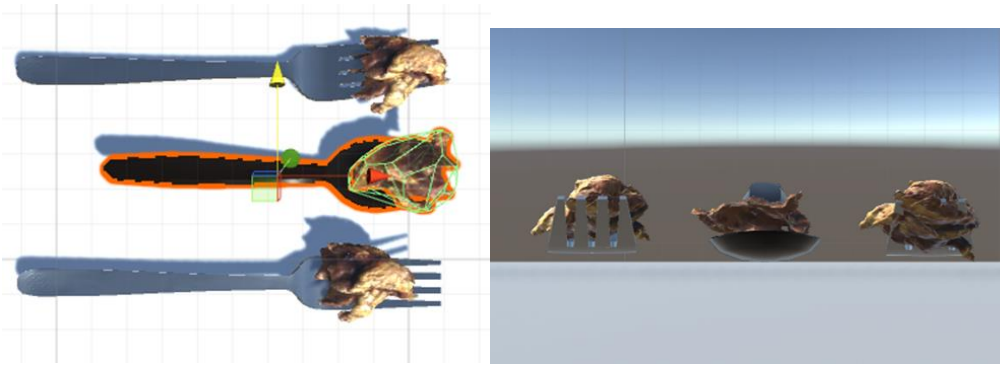


図 21　用意した唐揚げと道具

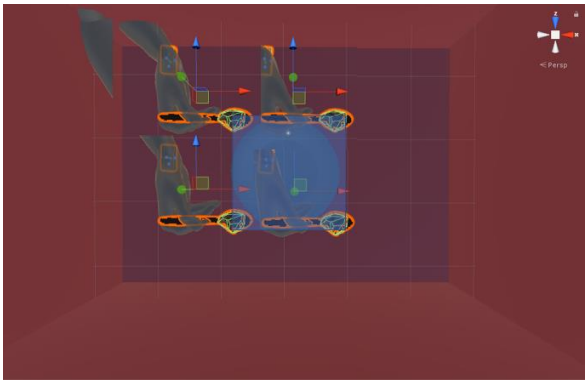


図 22　初期位置範囲

[4] Cutlery Silverware PBR https://www.assetstore.unity3d.com/en/?stay#!/content/106932　(2018/02/01)

[5] GOROman式からあげ・アペンド　Ver1.00　https://bowlroll.net/file/26464　(2018/02/01)

4.3.2 エージェント及び行動選択肢の設定

エージェントは、人物モデルの右手首に図 23 の位置に設定した。人物モデルには IK スクリプトがあるため、エージェントによって右手首が動くと肘や肩も連動するようになっている(図 24)。エージェントの行動選択肢は、x, y, z 軸の並進と x, y, z 軸回りの回転の 6 自由度に対し、正負の別を加えた 12 個にした(図 25①)。さらに、人の動きに近づけるため、x-y 平面, y-z 平面, z-x 平面の斜め移動 12 個と、xyz 空間の斜め移動 8 個を加えた(図 25②～⑥)。以上の合計 32 個の選択肢が、エージェントの行動選択肢となる。選択肢の増加が学習時間に影響を及ぼす可能性を考慮し、本シミュレーションでは暫定的に 32 個の行動を選択肢とした。唐揚げの食事動作の記録から移動は 3cm、回転角度は 5° と設定した。これらは、食事動作記録時の距離データと録画データから求めた平均値の小数点以下を切り捨てて設定した(付録 b)。

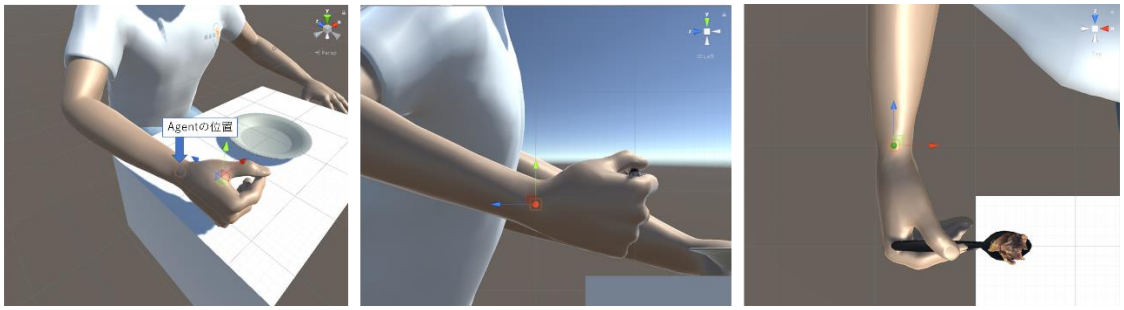


図 23　エージェントの位置

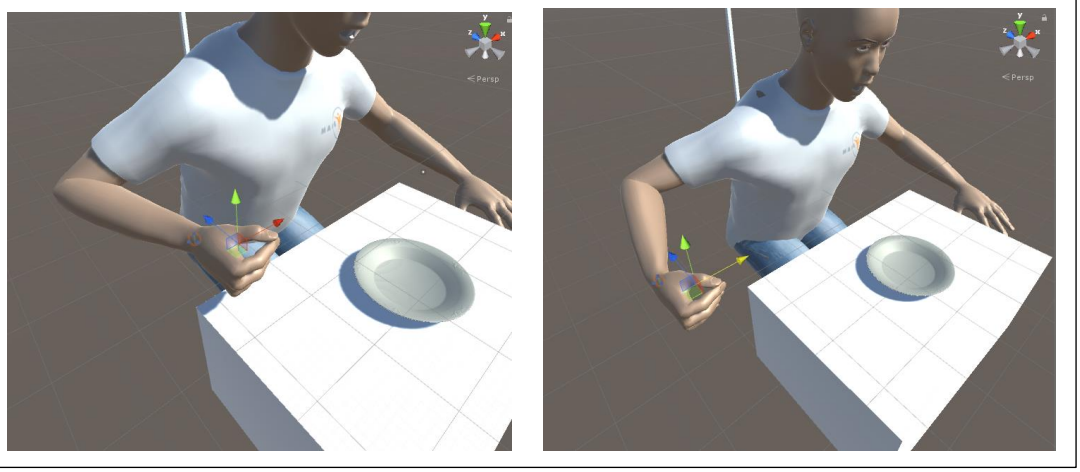


図 24　右手首の動きに連動する腕

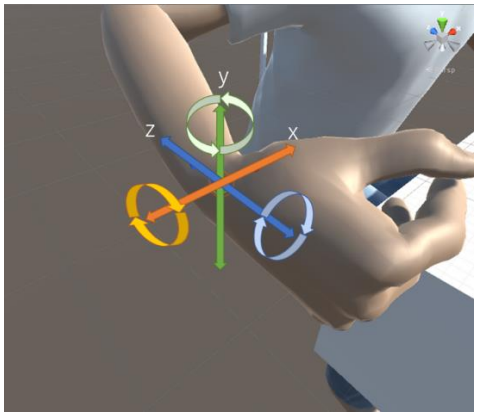
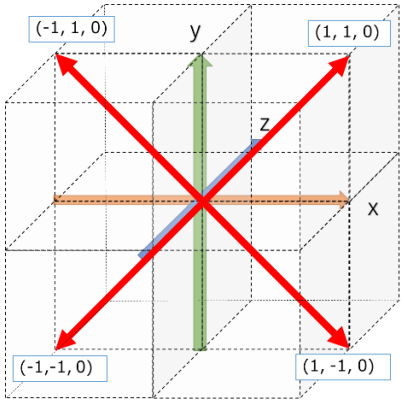
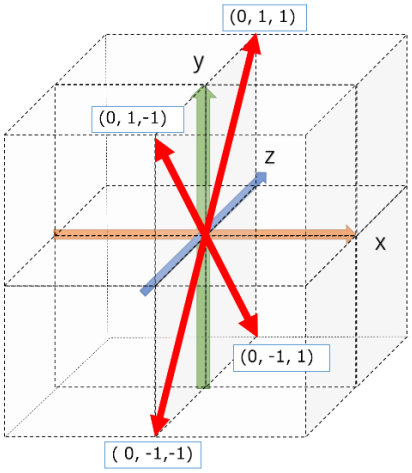
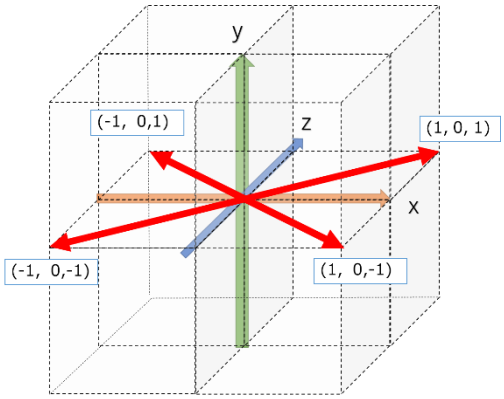
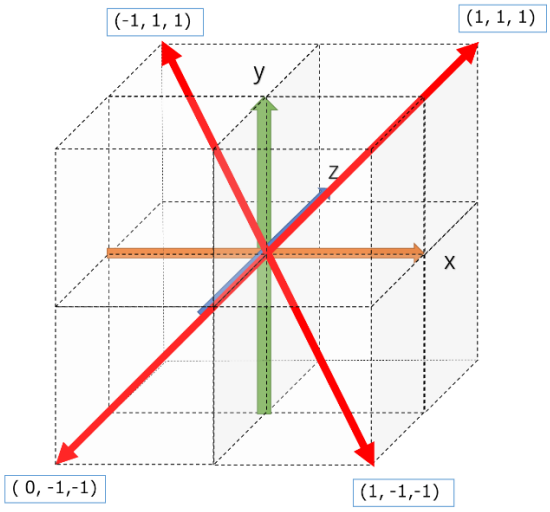
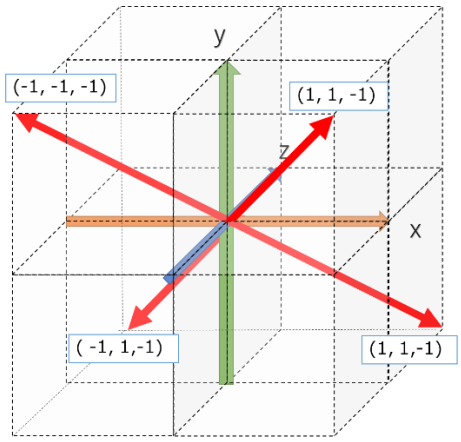
① 6 自由度の移動	②x-y 平面の斜め移動
	
③y-z 平面の斜め移動	④z-x 平面の斜め移動
	
⑤xyz 空間の斜め移動(1)	⑥xyz 空間の斜め移動(2)
	

図 25 エージェントの移動

4.3.3 報酬の設定

学習システムでは、口に近づく、もしくはゴールする(口に接触する)ことで正の報酬を与える。また、一度口に近づいたのに離れる、食べ物を落とす、食べ物が食事環境外に移動する負の報酬を与えるように設定した。

人の動作範囲内の行動に制限する報酬

人の動作範囲で食べ物を口まで運ぶ動きを実現するために、テーブルと人物モデルの頭上までの空間を「食べ物または道具が触れるとエピソードを終了し、負の報酬を与える」壁で覆った(図 26、図 27)。また、口の位置を把握しやすいように図 28 に示すように、口部分のみをくり抜いた壁を追加した(図 28)。負の報酬の点数は、最高得点 55 点(口に近づく最大報酬 40 点と口に食べ物が接触する最大報酬 15 点の合計)に対して、それを打ち消すペナルティとなる-70 点を設定した。これにより、食べ物を落とさず、範囲外に出ない動作の学習を狙う。

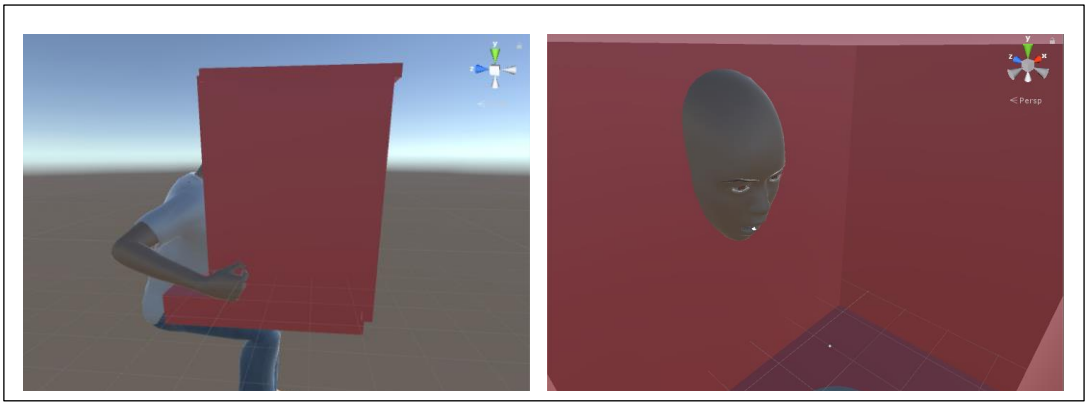


図 26 テーブルと人物モデル頭上までを覆う空間

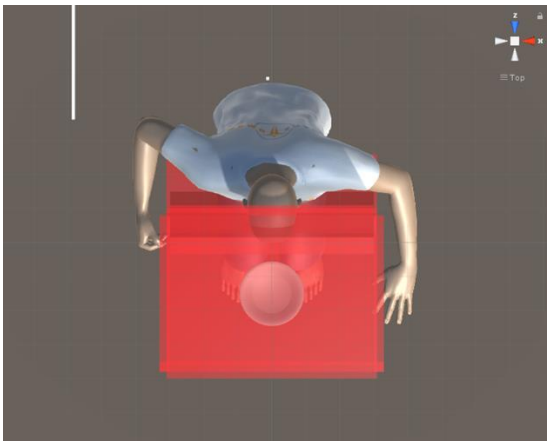
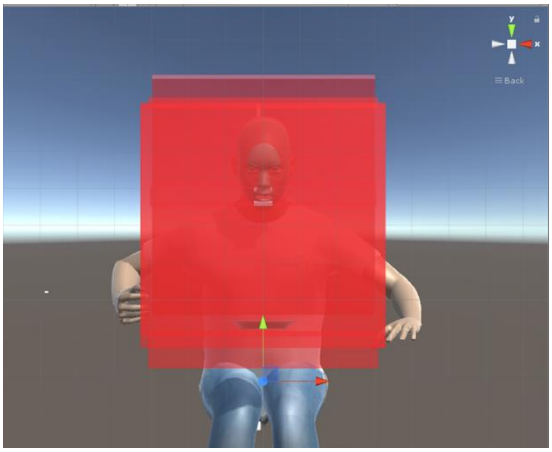
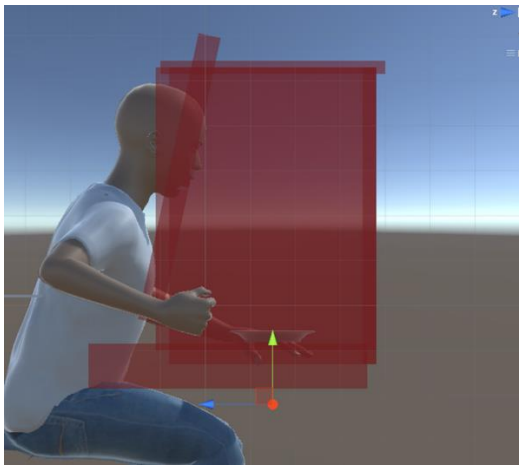
平面	
	
正面	側面
	

図 27　半透明にした空間の三面図

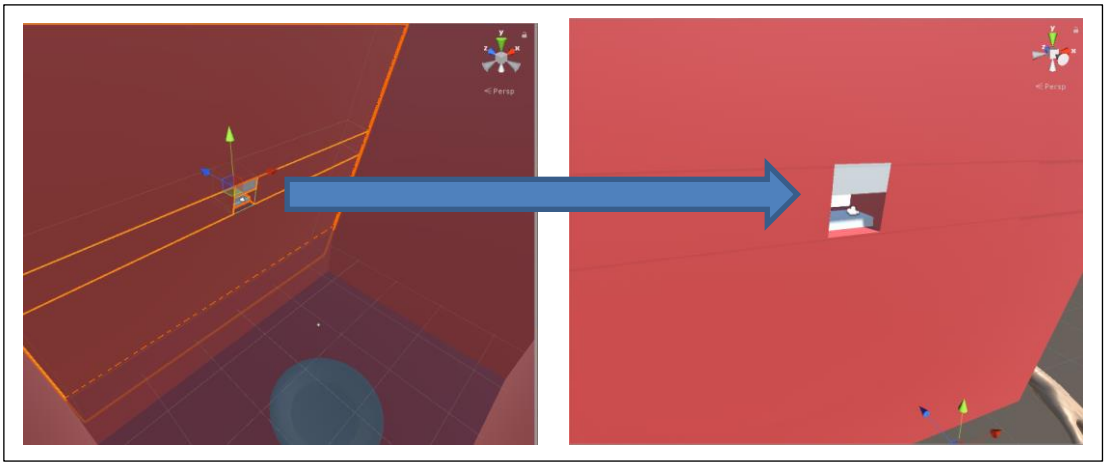


図 28 動作範囲を制限する空間内部

口(ゴール)に食べ物が触れる報酬

学習の目的である口元まで運ぶ動きを生成するため、口に食べ物が触れることで正の報酬を与え、エピソードが終了するように設定した。

口部分は図 29 左図の位置に存在する。周囲に壁が存在し、口部分のみ図 29 右図の内部を持っている。図 29 左図の口の開いた部分が右図の開口部になっている。内部の下ゴールに触れるとエピソードの経過時間と制限時間の差分(小数点以下切り上げ)の正の報酬を与える。

また、食べ物がゴールに接触する方法は、図 30 の 3 種類を想定した。図 30 下図の動作ができるように、図 29 右図の口上部はエピソードの終了や報酬を付与する機能を持たない、接触判定のみを持つオブジェクトになっている。

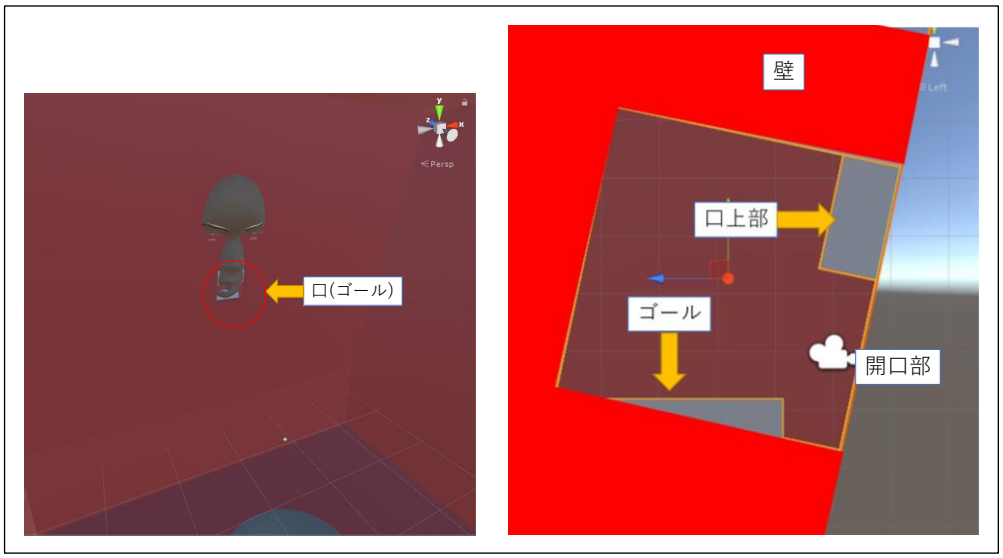


図 29 口と口内部の状態

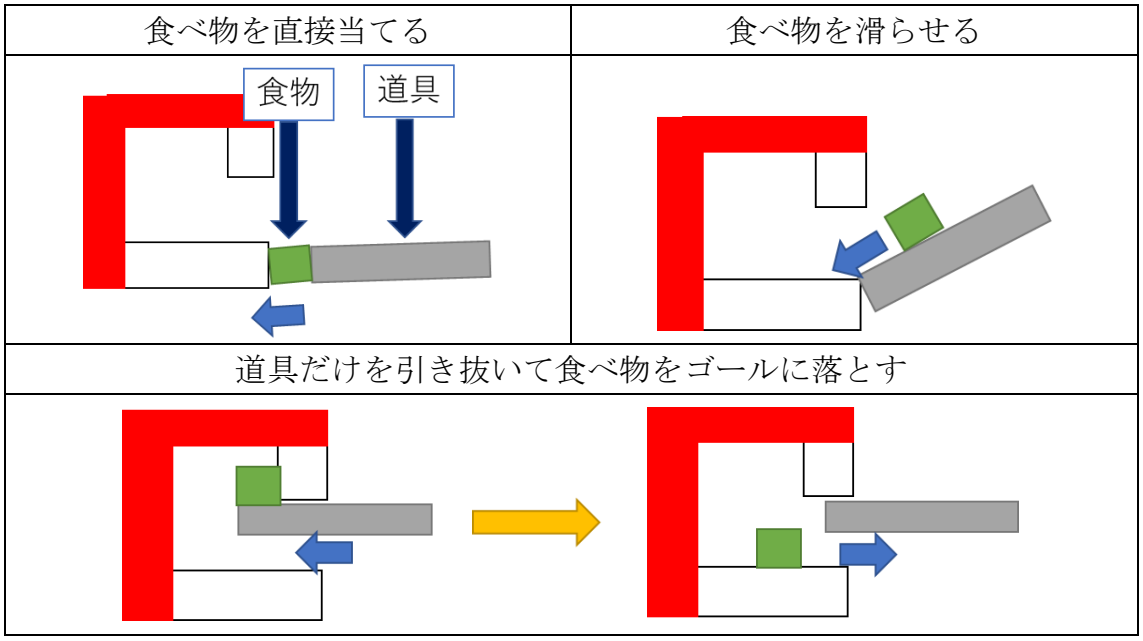


図 30　食べ物をゴールに接触させる方法

口まで食べ物を誘導する報酬

口に食べ物を当てることで正の報酬が得られることを学習させるため、口に近づくことでも正の報酬が得られるように設定した。具体的にはエピソード開始時とエージェントの行動更新時に口と食べ物までの直線距離を計測する。現在の食べ物までの直線距離がそのエピソードで最も接近した距離（以下、最接近距離）よりも近ければ加点を行い、最接近距離よりも遠くなれば減点を行うように報酬を設定した。以下に、そのアルゴリズムを示す。この際、負の報酬が正の報酬より大きいと直線移動を促す可能性を考慮し、正の報酬と比較して少ないペナルティとなるような負の報酬を与える。ここで、暫定的に、最接近距離から離れた現在距離の差分×0.1 倍の負の報酬を設定した。

1. 現在の食べ物と口までの直線距離を計測
2. エピソード内の最接近直線距離と現在の直線距離を比較
    - 最接近直線距離 ＞ 現在の直線距離の場合
        ① （最接近直線距離−現在の直線距離）※
        ② 最接近直線距離を現在の直線距離に変更
    - 最接近直線距離 ＜ 現在の直線距離の場合
        ① （最接近直線距離−現在の直線距離）※×0.1

※小数点切り上げ

4.3.4 Python との連携部分の変更

本学習システムでは LIS のサンプルよりも選択肢が増え、移動できる空間は 2 次元から 3 次元となった。さらにエージェントは食べ物を周囲の壁に当てずに、落とさないように口に運ぶ必要がある。そのため、サンプルで送っていたカメラとセンサ情報だけでは、エージェントの状態を理解することは難しいと考えられる。LIS には、Unity から Python に送信するカメラと深度センサのデータを増やす機能がある。サンプルの中にはこの機能を利用してセンサとカメラをそれぞれ 4 つ用意して実行するものが存在する。本研究では、このサンプルを参考にカメラとセンサをそれぞれ 4 つに増やした。図 31 にそれらの位置を示す。白線はカメラの位置からの範囲、3 色の軸はそれぞれ、赤が x 軸、緑が y 軸、青が z 軸を表している。

①のカメラは、口元から食べ物や皿を見下ろすことのできる位置に設定した。カメラの向きは、正面から俯角 41 度に設定した。①のカメラは食べ物がゴールに近づくと食べ物で視界が遮蔽されるために、周囲を観察できなくなる。そこで、②のカメラは、口に食べ物が近づいている時でも周囲を観察できるように、①のカメラの向かい側の壁に同じ高さで①と同じく俯角 41 度で設置した。③のカメラは道具の先端を写すように、エージェントの動きに連動する。このカメラ情報で、道具の先端の食べ物が落ちそうかどうかを判断し、食べ物を落としにくくなると想定して設置した。④のカメラは、食べ物が口の中に入った際にどこに当てるとゴールになるかを学習させるために口内部に設置した。口内部の位置を図 32 に示す。開口部とゴール位置が視界に入るように俯角 30.4 度に設定した。それぞれのカメラ位置の 3 面図を図 33 に示す。

また、Python から行動選択肢の指示を受ける通信間隔は、ほぼ一定間隔の更新を行う FixedUpdate 関数を使用し、前回の通信から指定秒数以上になると次の通信を行う。FixedUpdate 関数は、PC の性能で多少遅延があるが、ほぼ一定間隔で呼び出される関数であり、物理挙動などに用いられる[20]。サンプルでは 0.15 秒である。通信間隔をより人に近い動きにするために、本シミュレーションでは人の反射の平均と言われている 0.2 秒[21]と設定した。

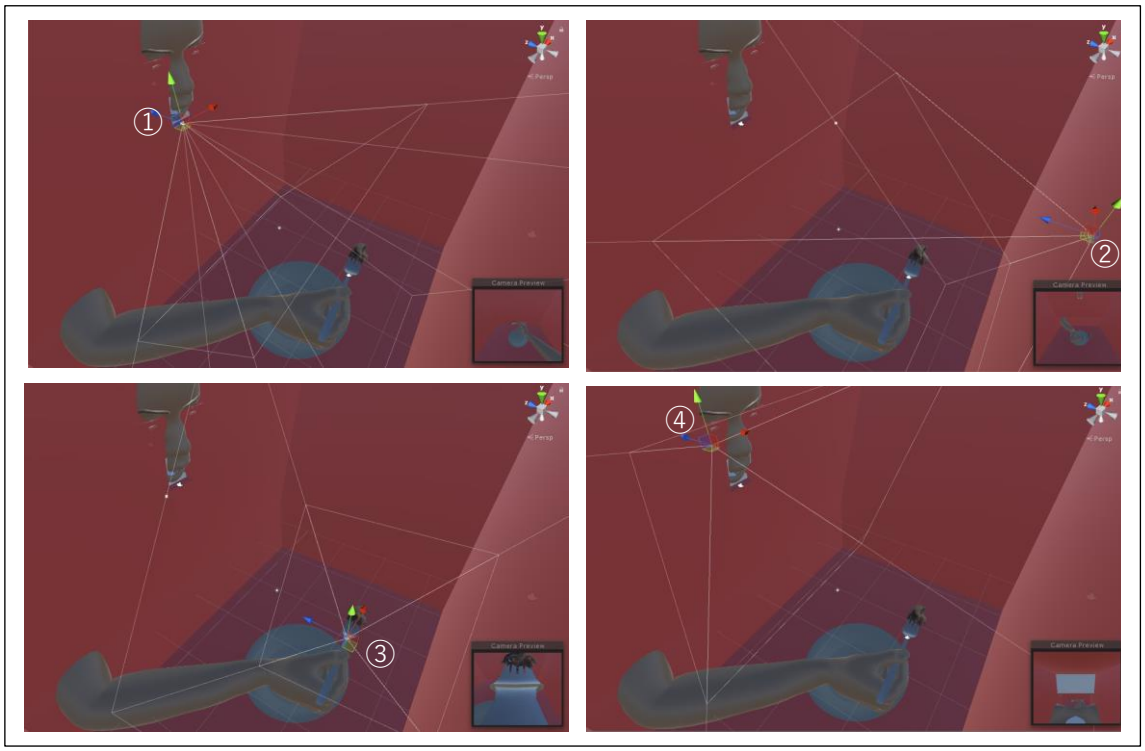


図 31　シミュレーション環境のカメラ位置

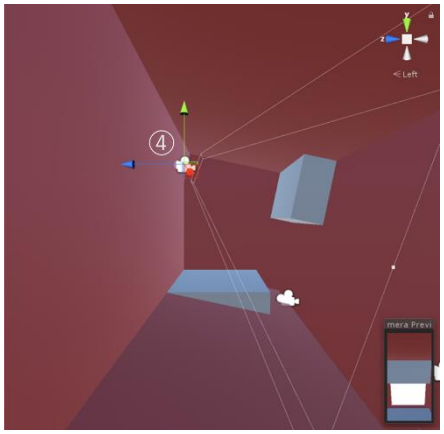
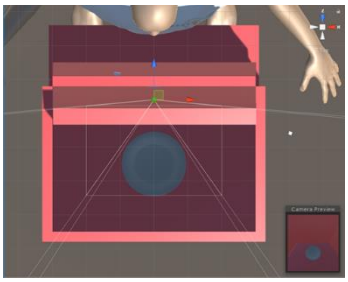
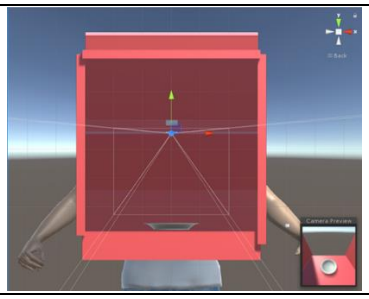
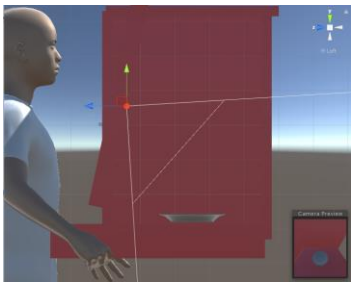
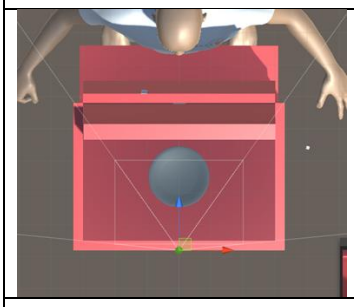
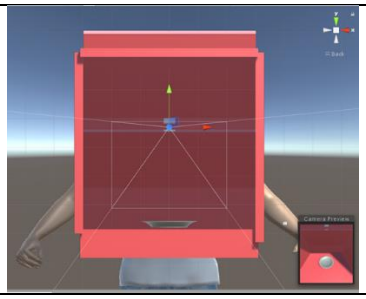
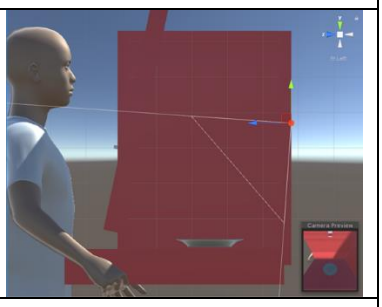


図 32　④のカメラ位置

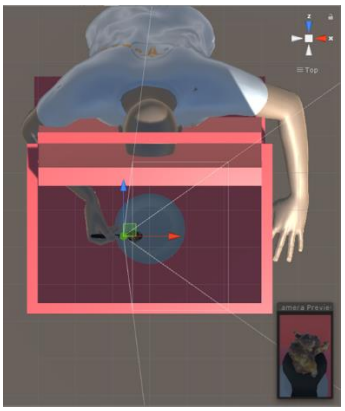
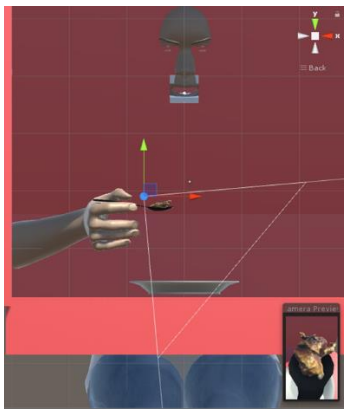
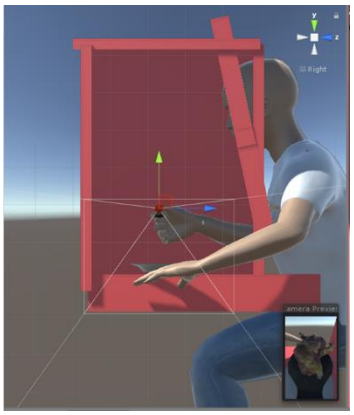
①のカメラ

②のカメラ

③のカメラ

④のカメラ

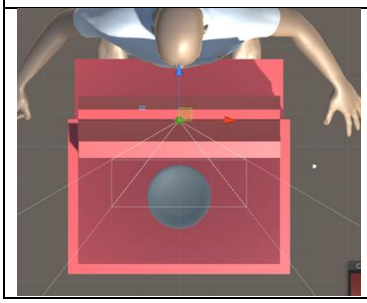
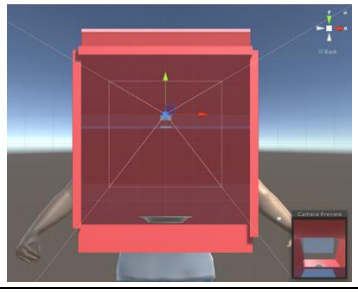
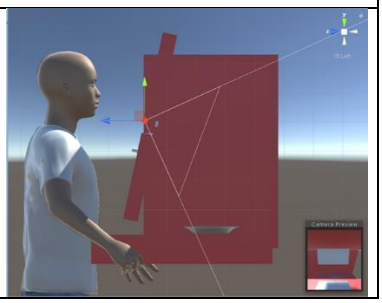




図 33　各カメラの位置

4.4 LifeInSilico 上でのモーション保存方法

LIS のサンプルでは、各エピソードで、エージェントがどのような行動を行ったかの履歴を保存する機能がない。そこで、口に食べ物が接触したエピソードの保存機能を学習システムに追加した。

図 34 に保存の流れを示す。各エピソードに、エピソード開始時から Unity の FixedUpdate 関数で 0.02 秒毎にエージェントの座標と回転情報を保存するように設定し、ゴールした場合には csv ファイルで出力を行い、ゴールしなかった場合には破棄する。

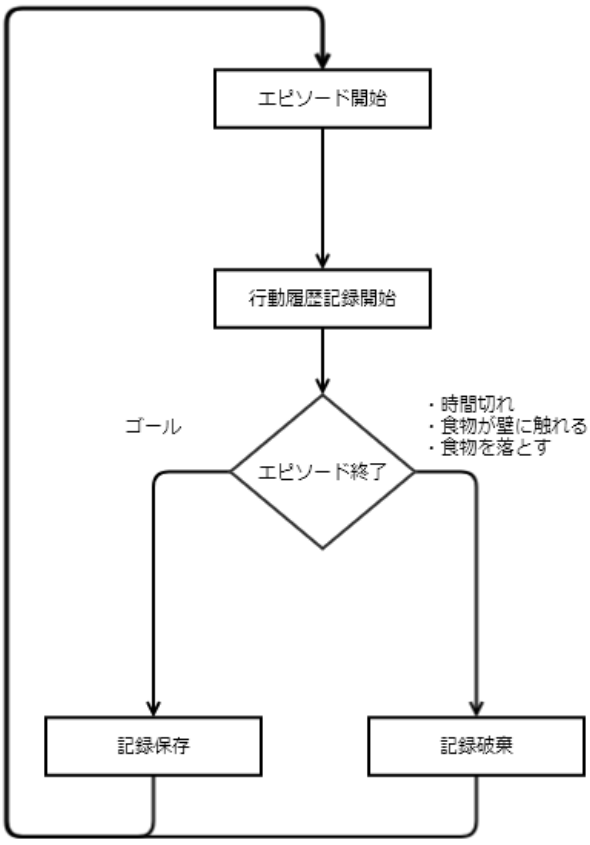


図 34　記録保存の流れ

図 35 にファイルの例を示す。生成した CSV ファイル名は、Savemotionlog(道具の使い方)_score(合計報酬)episode(エピソード番号)_(日時).csv で命名する。各行ごとにエージェントのワールド座標、オイラー角の情報の順に記録する。

ファイル名
savemotionlogSpoon_karaage_andKaraageVer2(Clone)_score29.80003episode4862_2018_1_28_19_56_40.csv
ファイル内容

x	y	z	euler_x	euler_y	euler_z
-13	-1.7879	-2.7879	0	0	0
-13	-1.5758	-2.5758	0	0	0
⋮					
-15.7336	22.15452	2.56442	354.7099	316.9489	12.13423
-15.7093	22.0382	2.83969	354.7099	316.9489	12.13423
-15.6851	21.92188	3.114959	354.7099	316.9489	12.13423

図 35　出力される csv ファイルの例

第 5 章 強化学習から生成した食事動作の評価

本章では、第４章で生成された食事動作を確認し、その動作に実際の動作でみられた差異があるかを評価について述べる。次に、結果をもとに改善したシミュレーションの結果を確認し、生成された食事動作の考察を述べる。

5.1 評価概要

生成した食事動作を再生し、調査結果と同様の道具の使い方による差異があるかを確認する。結果から改善すべき要素があれば、修正を行う。また、生成された結果から差異が確認できたら、食事環境に変更を加え、道具の使い方以外の環境変化にも強化学習が対応できるかを試す。

5.2 結果と考察

エピソード数約 5200 個のシミュレーションを行い、合計 71 個のゴール結果を生成した。内訳は、スプーンに乗せるが 8 個、フォークに乗せるが 4 個、フォークに刺すが 59 個となった。

生成した動作の中で、視覚的に口に食べ物を運んでいるように見える動作の一部を図 36～38 に示す。食べ物が口元に到達した際の正面からの画像を図 39 に示す。

スプーンとフォークに乗せて口に運んだ動作では、口元到達時のスプーンを持った手と口の位置が平行になっている。一方で、フォークに刺して口に運んだ動作は、口元に対して手が下の位置にあり、道具のピッチング回転によって、口元まで食べ物を運んでいることがわかる。

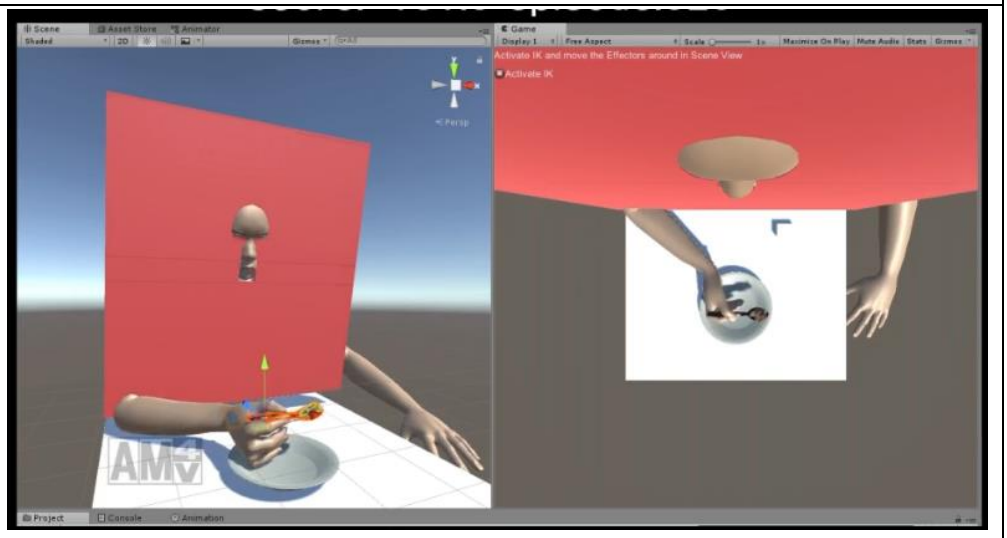
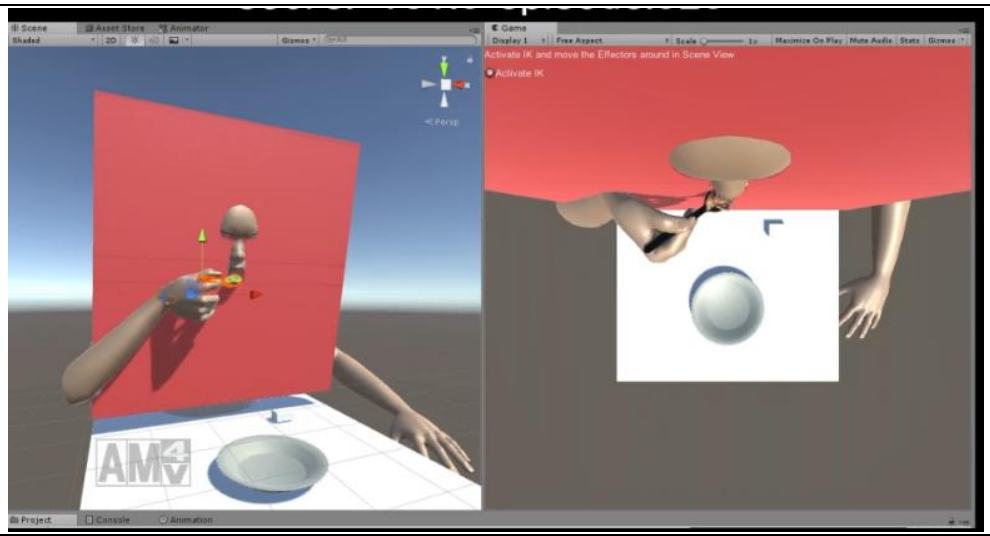
	スプーンに乗せる　Episode525
開始	
到達	

図 36 スプーンに乗せて食べる動作

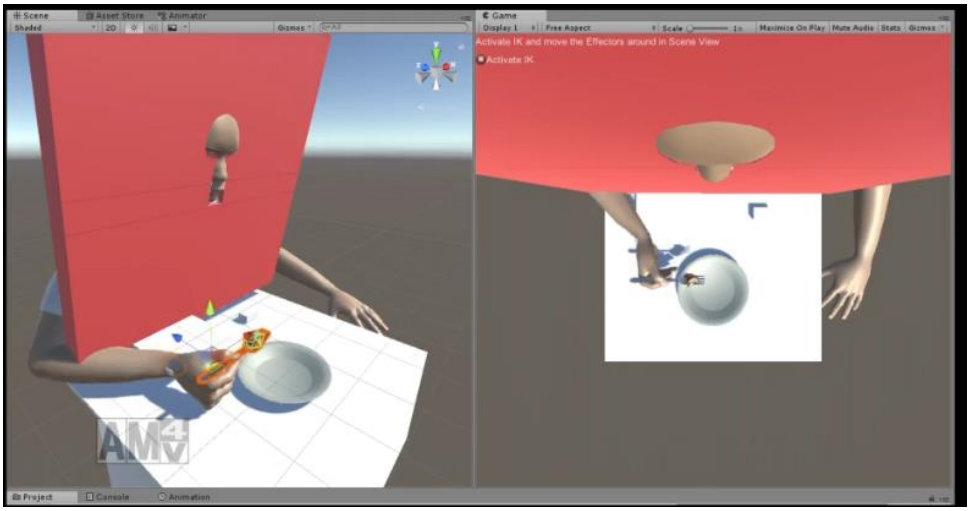
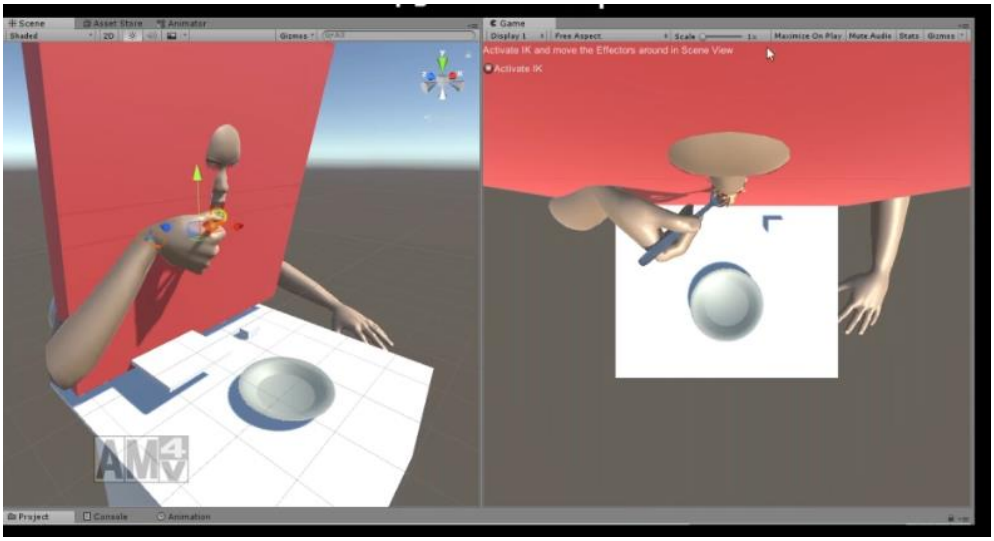
	フォークに乗せる Episode1613
開始	
到達	

図 37　フォークに乗せて食べる動作

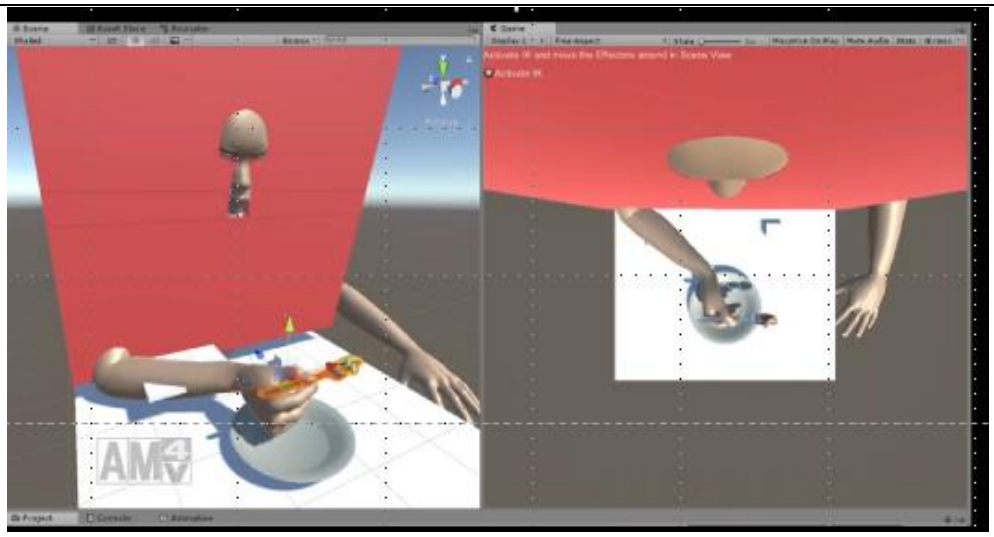
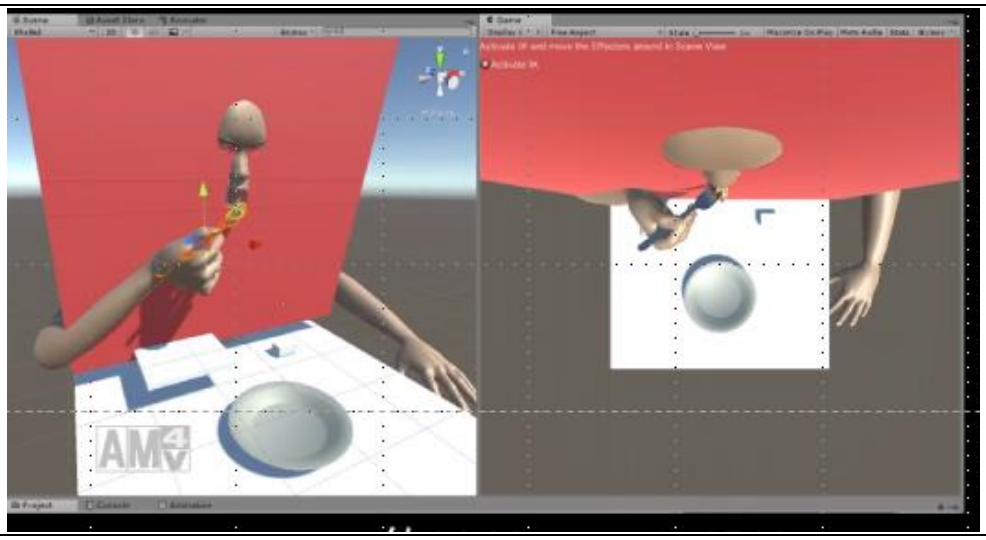
	フォークで刺す Epsiode704
開始	
到達	

図 38 フォークに指して食べる動作

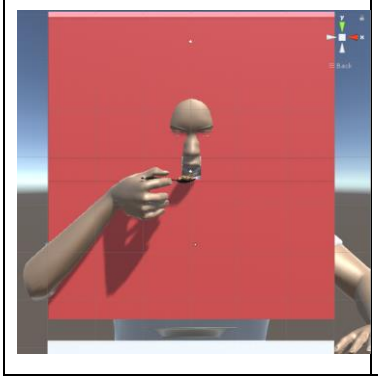
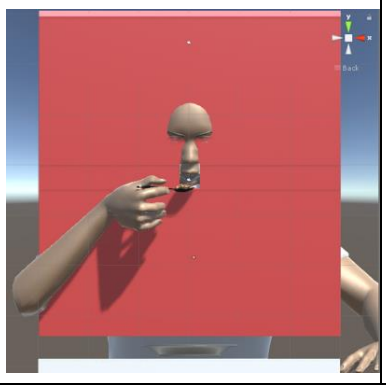
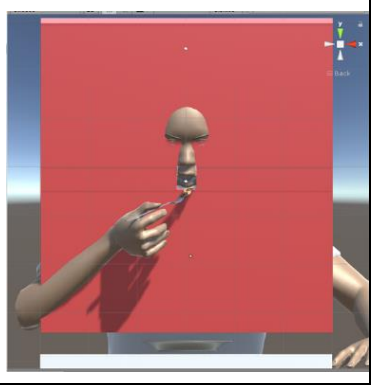
スプーン（乗せる）	フォーク（乗せる）	フォーク（刺す）
		

図 39　口元到達時の正面

考察

報酬設定を食事環境に応じて変更せずとも、口元に運んだ状態に関しては実際の食事動作と同様の動作の差異を表現できた。しかし、開始位置から口に食べ物を運び届ける過程では、左右や前後に揺れるという、実際の食事動作にはない動きが見られた。図 37 で示したフォークに乗せて食べる動きの軌道を図 40（図中の水色の線）に示す。最接近距離より離れれば負の報酬が入るため、離れる動きをするほど、合計報酬は下がるはずである。よって、ゴールした段階の学習では、口に早く到達することで正の報酬を多く得ていることや、口から離れる動きが多いと負の報酬が増えることをまだ学習できていなかったと考えられる。そのため、更に試行回数を増やせば、学習が進み、よりスムーズな動作になる可能性がある。また、移動に関する報酬設定の変更や移動と回転の選択肢を増やすことも、解決手段として考えられる。

エピソードの一部には報酬の合計点数が低いものや最終の報酬点数がマイナスのものがあった。しかし、点数の高いものよりもスムーズに食べ物を運んでいる動作も存在したため、学習中にどのような点数変化が起こっているかを確認する必要がある。

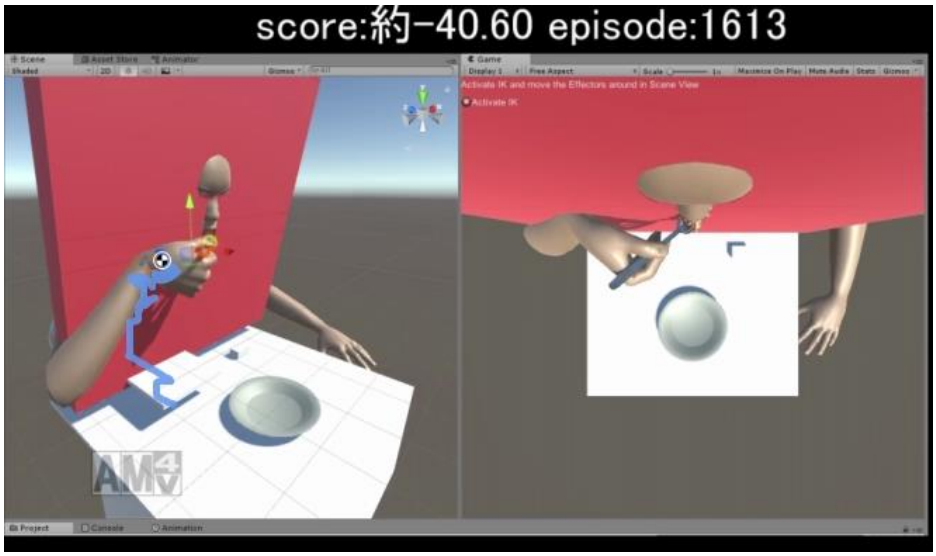


図 40　フォークに乗せて食べる動き

5.3 シミュレーションの改善

現在のシミュレーションで、実際の食事動作にみられた食事動作の差異を確認できた。更なる食事動作の多様性の表現が可能かを確認するため、机の中心に

設置した皿が収まる範囲(図　22)でランダムに決めていた開始位置をエージェントが右手首から離れない範囲(図　41)まで広げてシミュレーションを行った。また、報酬が正しく機能しているかを確認するため、エージェントの位置情報記録時にその時点の合計報酬の記録も追加した。

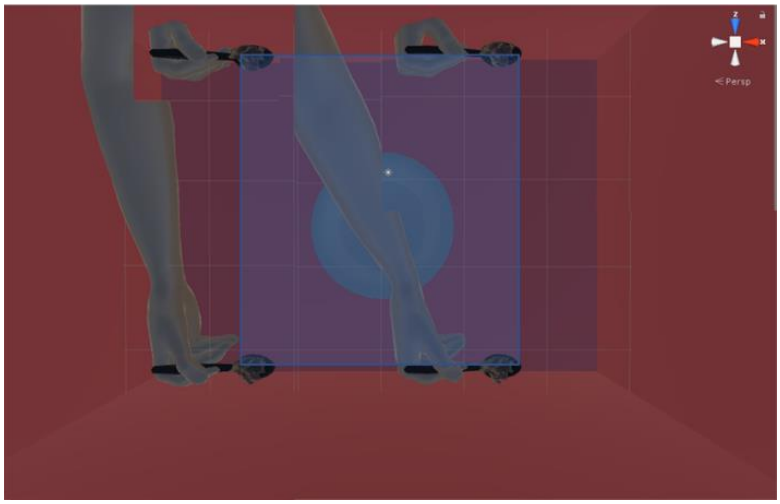


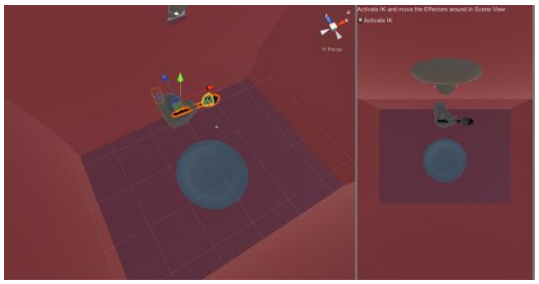
図 41　拡張後の初期位置範囲

5.4 改善したシミュレーションの結果と考察

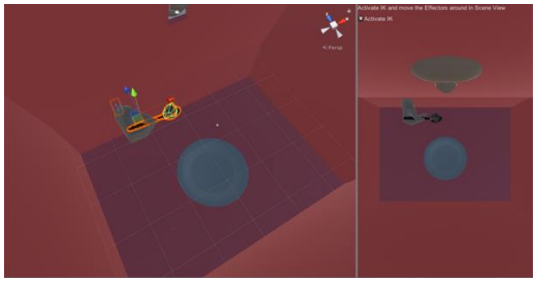
開始範囲を広げた結果

時間ステップ 101154 回（エピソード 3186 個）のうち、43 個のゴールしたエピソードを生成した。内訳は、スプーンに乗せる動作が 7 個、フォークに乗せる動作が 5 個、フォークに刺した動作が 31 個であった。それぞれの生成結果で、拡大した範囲外から食事が開始してゴールしたものがあるかを確認した。

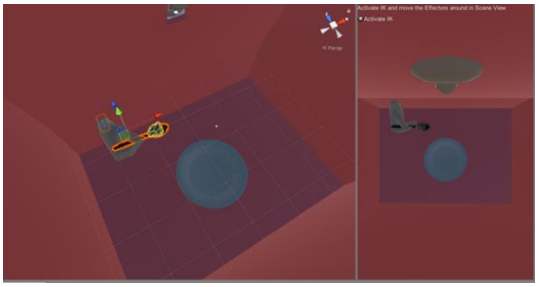
目視による確認で、拡大した範囲から開始して口にたどり着いた動作の初期状態を抜粋したものを図　42～44 に示す。フォークとスプーンに乗せる動作は、新たに広げた範囲からゴールしたものを複数確認できた。また、フォークに刺す動作は生成された数が 5 個と、スプーンやフォークに乗せる動作と比べて少なかったが、口から遠い位置、近い位置からのゴールを確認することができた。



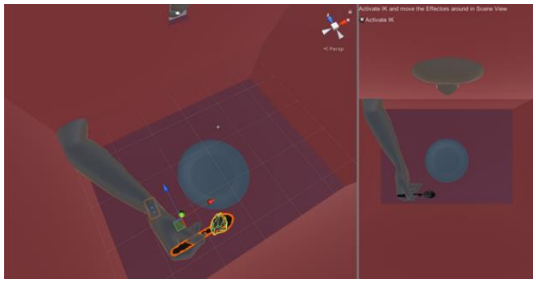
Episode 1406



Episode 2352

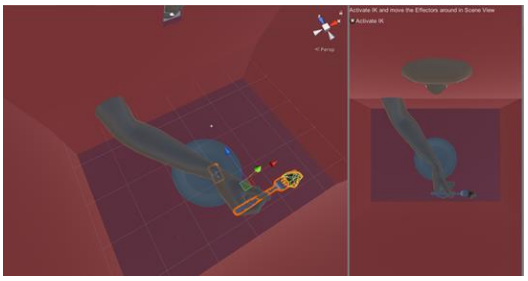


Episode 2394

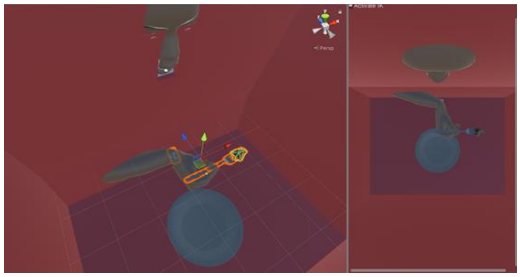


Episode 2663

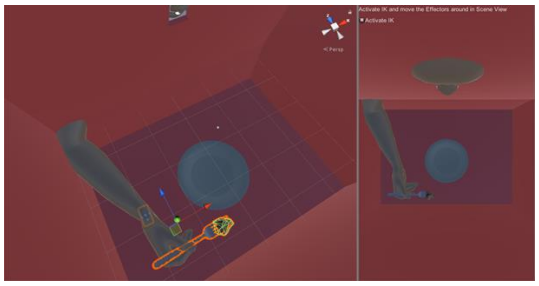
図 42　生成されたスプーンに乗せる動作の開始位置



Episode 1413



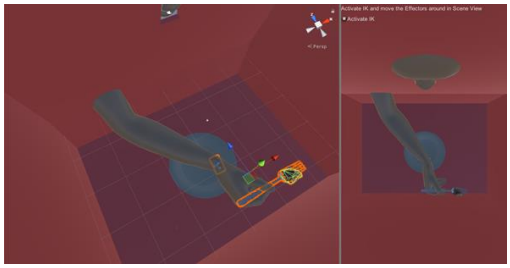
Episode 2156



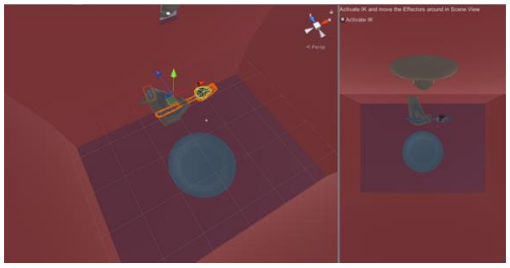
Episode 3002

Episode 2238

図 43　生成されたフォークに乗せる動作の開始位置



Episode 2261



Episode 2761

図 44　生成されたフォークに刺す動作の開始位置

報酬機能の確認の結果

CSV ファイルでスコアの変化を確認したところ、ゴールしたエピソードの終了付近で-70 の減点が発生していた。ゴール時にエピソードを終了するように設定しているが、終了処理中に、周囲の壁に食べ物や道具が接触したことで最終合計値が低くなっていたと考えられる。

また、想定していない報酬を与えている食事動作があった。具体的には口に食べ物が近づいているのに正の報酬が発生せずに負の報酬が増加しているものや、逆に不当な正の報酬を得ているものがあった。これらは、エピソード開始時の最接近距離がエピソード開始時の食べ物から口までの距離ではなく、前のエピソード終了時の食べ物から口までの距離になっていたことが原因だと考えられる。これにより、以下のようなエピソードになったことが示唆される。

・あるエピソードで食べ物と口が近い距離で終了すると、その次のエピソードはその距離以上に口に食べ物が近づくまで負の報酬を与える。

・あるエピソードが口から遠い位置に食べ物がある状態で終了すると、その次のエピソードの最初の行動の報酬は、現在の口から食べ物までの距離と前のエピソード終了時の口から食べ物までの距離の差分を正の報酬として与える。

考察

4.3 節のシミュレーションの設定の開始位置の範囲を広げて、食事動作が生成されるかを確認した。その結果、それぞれの道具の使い方で口まで食べ物を運ぶ動作を生成することができた。

一方で、報酬機能が正しく動作していないことが分かった。それでも、食事動作を生成できたのは、最初の報酬以外は正しく報酬を与えていた一部のエピソードがあったからだと考えられる。また、4 章のシミュレーション時に高い合計報酬のエピソードの動作が低い合計報酬のエピソードの動作よりも左右や前後に揺れる動きを生成したのは、想定していない報酬機能により、正しく学習できていないために起こった可能性がある。

設定した報酬が正しく実現できれば、同じエピソード数(試行回数)でもより多くの口元にたどり着けるようになり、生成される動作も変わると考えられる。また、シミュレーションの想定していなかった設定に口にたどり着くまでのシミュレーション設定に活用できる機能が存在している可能性もある。

第 6 章 結論

本研究では、食事動作の調査と強化学習によるアニメーションの生成を行った。

食事の調査により、食事環境によって食事動作に差異が起こることを確認した。次に、食事動作の過程を分類し、食事動作を実現するまでに段階的な課題の解決が必要であることを示した。その課題を解決する第一歩として、Python と Unity を組み合わせた LifeInSilico を用いて学習環境上に食事環境を設定し、食事動作の生成を行った。

その結果、使い方の異なるスプーンやフォークの食事動作、開始位置が異なる場所からでも口まで食べ物を運ぶ動作を表現できた。これにより、強化学習を用いたアニメーション制作で、道具の使い方や開始位置ごとに報酬設定を変更せずとも、実際の食事動作の差異が実現可能であることを示唆できた。

今後の課題として、食べ物を口まで運ぶ動作の過程を人間の動きに近づける必要がある。報酬設定の見直しやエージェントの行動の追加、LIS 以外の強化学習環境を使う解決の手段が考えられる。また、今回着目した動作過程以外に食器から食べ物を取り出す動きや、咀嚼するという他の食事動作にも生成範囲を広げ、食事動作の一連の流れを全て強化学習で実現することができれば、最終的に映像作品で用いる食事動作に近づけることができると考えられる。

謝辞

本研究を進めるにあたって、指導教員をはじめとする様々な方々にご指導、ご協力をして頂きました。

食事動作の制作という新しい分野の研究に戸惑うことが多かったものの、食事について調査し、行き詰まるたびに様々な視点から進むべき道を提案してくださった宮田一乗先生に深く感謝いたします。また、食事のアニメーション制作の需要は本当にあるのかと悩んでいたときに、プロのクリエイターが食事シーン制作について語っていたことを教えてくださったときは、希望を見出すことができました。

進捗報告以外にも、話しかけに来てくださり、研究や就職活動、様々なことの相談に乗ってくださった浦正広先生に深く感謝いたします。進捗報告がないと気が緩んでしまう学生にとって、自分の現状を人に説明することで見直す機会を与えてくださり、研究の助けとなりました。また、研究室に篭りがちな学生にパラグライダーの体験を勧めてくださり、貴重な思い出ができました。

研究計画提案書時には、吉高淳夫先生から、多くのご指摘をいただきました。お忙しい中、修正の提案をしていただいたことに、改めて感謝いたします。中間発表時には、小谷一孔先生から、情報科学分野の視点からのアドバイスだけでなく、研究テーマの面白さを褒めていただけました。心より感謝申し上げます。また、鵜木祐史先生からは、ポスター発表の時間の都合で短い時間しかお話できなかったものの、修士論文発表会にあたっての心構えや研究を説明する上での要点も教えていただきました。心より感謝申し上げます。

また、本研究の食事動作の録画を快く引き受けていただいた学生の皆様に深く感謝いたします。

宮田一乗先生と宮田研究室の皆様には、大変お世話になりました。見知らぬ土地で新しい分野に挑戦するのは不安でいっぱいでしたが、時に厳しく、時に優しい先生に出会えたことで、挑戦する姿勢を持てるようになりました。また、多種多様な分野から集まった学生と交流できたことで、多くの知識を得ることができました。

そして、同学年の友人にも恵まれました。挑戦はとても勇気のいることですが、ともに遊び、ともに笑い、ともに励ましあえたことで立ち向かうことができました。

改めて、自分を支えてくださった皆様に感謝いたします。

参考文献

[1] 水野 克哉,柏崎 礼生,高井 昌彰,「高井 那美,キャラクタアニメーション作成支援のための人物動作推定システム」,情報処理学会研究報告グラフィクスと CAD,80(2008-CG-132),pp.45-48,2008

[2] Nicolas Heess, Dhruva TB, Srinivasan Sriram, Jay Lemmon, Josh Merel, Greg Wayne, Yuval Tassa, Tom Erez, Ziyu Wang, S. M. Ali Eslami, Martin Riedmiller, David Silver,「Emergence of Locomotion Behaviours in Rich Environments」Cornell University Library, Mon, 10 Jul 2017 18:52:12 GMT

[3] 高井 康太,千葉 広大,藤村 武史,平田 純也,合田 竜志,巳波 弘佳,長田 典子,「ピアノ演奏 CG アニメーションの自動生成 : 演奏モーションのヒューマナイズと GPU レンダリング」,映像情報メディア学会技術報告,35(8),pp.73-76,2011

[4] 野村 哲聖,曽我 麻佐子,「Kinect を用いた身体動作入力による振付合成システム」,映像情報メディア学会技術報告,40(5), pp.61-62, 2016

[5] 雨宮寛敏,山岸勇貴,金田重郎,芳賀博英,「食事への関心の抽出のための 3D モーションセンサを用いた箸の動作分析」情報処理学会第 73 回全国大会 pp.4-731 - 4-732

[6] 江上 いすず,長谷川 昇,「女子学生における食事動作の解析」,日本家政学会誌, 47(4), pp.381-386, 1996

[7] 山崎 明,福嶋 政徳,増田 良介,「箸を用いた介助ロボットの試作と食べ物の把持制御」日本ロボット学会誌 Vol30 No.9 pp.917-923,2012

[8] 角 謙二(2014)「少しのコツで印象が変わる美しい食べ方」株式会社枻出版社

[9] 牧野 貴樹,澁谷 長史,白川 真一編著(2016)「これからの強化学習」 森北出版

[10] 「超人工生命ハッカソン：みんなで人工生命を育てよう!」 開催報告書 http://ailab.dwango.co.jp/technical_report/DWAL-TR-2016-004.pdf (2018/01/30)

[11] 清水 亮(2017 年)「はじめての深層学習プログラミング」株式会社技術評論社

[12] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto(1998)「強化学習」(三上 貞芳・皆川 雅章訳) 森北出版株式会社

[13] 強化学習入門 ～これから強化学習を学びたい人のための基礎知識～

http://blog.brainpad.co.jp/entry/2017/02/24/121500 (2018/02/04)
[14] MAKE HUMAN http://www.makehuman.org/ (2018/02/01)
[15] 平均体重.com http://xn--tqqs7qm6fqu1d.com/190.html
[16] Mecanim Example Scenes
https://assetstore.unity.com/packages/essentials/tutorial-projects/mecanim-example-scenes-5328 (2018/02/01)
[17] インテリアの基本レッスン
http://www.receno.com/pen/school/2015-07-01.php (2018/02/01)
[18] 見落としては駄目！テーブル寸法［テーブル・椅子］All About
https://allabout.co.jp/gm/gc/25561/ (2018/02/01)
[19] WAM NE T 第１０回：食事姿勢
http://www.wam.go.jp/content/wamnet/sppub/top/column/kaigogijyutu/kaigogijyutu010.html (2018/02/01)
[20] ゆーじの Unity 備忘録 Update と FixedUpdate の使い分け
http://mediamonster.blog.fc2.com/blog-entry-22.html (2018/02/06)
[21] Robert J. Kosinski 「A Literature Review on Reaction Time」
http://homepage.univie.ac.at/andreas.franz.reichelt/intro2cogsci2/data/literature_review_reaction_time.pdf (2018/02/08)

付録

エージェント移動距離、回転角度設定時の計算データ

エージェント移動距離、回転角度設定時の計算データ

	高さ	机から皿	皿の半径		fps	開始フレーム	終了フレーム	フレーム数	行動秒数	1f移動時間	１秒間の移動時間	０．２秒の平均移動距離			到達時間	口までの変化角度	
No1																	
スプーン	17	2	8.5	19.98124	30	103	138	35	0.2	0.570892606	17.12677817	3.425356			1.166667	30	5.142857
フォーク	17	3	8.5	20.52438	30	81	122	41	0.2	0.500594531	15.01783592	3.003567			1.366667	40	5.853659
刺すフォーク	17	3	8.5	20.52438	30	106	146	40	0.2	0.513109394	15.39328181	3.078656	平均	3.169193	1.333333		0
No2																	
スプーン	15	3	8.5	18.90106	30	51	78	27	0.2	0.700039192	21.00117575	4.200235			0.9	30	6.666667
フォーク	15	3	8.5	18.90106	30	62	100	38	0.2	0.497396268	14.92188803	2.984378			1.266667	40	6.315789
刺すフォーク	14	3	8.5	18.11767	30	145	180	35	0.2	0.517647741	15.52943223	3.105886	平均	3.430166	1.166667	35	6
No3																	
スプーン	24	5	8.5	27.53634	30	14	71	57	0.2	0.483093678	14.49281033	2.898562			1.9	40	4.210526
フォーク	24	6.5	8.5	28.30194	30	133	180	47	0.2	0.602169008	18.06507025	3.613014			1.566667	40	5.106383
刺すフォーク	23	6	8.5	27.18915	30	86	153	67	0.2	0.405808243	12.17424728	2.434849			2.233333	90	8.059701
刺すフォーク	23	6	8.5	27.18915	30	620	659	39	0.2	0.69715775	20.9147325	4.182946			1.3	10	1.538462
刺すフォーク	23	6	8.5	27.18915	30	895	952	57	0.2	0.477002671	14.31008013	2.862016			1.9	90	9.473684
フォーク2	25	6	8.5	28.90069	30	143	177	34	0.2	0.850020354	25.50061062	5.100122	平均	3.515252	1.133333	40	7.058824
													平均	3.371537		平均	5.764958