博士論文

操作応答の知覚による物理的整合性推論に基づくヒューマノイドの試行獲得型マニピュレーション

平成 **29** 年 **12** 月 **8** 日提出
指導教員 岡田 慧 准教授

東京大学大学院 情報理工学系研究科
知能機械情報学専攻 博士課程
室岡 雅樹

目 次

第 1 章　序論 **13**
1.1　本研究の背景 15
1.2　本研究の目的 17
1.3　本論文の構成 19

第 2 章　物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーション **21**
2.1　はじめに 23
2.1.1　マニピュレーション研究における汎用性と適応性 23
2.2　マニピュレーションにおける自律機能の対象タスクへの汎用性 25
2.2.1　マニピュレーションにおいて考慮される制約に基づく分類 25
2.2.2　マニピュレーション中の物体運動の種類に基づく分類 29
2.2.3　ヒューマノイドロボットによるマニピュレーションの分類 32
2.3　マニピュレーションにおけるモデルとパラメータへの適応性 34
2.3.1　マニピュレーションにおいて既知・未知とされる情報に基づく分類 . 34
2.3.2　マニピュレーションにおけるロボットの行動獲得に基づく分類 . . . 39
2.4　物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションの特徴 43

第 3 章　ロボットマニピュレーションにおける物理的整合性推論 **47**
3.1　はじめに 49
3.2　マニピュレーションの実現可能性の制約表現 49
3.2.1　ロボットのロコモーション動作における制約の定式化 49
3.2.2　ロボットのマニピュレーション動作における制約の定式化 55
3.2.3　接触を導入した制約の表し方の特徴 56
3.3　マニピュレーションにおける物理的整合性推論の定式化 60
3.3.1　実現可能性制約に基づく物理的整合性推論の導出 61
3.3.2　物理的整合性推論に基づく動作計画とモデル推定 65
3.4　マニピュレーションにおける幾何制約・力学制約の定式化 67
3.4.1　ロボットマニピュレーションにおける接触・接触力の定義 68
3.4.2　ロボットマニピュレーションにおける幾何制約 70
3.4.3　ロボットマニピュレーションにおける力学制約 74
3.4.4　複数のロボット・物体・環境のマニピュレーション制約 83

3.4.5 ロボットマニピュレーション制約の定式化に関する考察 84
3.5 物理的整合性推論の試行獲得型マニピュレーションへの適用 87
3.5.1 試行獲得型マニピュレーションの処理手順と適用例 87
3.5.2 試行獲得型マニピュレーションシステムの全体構成 92

第 4 章 操作実現性評価に基づくロボットマニピュレーション計画 95
4.1 はじめに 97
4.1.1 マニピュレーションにおける計画問題 97
4.1.2 マニピュレーション計画問題の解法の概要 97
4.2 物体操作状態グラフによる物体の運動と接触の計画 98
4.2.1 物体操作計画の関連研究 98
4.2.2 物体操作計画の処理手順 101
4.2.3 物体のコンフィギュレーションと接触のサンプリング 101
4.2.4 物理的整合性推論による物体の操作実現性評価 105
4.2.5 物体操作状態グラフの生成と経路探索 110
4.2.6 物体操作計画の適用例 111
4.2.7 ロボットマニピュレーションへの適用 114
4.2.8 本節のまとめ 119
4.3 幾何干渉計算による接触点導出に基づく全身接触運搬行動 122
4.3.1 全身接触運搬行動の関連研究 122
4.3.2 全身接触運搬行動の概要 124
4.3.3 ヒューマノイドの全身接触運搬姿勢の生成・計画 126
4.3.4 操作力未知物体に対する試行運搬操作の実行 134
4.3.5 足配置修正による歩行動作安定化 135
4.3.6 等身大ヒューマノイドロボットによる全身接触運搬行動実験 140
4.3.7 本節のまとめ 144

第 5 章 物理特性の尤度評価に基づくマニピュレーションパラメータ推定 145
5.1 はじめに 147
5.1.1 マニピュレーションにおける推定問題 147
5.1.2 マニピュレーションで推定するモデルパラメータ 149

5.2 力学的整合性に基づく物体力学特性の確率的オンライン推定 150
5.2.1 物体力学モデルパラメータ推定の関連研究 150
5.2.2 物体力学特性推定の処理手順 151
5.2.3 物理的整合性推論による物体力学特性の尤度の導出 152
5.2.4 逐次ベイズ推定による物体力学特性の確率分布の導出 156
5.2.5 物体力学特性推定の適用例 159
5.2.6 ロボットマニピュレーションへの適用 164
5.2.7 本節のまとめ 167
5.3 幾何的整合性に基づく占有格子表現による物体形状モデルの生成 169
5.3.1 物体形状モデル生成の関連研究 169
5.3.2 物体形状モデル生成の処理手順 169
5.3.3 手探り動作による物体形状モデル生成 170
5.3.4 物体形状モデル生成の適用例 174
5.3.5 本節のまとめ 178

第 6 章 マニピュレーション対象物体の姿勢認識と運動予測 179
6.1 はじめに 181
6.1.1 マニピュレーションにおける物体運動 181
6.2 幾何要素対応に基づく三次元物体姿勢の視覚認識 181
6.2.1 物体姿勢認識の関連研究 181
6.2.2 物体姿勢認識の定式化と処理手順 183
6.2.3 三次元点群に基づく幾何要素の抽出と対応計算 185
6.2.4 物理的整合性推論に基づく物体姿勢の最適化計算 188
6.2.5 物体姿勢認識の評価と適用例 192
6.2.6 ロボットマニピュレーションへの適用 197
6.2.7 本節のまとめ 199
6.3 画像内物体の操作応答運動の深層学習による予測 199
6.3.1 物体運動予測の関連研究 199
6.3.2 物体運動予測の概要 202
6.3.3 物体運動予測のための深層学習ネットワークモデル 204

6.3.4 物体運動予測モデルの学習データセット生成 205
6.3.5 物体運動予測の評価と適用例 206
6.3.6 ロボットマニピュレーションへの適用 212
6.3.7 本節のまとめ 212

第 7 章 操作応答の知覚によるマニピュレーション行動の試行獲得 215
7.1 はじめに 217
7.2 計画と推定の統合によるマニピュレーション行動の試行獲得 217
7.2.1 計画と推定の統合の関連研究 217
7.2.2 計画と推定の逐次並列実行システムの構成と処理手順 218
7.2.3 物体操作計画の逐次形式への拡張 222
7.2.4 確率ロボティクスの枠組みにおける試行獲得型マニピュレーション . 223
7.3 物理的整合性推論に基づくマニピュレーション行動試行獲得実験 227
7.3.1 試行獲得型マニピュレーションシステムの構築 227
7.3.2 等身大ヒューマノイドによる大型家具運搬実験 228
7.3.3 マニピュレーションの教示学習実験 230
7.3.4 推定計画写像に基づく物体操作戦略選択実験 231
7.3.5 関節を有する多リンク物体のマニピュレーション実験 235
7.3.6 人間との協調作業によるマニピュレーション実験 236
7.3.7 物体間相互作用を考慮した道具利用による大型家具運搬実験 237
7.3.8 試行獲得型マニピュレーションによる自律協調運搬タスクの統合実現 239

第 8 章 結論 247
8.1 本研究の総括 249
8.2 本研究の成果 250
8.3 本研究の結論 252
8.4 今後の展望 252

謝辞 255

付録 259
A.1 マニピュレーション制約と物理的整合性推論の例 261

A.1.1 マニピュレーション制約のナイーブな定式化の例 261
A.1.2 接触の導入によるマニピュレーション制約の定式化の例 262
A.1.3 実現可能性制約に基づく物理的整合性推論の例 265
A.2 ロボットのソフトウェア構成 267
A.3 ロボットのハードウェア構成 268
A.3.1 等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS 268
A.3.2 モバイルマニピュレータロボット PR2 269
A.3.3 双腕マニピュレータロボット Baxter 269

発表文献 **271**

参考文献 **281**

本論文で用いる記号

変数記号

$\boldsymbol{\theta}$	コンフィギュレーション
$\boldsymbol{\kappa}$	幾何モデルパラメータ
$\boldsymbol{\phi}$	力学モデルパラメータ
$\boldsymbol{C}$	接触
$\boldsymbol{Q}$	接触力
$\boldsymbol{H}$	制約関数
$\boldsymbol{H}^{kin}$	幾何制約関数
$\boldsymbol{H}^{dyn}$	力学制約関数
E	評価値
P	確率，確率密度関数
X を任意の変数として	
X_R	ロボットに関する変数
X_O	物体に関する変数
X_E	環境に関する変数

論理記号

Y を満たす x が存在する:

$$^{\exists}x \ \text{ s.t. } \ Y \tag{1}$$

Y を満たすような x は全て Z を満たす:

$$^{\forall}x \ \text{ s.t. } \ Y \quad Z \tag{2}$$

式 2 は $Y \Leftrightarrow x \in W$ であるとき次のように略して記述する:

$$^{\forall}x \in W \quad Z \tag{3}$$

第1章

序論

1.1 本研究の背景

機械と計算機が融合したロボットは，実世界で知的かつ物理的な能力が必要とされる場面において，人間の役に立つことが期待される．工場の自動化のために産業用マニピュレータが利用されて 50 年以上が経ち [1]，現在では日本がリードして世界中の工場にロボットが広く導入されている．ロボットを工場の外へと展開させ社会へ貢献させるためには，Cobot [2] という言葉に代表されるように人間との共存が重要になる．家庭用掃除ロボット Roomba [3] や感情認識ヒューマノイド Pepper [4] のように，近年ではロボットを家事やサービス業へ展開させる事例が現れつつある．生活支援ロボット [5] や災害対応ロボット [6] も実用化を目指して開発・研究が進められ導入実証が行われている．

ロボットの将来性への期待は高く，政府主導での方針策定もなされている．そこでは，ロボットがある日常の実現に向けて，ものづくり，サービス，医療・介護，インフラ・災害対応・建設，農林水産業・食品産業等の幅広い分野で，使いやすいロボットを創り活かすことが目指すべき目標とされている [7]．目標として列挙されている日常の幅広い分野ではロボットは依然普及しておらず，最大の要因はロボットの技術水準が実用の域に達していないことである．少子高齢化や自然災害等の課題を抱える日本や世界を見渡したとき，ロボットの恩恵を日常の幅広い分野に行き渡らせることは，ロボットの開発・研究に従事する者の使命であると考える．

日常の幅広い分野を自動化，知能化するアプローチのひとつに，IoT を駆使して知能化された物品で環境を構成する [8]，部屋全体に自動機能が搭載された robotic room [9] を構築するというように，環境を大規模に改造・更新する枠組みが考えられる．一方で，一台の自律エージェントが環境の中を動き回り必要な作業を全てこなすというアプローチも考えられる [10]．自律エージェントの特徴として，環境を変更せず現状を維持したまま適用が可能であるという拡張性，柔軟性の高さが挙げられる．これは，ロボットの活動領域を広げ最終的に世界中のあらゆる場面へと展開させることまで想定した場合に重要な利点となる．

一台の自律エージェントが全てのタスクを実行するのであれば，エージェントの身体様式は究極的には人間型が適していると考えられる．この理由として，人間の環境，道具がそのまま使えて，さらには親近感をもたせることができるという点が挙げられる [11]．ヒューマノイドロボットの研究は日本から始まりその有用性が明らかになるに連れて世界中に広がっていき，現在では ASIMO [12]，HRP-2 [13]，Atlas [14]，HUBO [15] のように多くの等身大

ヒューマノイドが開発されるに至っている．また，ヒューマノイドの動作計画，制御法が研究され，歩行，ダンスを始めとする全身を利用した多様な動作が実現されている．しかし，現在のヒューマノイドを日常の幅広い分野に適用できるかと考えると，それには程遠く，解決すべき課題が山積している．課題のひとつは，高負荷に耐え長時間活動し [16]，繊細な知覚と動作を実現するハードウェア [17] を創ることである．一方で，ハードウェアを活かし切るソフトウェアを構築することも同様に重要であり，本研究ではソフトウェアに重点を置く．

ロボットのソフトウェアに欠けていることは，一般の場面で状況に即して行動するための知能である．産業用ロボットによる単調な作業では速度，精度において人間を上回っており，囲碁等のルールの定められたゲームでも人間を越えようとしている [18]．しかし，扱う問題の範囲を広げ，ロボットを外乱等の未知な要素を含む環境におくと，現在の人工知能は人間の足元にも及ばない [19]．このような状況を打開するために，認知科学の学術領域を関連させ人間自身の脳を出発点として知能を実現するボトムアップのアプローチが提唱されている [20]．一方で，現在産業分野で成功を収めているロボットは，タスクの目的を出発点として，工学的にこれを実現するトップダウンのアプローチに基づいている．どちらのアプローチにおいても真の目的は知能の実現であり，最終的には両者が融合され統一的に扱われると予想される．タスクの目的を起点とする工学的アプローチでは，ロボットがただ定型的な動作を実行すればよいという結論に帰結しがちである．しかし，知能の本質は状況を理解して判断する能力である．本研究では，工学的アプローチの特徴である実用性の高さを維持しつつ，ロボットがセンサ情報から状況を理解し判断して動作する試行獲得型の枠組みを構築することを目指す．

日常の幅広い分野で今後求められるタスクの多くは，物体の操作を伴うマニピュレーション [21] に分類される．工場の自動化でも多くのマニピュレーションタスクが実現されているが，生活支援や災害対応ではより未知性が高く複雑なマニピュレーションタスクが求められる．これを実現するためには，ロボットが物理法則に基づいてロボット自身や物体，環境の状態を理解する日常物理学 [22] が不可欠である．これは，物体が重い，机に支えられている，押されると倒れそうといった状況を，ロボットがセンサ情報から理解し適切に対応する能力とも言える．本研究では，ロボットにこのような物理的な常識に基づく知能を獲得させるために，物理的整合性推論という考え方を提案する．これに基づきこれまで断片的に扱われていたマニピュレーションにおける多様なスキルを統一的に捉え実現することで，ロボットを日常の幅広い分野へと展開させるために必要な知能を少しでも明らかにすることを目指す．

1.2 本研究の目的

本研究の目的は，マニピュレーションにおける物理的意味をロボットに理解させ，試行結果に応じて適応的な行動をとる能力を獲得させることで，実世界の幅広いマニピュレーションタスクをヒューマノイドロボットにより実現することである．この目的は，(i) マニピュレーションにおける物理的意味の理解，(ii) 試行結果に応じた適応的な行動，(iii) ヒューマノイドロボットによる幅広いマニピュレーションタスクの実現の 3 つから構成される．以下でこれらについて説明する．

まず，ロボットが自律適応的にマニピュレーションを実行するためには，ロボットがマニピュレーションの物理的意味を理解できることが重要である．本研究では，物理的整合性に基づいて操作の実現可能性や物体の特性の確からしさを見積もることを物理的意味の理解と定義する．例として，ある物体を持ちあげられなかったときその物体は重い，物体は下を押すよりも上を押したほうが倒れやすいといったことが挙げられ，人間は暗黙のうちにこれらを理解して行動している．物理的意味の理解のためには，物理法則と照合して整合性がとれるかを判断すること，つまりある状態が物理的に実現可能であるかを推論することが必要となる．本論文ではこれを物理的整合性推論と呼ぶ．ロボットの知能において実際に処理を行うのは計算機であるから，物理的整合性推論は数式やアルゴリズムとして表現される必要がある．本研究では，マニピュレーションにおいてロボット，物体の状態を表すコンフィギュレーションとそれらの特性を表すモデルパラメータが満たすべき制約を，接触を明示的に導入することの必要性を論じながら定式化する．定式化された制約式に基づいて，あるコンフィギュレーションやモデルパラメータが物理的に整合するかを最適化計算に基づいて定量的に評価する手法を提案する．

ロボットの知覚に基づいて物理的整合性推論を行いその結果を動作に反映させることで，試行結果に応じて適応的な行動をとる能力が獲得される．マニピュレーションにおける試行結果に応じた適切な行動とは，ロボットが物体を操作したときにセンサから得られる視覚や力覚の情報に応じて実現可能な操作を判断し実行することである．本研究では，物理的整合性推論に基づいた計画法と推定法を提案する．計画法においては，物理的整合性推論により操作実現性を評価することで制約を満たすようなコンフィギュレーションを計画する．推定法においては，物理的整合性推論により物理特性の尤度を評価することで制約を規定するモデルパラメータを推定する．計画と推定を逐次並列的に実行することで，ロボットが操作応

答の知覚に基づいて試行錯誤的にマニピュレーション行動を獲得することが可能になる．

最後に，物理的整合性推論に基づく計画，推定とマニピュレーションにおいて必要となる認識，制御等の機能を統合することで試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，ヒューマノイドロボットにより幅広いマニピュレーションタスクを実現する．ヒューマノイドロボットは全身に多くの自由度を有しており，本研究が対象とする多様なマニピュレーション動作を実行するのに適している．物理的整合性推論によってロボットはマニピュレーションの物理的意味ををこれまでより一段深く理解していると言える．したがって，提案するシステムは，これまで個別に扱われていた複数ロボット・対人協調，教示，道具利用等の多岐にわたるマニピュレーションスキルを統一的に扱うことを可能にする．物理的整合性推論に基づくマニピュレーションシステムによって，これらの高度なマニピュレーションスキルを伴う実世界のタスクを等身大ヒューマノイドロボットが自律的に実現する実験を行い，本研究の有効性を示す．

本論文の題目「操作応答の知覚による物理的整合性推論に基づくヒューマノイドの試行獲得型マニピュレーション」では，本研究の目的や手段を端的に表すための用語が採り入れられており，論文中でのそれらの用語の位置づけについて補足する．「操作応答」は，ロボットが物体を操作したときにセンサで観測される応答であり，第 7 章において詳細に説明する．「物理的整合性推論」は，マニピュレーションにおける物理的整合性を評価する手法であり，第 3 章において詳細な定義を述べる．「試行獲得」は，ロボットが試行動作によりタスクを実現するためのマニピュレーション行動を獲得することを意味し，第 7 章において詳細に説明する．これらをまとめると，本論文の題目は，「ロボットが物体を操作したときにセンサで観測される応答を知覚して，マニピュレーションにおける物理的整合性を評価することに基づいて，ヒューマノイドロボットが試行動作によりタスクを実現するための行動を獲得する様式のマニピュレーション」を表すものであると理解することができる．

本論文では，物理的整合性推論という考え方を軸にその理論構築から計画，推定，認識手法としての具現化，さらにロボットシステムへの適用までの一連のプロセスについて述べる．本研究は，物理的意味の理解という実世界で活動するロボットに不可欠の能力の獲得を目指すものであり，これがロボットを日常の幅広い分野へと展開させるために必要な知能を実現する手がかりとして役立つことを期待する．

1.3 本論文の構成

本論文は全 8 章からなる．本論文の構成と各章の関係を図 1.1 に示す．以下に各章の概要を述べる．

第 1 章「序論」では，本研究の背景と目的について述べた．

第 2 章「物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーション」では，ロボットマニピュレーションの従来研究を汎用性と適応性の観点から整理し，本研究の位置づけを明確にする．

第 3 章「ロボットマニピュレーションにおける物理的整合性推論」では，マニピュレーションにおける制約を定式化し，これに基づいて物理的整合性推論の計算手続きを確立する．また，物理的整合性推論を用いた計画法や推定法の枠組みの概要を述べる．

第 4 章「操作実現性評価に基づくロボットマニピュレーション計画」では，物理的整合性推論に基づいて操作実現性を評価することでマニピュレーション動作を計画する手法について述べる．特に，4.2 節では物体の姿勢と接触を計画する手法について述べ，4.3 節ではロボットの全身接触運搬動作を計画して実行する手法について述べる．

第 5 章「物理特性の尤度評価に基づくマニピュレーションパラメータ推定」では，物理的整合性推論に基づいて物理特性の尤度を評価することでマニピュレーションパラメータを推定する手法について述べる．特に，5.2 節では物体力学特性を推定する手法について述べ，5.3 節では物体形状モデルを推定する手法について述べる．

第 6 章「マニピュレーション対象物体の姿勢認識と運動予測」では，マニピュレーション中の物体運動に関する手法について述べる．特に，6.2 節では物体姿勢を認識する手法について述べ，6.3 節では物体運動を予測する手法について述べる．

第 7 章「操作応答の知覚によるマニピュレーション行動の試行獲得」では，物理的整合性推論に基づく計画法と推定法を逐次並列実行によって統合することで，ロボットが操作応答の知覚に基づいてマニピュレーション行動を獲得する手法について述べる．また，試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し等身大ヒューマノイドロボットが実世界のマニピュレーションタスクを実現する実験を示す．

第 8 章「結論」では，本研究の結論を述べる．

1章　序論
2章　物理的整合性推論に基づく
試行獲得型マニピュレーション
3章　ロボットマニピュレーションにおける
物理的整合性推論
4章　操作実現性評価に基づく
ロボットマニピュレーション計画
4.2節
物体操作状態グラフによる
物体の運動と接触の計画
4.3節
幾何干渉計算による接触点導出
に基づく全身接触運搬行動
5章　物理特性の尤度評価に基づく
マニピュレーションパラメータ推定
5.2節
力学的整合性に基づく
物体力学特性の確率的オンライン推定
5.3節
幾何的整合性に基づく占有格子表現
による物体形状モデルの生成
6章　マニピュレーション対象物体の
姿勢認識と運動予測
6.2節
幾何要素対応に基づく
三次元物体姿勢の視覚認識
6.3節
画像内物体の操作応答運動の
深層学習による予測
7章　操作応答の知覚による
マニピュレーション行動の試行獲得
8章　結論

図 1.1: 本論文の構成

第2章

物理的整合性推論に基づく
試行獲得型マニピュレーション

2.1 はじめに

本研究では，物理的整合性推論に基づいてロボットがマニピュレーションの物理的意味を理解しながら，センサ情報に応じて適応的に行動する試行獲得型マニピュレーションを提案する．本章では，従来のマニピュレーション研究を汎用性と適応性に従って分類し，物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションの立ち位置と有効性について述べる．

2.1.1 マニピュレーション研究における汎用性と適応性

物体を目的の位置まで移動させる機能の自動化は，計算機に実世界の身体を統合することで初めて可能となる．所与の条件を満たすように物体を操るマニピュレーション [23][21] は，実世界で求められる多くのタスクにおける本質的問題であり，ロボット研究初期からの主要な研究テーマとなっている [24]．産業分野でも早くから物体搬送・組み立て等のマニピュレーション作業がロボットにより自動化されている [1]．このようにロボットマニピュレーションは学術的・社会的に重要な研究分野であると言える．

本章では，過去のロボットマニピュレーション研究の流れにおける本研究の位置づけを明確にするために，これまでの研究を汎用性と適応性に従って整理しそれぞれの特徴について論じる．図 2.1 にこれまでのマニピュレーション研究を汎用性と適応性の観点から整理した様子を示す．横軸は汎用性，縦軸は適応性を表し，それぞれ 3 段階の汎用レベル，適応レベルに従って分類する．

ロボットが幅広いマニピュレーションタスクを実現するためには，ロボットの自律的なタスク遂行機能がどの程度一般のタスクへ適用できるかという汎用性が重要となる．マニピュレーションは本質的には力の作用によって生じる力学現象であり，マニピュレーションタスクを遂行するためには力学制約を考慮して実現可能な動作を実行することが必要となる．考慮される力学制約が対象タスクに依存して限定的か一般のマニピュレーションに適用できるかに応じて，汎用レベルを定める．図 2.2 に示す例のように，汎用レベル 1 は力学制約を考慮せず幾何制約のみを考慮するマニピュレーション，汎用レベル 2 は個別のタスクに特化した力学制約を考慮するマニピュレーション，汎用レベル 3 はタスクに共通した統一的な力学制約を考慮するマニピュレーションと定める．

また，未知環境への適応には，必要な環境情報をロボットが自ら獲得するか，事前に与えられることを前提とし既知とするかが密接に関係する．運動方程式のような対象とするタス

図 2.1: 汎用性と適応性に基づくマニピュレーション研究の分類
これまでのマニピュレーション研究を汎用性と適応性の水準に基づいて整理する．汎用性の指標として，力学制約が考慮されるか，力学制約は限定的か統一的かに応じて汎用レベルを定める．適応性の指標として，モデルやパラメータが既知として扱われるか，獲得されるかに応じて適応レベルを定める．

クの支配法則をモデル，質量や摩擦係数のようにモデルのもとで不変の状況を定める定数をパラメータと定義し，モデルとパラメータをそれぞれ既知とするか，獲得するかに応じて，適応レベルを定める．図 2.3 に示す例のように，適応レベル 1 はモデルとパラメータが共に既知であるマニピュレーション，適応レベル 2 はモデルは既知として扱われるもののパラメータは自律的に獲得されるマニピュレーション，適応レベル 3 はモデルとパラメータの両方が獲得されるマニピュレーションと定める．

以降では，2.2 節でマニピュレーションの自律遂行機能の汎用性に基づいて，2.3 節でマニピュレーションのモデルとパラメータへの適応性に基づいて，これまでのマニピュレーション研究を分類する．2.4 節では，本研究で提案する物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションの概要について述べ，物理的整合性推論によって汎用性と適応性が拡大されることを説明し，マニピュレーション研究において本研究が解決する課題を述べる．

(A) テレオペレーションインターフェース
[M. Ciocarlie et al. IROS '12]

(B) 傾け操作による重心推定
[余ら, JRSJ '99]

(C) 把持計画
[A. Miller et al. IEEE RA Magazine '04]

図 2.2: 汎用レベルに応じたマニピュレーション研究の例
汎用性の指標として，力学制約が考慮されるか，力学制約は限定的か統一的かに応じて汎用レベルを定める．(A),(B),(C) はそれぞれ汎用レベルが 1,2,3 のマニピュレーションの例である．(A) 手動による操縦を前提とするテレオペレーションでは，力学制約は自律的には考慮されていない．(B) 個別のマニピュレーションタスクを専用とした計画・推定法では，特定の物体運動に特化した力学制約が考慮されている．(C) 把持計画などでは，体系化された統一の力学制約が考慮されていると考えられる．

2.2 マニピュレーションにおける自律機能の対象タスクへの汎用性

マニピュレーションにおいて，ロボットの自律的なタスク遂行機能がどの程度一般のタスクへ適用できるかという汎用性は，ロボットが幅広いマニピュレーションタスクを実現するために重要である．本節ではこれまでのマニピュレーション研究を

- マニピュレーションにおいて考慮される制約
- マニピュレーション中の物体運動の種類
- ヒューマノイドロボットによるマニピュレーション

の 3 つの汎用性に関連する観点に従って整理し，それぞれの観点における本研究の立ち位置を述べる．

2.2.1 マニピュレーションにおいて考慮される制約に基づく分類

マニピュレーションの計画においては，目的のマニピュレーションが実現されるための制約を満たす動作を探索することになるが，ここでは計画における制約の数学的・物理的意味に基づいてマニピュレーション研究を分類する．計画の際に考慮される制約は，ロボットがどの程度まで深く状況を理解しながら動作を決定しているか，という問題と密接に関係しており，マニピュレーションの汎用性やロバスト性を議論する上で重要な因子である．

以降では，物体の中心にロボットのエンドエフェクタを移動させるというような図形や空間に基づいた条件を幾何制約，ロボットが物体の重力と釣り合う接触力を物体に作用させ

(A) グラスプレス操作計画
[Y. Maeda et al. Advanced Robotics '05]

(B) 操作情報推定
[S. Nozawa et al. IROS '12]

(C) 深層学習によるドア開け
[S. Gu et al. ICRA '17]

図 2.3: 適応レベルに応じたマニピュレーション研究の例
適応性の指標として，モデルやパラメータが既知として扱われるか，獲得されるかに応じて適応レベルを定める．(A),(B),(C) はそれぞれ適応レベルが 1,2,3 のマニピュレーションの例である．(A) マニピュレーション計画では多くの研究において，モデルとパラメータの両方が既知であることが前提とされる．(B) 必要操作力や物体の重心位置，摩擦係数などを推定することで，パラメータに対する適応性が獲得される．(C) 深層強化学習によりモデルとパラメータの両方が未知であっても，把持やドア開けなどのマニピュレーション動作が実現されつつある．

るというような力学に基づいた条件を力学制約と定義し，幾何制約のみを考慮したマニピュレーションと力学制約を考慮したマニピュレーションについて述べる．

幾何制約のみを考慮したマニピュレーション

物体の運動は力の作用によって生じる力学現象であることから，本来マニピュレーション計画では力学制約を考慮することが必要である．しかし，扱う物体の種類を限定したり物体の姿勢を固定したりする設定のもとでは，マニピュレーションが実現される条件が幾何制約のみで記述可能である場合が多い．研究や産業の多くの場面では，このような幾何制約をヒューリスティクスに基づいて決定し，マニピュレーション計画における制約として与えることで，力学制約を陽に扱うことなく安定したマニピュレーションが実現されている (図 2.4).

例えば，産業用ロボットではベルトコンベア上を流れる物体の二次元位置姿勢をエッジ等の特徴に基づいて認識しマニピュレータで吸着して持ち上げることで，高速かつ安定したマニピュレーションが実現されている [25]．認識した物体の位置姿勢に基づいて物体の吸着位置が決定されロボットの動作が計画されており，これは図形や空間に基づいた幾何制約を考慮していると捉えることができる．この場合は扱われる物品が同様の形状や質量特性をもっており吸着により安定に持ち上げ可能であることが保証された設定であるため，力学制約を考慮せずとも安定な作業が実現されている．

図 2.4: マニピュレーションにおける力学制約と幾何制約
力の作用による物体運動を扱うマニピュレーションでは力学制約を考慮する必要があるが，物体形状・物体力学特性・物体配置・ロボット機構等の設定に応じて適切な幾何制約を与えこれを考慮することで安定したマニピュレーションが実現できる場合がある．右図のような工場内での単純作業では幾何制約のみが考慮されている場合が多いが，左図のように複雑なロボット機構で多種多様な物体を扱う場合には幾何制約のみでは必要な条件が記述できず力学制約を考慮する必要が生じる．左図の力学制約式はロボットが物体に加える接触力 $\boldsymbol{f}_i$ の和が物体の重力 $m\boldsymbol{g}$ と釣り合うこと，右図の幾何制約式はロボットのエンドエフェクタ位置 $\boldsymbol{p}_{robot}$ が物体位置 $\boldsymbol{p}_{object}$ に十分近いことを表している．

別の例として，家庭環境におけるモバイルマニピュレータロボットの家事支援デモンストレーションにおいては，一連の家事支援作業をロボットが自律的に実現するシステムが提案されている [26]．実験の中でロボットは日常生活における多種の家具家電のマニピュレーションを実現しているが，ロボットの動作計画においては人間が与えた把持位置や物体運動軌道に基づく幾何的な制約を考慮しているのみである．把持位置や物体運動軌道は物品ごとに人間が暗黙的に力学制約を考慮して決定しており，物品の種類が変わった場合にロボットが自律的に動作を再計画して対応することはできない．

他にも，製品の組み立て [27]，宇宙ロボットのテレオペレーション [28]，柔軟物の操作 [29]，物体操作教示 [30] 等多くの場面においてロボットによるマニピュレーションが幾何制約のみを考慮することで実現されている．

これらのマニピュレーションでは，ロバスト性を向上させるためにハイブリッド制御やインピーダンス制御等の力フィードバック [31] が適用されていることが多い．これらの制御は力センサ情報に基づいてロボットの動作を修正し過大な接触力の発生等を抑止するものであるが，ロボットの動作は元の軌道の周辺において局所的に修正されるのみである．力フィードバックは，接触を伴う作業においてロボットのエンドエフェクタが物体表面に沿って動く

というような幾何制約を，視覚センサのみならず力覚センサで補い安定に実現するために用いられている [32] と捉えることができ，操作対象物の力のつりあいのような力学制約の考慮には多くの場合直接の寄与はないと考える．

力学制約を考慮したマニピュレーション

マニピュレーションの計画において，対象とする物体やロボットの機構に汎用性をもたせるためには，幾何制約の考慮のみでは不十分であり力学制約を考慮する必要が生じる．例えば，先述の物体を吸着して持ち上げる産業用ロボットが重心位置に大きなばらつきのある物品を扱う場合や，家事支援作業を行うロボットが新規の物体の把持位置や物体運動軌道を決定する場合には，一般には力・モーメントのつりあいや摩擦制約等の力学制約を考慮することが必要となる．

力学制約を明示的に考慮している典型的なマニピュレーション研究にロボットハンドによる物体把持 [33] が挙げられる．ロボットハンド把持では，多様な物体に通用する幾何制約の設定の難しさ故に，早くから力学制約の考慮が必要であることが指摘され研究されてきた [34][35][36]．これらの研究では，物体の質量，重心位置や摩擦係数が既知であるとして，力のつりあいや接触の制約が満たされるように接触位置を決定する問題等が扱われている．一般性をもつ把持安定性の条件として force closure が提案され [37]，これに基づいて把持可能性を判定するライブラリが公開されている [38][39]．また，ロボットハンドの指関節トルクを考慮した安定性の定量的評価指標も提案されている [40][41][42]．

押し操作のように物体と環境が接触した状態を維持しながらロボットが物体を操作する形態のマニピュレーションは，グラスプレス･マニピュレーション [43] や nonprehensile manipulation [44] と呼ばれているが，これらの研究の多くにおいても物体の力学制約が考慮されている．グラスプレス・マニピュレーションでは，物体がロボットによって完全に拘束されることなく操作され運動するため，幾何制約のみでは物体運動の条件を表すことができず力学制約が陽に考慮される必要がある [45][46]．

ヒューマノイドロボットや多脚ロボットのロコモーションでは，ロボットが動作中に転倒することのないようにバランスを維持することが重要な課題となる [47][48][49][50]．ロボットの転倒はロボットの重心位置や足裏反力によって説明される力学現象であり，その議論のためには力学制約の考慮が必須である．力学制約の考慮が必要である点において，ロボットのバランス維持とロボットハンドによる物体把持は共通の特徴をもっており [51]，ロボット

ハンドによる物体把持の知見を活用したバランス制御法 [52] やロボットと物体の力学的安定性を同時に考慮したロコモーション・マニピュレーション計画法 [53] が提案されている．

力学制約は幾何制約に比べて，制約式が高次元であったり複雑であることから計算量が多く処理に時間がかかる [54][55]．上述の力学制約を考慮するマニピュレーション計画では，数値計算例の提示やオフラインでの計画処理，シミュレータ上での実行にとどまっていることが多く，現実のタスクへ適用する際の課題となっている．

本研究の位置づけ

本研究では，ヒューマノイドロボットによるマニピュレーションにおいて，力学制約を考慮して操作行動の計画や物体力学特性の推定を行う．過去の研究ではヒューリスティクスに基づいて複雑な力学制約を単純な幾何制約に落とし込み，多くの高度なマニピュレーションタスクを実現しているが，本研究で目標とする日常生活環境や災害環境での多様なマニピュレーションタスクを実現するためには，マニピュレーション計画における高い汎用性が必要となり，力学制約を直接的に考慮することが避けられないと考える．力学制約の考慮によって，ロボットがマニピュレーションの物理的意味を理解しながら，複雑未知な環境において自律的にタスクを遂行することが可能になると考える．

2.2.2 マニピュレーション中の物体運動の種類に基づく分類

ここでは，物体の位置姿勢と物体・環境間の接触状態の時系列変化を物体運動と呼ぶ．マニピュレーション研究では，対象とする物体の特性に応じて物体運動が決定され，それぞれの物体運動に応じて力学理論や計画法・制御法の議論がなされることが多い．以降では，マニピュレーションにおける代表的な物体運動として図 2.5 に示す Pick-and-Place 操作，抱え上げ操作，押し操作，ピボット操作，転がし操作を取り上げこれらを扱う研究を整理する．

Pick-and-Place 操作によるマニピュレーション

ロボットが対象物体をエンドエフェクタで幾何的・力学的に拘束して運動させる Pick-and-Place 操作 [56][57][58] は，最も単純なマニピュレーションであり，工場での作業 [59] や家事支援タスク [60] で広く用いられている．Pick-and-Place 操作の利点として，ひとたび物体が安定となる把持を完了した後はロボットアームの動作計画 [61][62][63] のみを行えば良い

図 2.5: マニピュレーションにおける物体運動の種類
物体の位置姿勢と物体・環境間の接触状態の時系列変化に注目して分類された代表的な物体運動を示す．赤色の矢印形状のモデルがロボットのエンドエフェクタを表しており，白色の矢印は物体の運動方向を表している．押し操作，ピボット操作，転がし操作は物体が環境と接触しながら運動する形態のマニピュレーションであり，グラスプレス・マニピュレーションと呼ばれる．抱え上げ操作は物体を支えるリンクを環境と見なすことでグラスプレス・マニピュレーションの一種であると考えることができる．

という点が挙げられる．一般に先述の物体把持 [33][34] に関する研究は Pick-and-Place 操作を前提としたものである．計算量の多い力学制約を明示的に扱わず物体を指で包み込むような幾何制約のみの考慮で安定な把持を行う手法として，ケージングによる把持 [64] が提案され，これを用いた Pick-and-Place 操作が実現されている [54].

抱え上げ操作によるマニピュレーション

抱え上げ操作は，ロボットハンドが手のひらのリンクと指先で物体を把持したり，ヒューマノイドロボットが胸や腕のリンクで物体を持ち上げるような操作である．手のひらリンクや胸リンクは，指先とは異なり操作対象物との位置関係を自由に変えることができない．このようなリンクで物体を支えることで，操作中に物体の姿勢を変えたり重量物を扱ったりすることを可能にしている点が，抱え上げ操作と Pick-and-Place 操作の違いである．抱え上げ操作は whole arm manipulation [65] や全腕マニピュレーション [66] とも呼ばれており，その計画法 [67] や制御法 [68] が提案されている．

押し操作によるマニピュレーション

押し操作は，物体が環境と面や複数点で接触している状態を維持しながら，物体が水平並進方向や鉛直軸周りの回転方向に運動する形式の操作である．押し操作を安定に実現するためには，物体・環境間の摩擦特性に依存した力学制約の考慮が必要である．力学制約を考慮した押し操作の計画法 [45][69][70][71][72] は古くから研究されており，移動ロボット

[73][74] やヒューマノイドロボット [75] によって押し操作を用いた実用的な運搬タスクが実現されている．また，押し操作中の物体姿勢を推定する手法 [76] や乱雑な環境で物体を押してかき分けながら Pick-and-Place 操作を行う動作の計画法 [77] が提案されている．押し操作中に摩擦特性を推定する研究 [78][79] は，摩擦特性未知の環境で押し操作を計画するために有用である．

ピボット操作によるマニピュレーション

ピボット操作は，物体が環境と一点で接触しながら鉛直軸周りに回転運動するような操作である．物体と環境の接触点を切り替えながらピボット操作を繰り返すことで，物体を平面上の任意の位置姿勢へ遷移させることが可能である [80]．ピボット操作は，物体・環境間の摩擦係数が大きく押し操作が適用できない状況で物体を大きく傾けることなく運搬する際に有効な操作法であり，ピボット操作を安定に実現するための力学制約が議論されている [81][43]．また，ヒューマノイドロボットによってピボット操作を用いた大型物体の運搬が実現されている [82][83].

転がし操作によるマニピュレーション

転がし操作は，物体が環境と点や線で接触しながら主に水平軸周りに回転運動するような操作である．転がし操作はピボット操作と同じく，物体・環境間の摩擦係数が大きい物体に有効な操作法であり，回転中心を切り替えつつ回転運動を繰り返すことで転がし操作を用いて物体を移動させることができる．物体を傾けてはいけない場合や物体表面に環境と接触させてはいけない領域が多くある場合は適用が困難であるが，転倒した物体を起き上がらせる場合などには必須の操作である．準静的に転がし操作を実現するための力学制約が議論され，ロボット実機により実現されている [84][85][86].

グラスプレスマニピュレーション

上述の押し操作，ピボット操作，転がし操作は，物体が環境との接触を維持しながら運動する形態の操作であり，グラスプレス・マニピュレーション [43] や nonprehensile manipulation [44] と呼ばれている．また，抱え上げ操作で物体を支えているロボットのリンクの一部を環境と見なすことで，グラスプレス・マニピュレーションにおける議論を抱え上げ操作に適用

できる場合がある．操作における物体運動の種類を限定せずにグラスプレス・マニピュレーション全般を計画する研究では，物体運動をグラフとして表現し経路を探索することで，幾何的な干渉を考慮した計画 [87] や静力学的な安定性を考慮した計画 [46][88] が行われている．また，グラスプレス・マニピュレーションにおける安定性の定量的評価法 [89] や二次元環境での動的なグラスプレス・マニピュレーションの制御法 [90] が提案されている．

本研究の位置づけ

本研究では，マニピュレーションの計画において上述の多様な物体運動による操作を統一的に扱う．日常生活環境や災害環境等でのタスクにおけるマニピュレーションでは，ロボットや環境に応じて様々な物体運動による操作を使い分ける必要があり，適切な物体運動操作を事前に既知として扱うことができない．さらに実環境でのタスクにおけるマニピュレーションでは，分類した物体運動から選択するのみでは必ずしも十分でなく，例えば物体を傾けて引きずり持ち上げるといった複雑な遷移が必要になることがある．本研究ではグラスプレス・マニピュレーションの計画法 [46] を拡張し，ロボットが状況に応じて多様な操作列を自律的に計画することを目指す．

2.2.3 ヒューマノイドロボットによるマニピュレーションの分類

ヒューマノイドロボットは人間と類似した身体構造を有しており，人間のために設計された物体や環境を扱ったり人間と協調してタスクを実行したりする際に，他の形態のロボットに比べて有利であると考えられる [11][91][92]．ヒューマノイドロボットは全身に多くの自由度が分散された構造になっているため器用なマニピュレーション動作を実現できるポテンシャルをもっているが，バランス維持制御や脚腕協調動作生成等がヒューマノイド特有の課題となる．ここでは，マニピュレーションを前提としないヒューマノイドの一般的な動作計画・制御を扱っている研究とヒューマノイドロボットにより個別のマニピュレーション動作を実現している研究について述べる．

ヒューマノイドロボットによる動作の計画と制御

二足型ヒューマノイドロボットには，高い移動能力により多様な場面での活動が期待できる一方で，重心位置が高く支持領域が狭いため転倒しやすいという特徴があり，バランスを

維持するための動作生成・制御法の確立が重要である．ヒューマノイドのバランス指標として zero moment point (ZMP) [93] が提案され，これに基づいて歩行動作が生成されている [94][95][96]．さらに，安定化制御器による外乱への順応が研究され [49][50]，多点接触動作 [53][97] 等の全身を用いた多様な動作 [98][99] が実現されるに至っている．

また，ヒューマノイドは全身に多くの自由度をもつことから動作を手動で生成することが難しく，自動的に動作を計画することが必要となる．干渉回避等の幾何制約とバランス維持等の力学制約を考慮しながらヒューマノイドの全身動作を生成･計画する方法 [100][101][102][103] が研究されている．また，ヒューマノイドが不整地等の環境を歩行して移動するために，足配置に特化した計画法 [104][105] が研究されている．

ヒューマノイドロボットによる全身マニピュレーション動作実現

ヒューマノイドの基礎理論を適用して実世界のタスクにおける動作の実現を目指す研究が広くなされており [92]，ヒューマノイドによる大型物体の運搬タスクも実現されている．ヒューマノイドは全身を使って多様なマニピュレーション動作を実行することが可能であり，双腕把持操作 [106]，抱え上げ操作 [107][108][109][110]，押し操作 [111][112][113]，ピボット操作 [82][83] 等が等身大ヒューマノイド実機により実現されている (図 2.6)．これらの操作により，ドア開け [114][115] や車椅子押し操作補助 [75] 等の実用的なタスクが実現されており，人間ロボット協調運搬 [116] や複数ロボット協調運搬 [117][118] 等の研究も行われている．

(A) 押し操作 [Stilman et al, ICRA'08]　(B) ピボット操作 [Yoshida et al, ICRA'08]　(C) 両手把持操作 [Harada et al, ICRA'05]　(D) 抱え上げ操作 [Ohmura et al, IROS'07]

図 2.6: ヒューマノイドロボットによる全身物体操作行動
(A),(B),(C) 等身大ヒューマノイドロボット HRP-2 [92] が押し操作，ピボット操作，両手把持操作によって大型重量物を運搬している．(D) 等身大ヒューマノイドロボット R. Daneel Study 1 [119] が抱え上げ操作によって物体を持ち上げている．

本研究の位置づけ

本研究では，二足型や双腕型のヒューマノイドロボットを用いることを前提として，多様なマニピュレーション行動の実現を目指す．日常生活環境や災害環境では，様々な場所でタスクを実行することが求められるため，環境に固定されておらず自由に移動することのできるヒューマノイドロボットが適切であると考える．ヒューマノイドロボット特有の課題を解決するための計画法，制御法が研究され，個別のマニピュレーション動作が実機により実現されているものの，状況に即して多様なマニピュレーション動作を自律的に使い分ける方法については十分な議論がなされておらず，汎用的なマニピュレーション実現能力は未だ獲得されていない．本研究では，一般的なヒューマノイドのバランス維持手法として従来の動作計画器 [94] や安定化制御器 [49] を使い，全身マニピュレーションにおいて課題となる把持位置・接触位置の計画や全身接触動作生成，手先外力に対するバランス維持を扱う．

2.3 マニピュレーションにおけるモデルとパラメータへの適応性

ロボットが未知の環境においてマニピュレーションを実現するためには，事前知識がなくとも状況に柔軟に対処する適応性が重要である．本節ではこれまでのマニピュレーション研究を

- マニピュレーションにおいて既知・未知とされる情報
- マニピュレーションにおけるロボットの行動獲得

の 2 つの適応性に関連する観点に従って整理し，それぞれの観点における本研究の立ち位置を述べる．

2.3.1 マニピュレーションにおいて既知・未知とされる情報に基づく分類

ロボットによるマニピュレーションの計画では，ロボットや物体，環境の情報に依存した制約条件や目標条件に従って探索が行われる．ここではこれらの情報を，人間により事前に与えられる場合は既知，ロボットがセンシングして獲得する場合は未知として分類する．ロボットがマニピュレーション行動を適応的に計画・実行するためには，前提知識として必要な既知情報を減らすことが重要である．マニピュレーションにおいて特に重要な情報として，

図 2.7 に示す把持位置，物体力学特性，物体形状，物体運動軌道の 4 つについて，それぞれを既知・未知として扱う研究を対比する．

図 2.7: マニピュレーションにおいて必要な情報の例
(A) ヒューマノイドが台車を運搬するマニピュレーションにおいて重要となる情報のイメージを示す．(B) 把持位置は，操作中にロボットと接触する物体表面上の位置であり，ロボットの動作を生成する際に必要となる．自動的に決定する手法として物体表面からサンプリングされた候補点を評価する方法がある．(C) 物体力学特性は，物体の質量・重心位置や摩擦係数等の力学に関するパラメータであり，力学制約を考慮した計画を行う際に必要となる．一般にはロボットが物体に操作を加えなければ推定することはできない．(D) 物体形状は，物体の位置姿勢認識や干渉判定において使われる．三次元ポイントクラウド等の視覚情報によって推定することができる．(E) 物体運動軌道は，操作中に物体をどのように動かすかという情報であり，タスクの目的や制約に基づいて指示・計画される．

把持位置を既知・未知とするマニピュレーション

ロボットによるマニピュレーションでは，ロボットアームの先端についたハンド，グリッパ，吸着パッド等のエンドエフェクタで物体を把持する場合が多い．エンドエフェクタが物体上のどの位置を把持するかはマニピュレーションの成功・失敗に大きく影響する．

実用的なマニピュレーションを実現している事例では，把持位置が既知とされている場合が少なくない [120][108][121][122]．例えば，三次元点群等のセンサ情報が可視化されたユーザインターフェスを介して人間がロボットのエンドエフェクタを操縦することで，モバイルマニピュレータロボットが日常生活環境で多様な操作を実現している研究 [123] では，各物体に対して把持位置を人間がオンラインで与えていると捉えることができる．また，物体を自律的に認識してヒューマノイドが家事支援タスクを実現している研究 [60] では，人間が指定した物体座標系での把持位置が知識データベースに保存され利用されている．この他にも，対象物に特化した処理手順で把持位置を決定したり，物体姿勢は自律的に認識しているが物体座標系での把持位置を固定として扱ったりする事例は，暗黙的に把持位置を既知として扱っていると見なすことができ，新規の物体に対応できない場合が多い．

把持位置を未知として扱い自動的に探索している例として，バラ積みピッキング [59] と呼ばれる乱雑に置かれた物体の Pick-and-Place 操作が挙げられる．バラ積みピッキングでは，物体が重なりながら様々な姿勢に配置されているため固定の把持位置を用いることができず，把持位置をオンラインで決定する必要がある [124][125]．他にも，多品種物体のピッキングタスク [126] や変形する布類の折りたたみタスク [127] においても，固定の把持位置は適用できずロボットが自律的に把持位置を決定している．三次元視覚センサ情報から幾何的特徴に基づいて把持可能な候補点を求める方法 [128] や，Pick-and-Place 操作によって物体を目的姿勢まで遷移させるための再把持計画法 [58] が提案されている．また，先述の物体把持 [33][34] やグラスプレス・マニピュレーション [45][46] に関する研究では，力学制約を考慮する上でロボット・物体間の接触位置が物体の安定性にもたらす影響について議論されている．

物体力学特性を既知・未知とするマニピュレーション

マニピュレーションにおける力学制約は物体の質量・重心位置や摩擦係数等の力学特性に依存しているため，力学制約を考慮する際には物体力学特性の情報が必要となる．一方で，幾何制約のみを考慮しているマニピュレーション計画では，そもそも物体力学特性が必要とならないため，これらの研究では物体力学特性が既知であるか未知であるかが問題にならない．

力学制約を考慮する物体把持 [33][34] やグラスプレス・マニピュレーション [45][46] に関する研究のほとんどでは，物体の力学特性が既知であることを前提として，把持安定性評価や操作計画に的を絞った議論が行われている．実世界の物体の質量・重心位置や摩擦係数が既知であることは稀であり，これらの理論を適用する上では物体力学特性が未知であることが問題となる．

物体力学特性が未知であることを前提とする研究としては，視覚・触覚センサ情報から摩擦特性や物体姿勢を推定して操作する研究 [129]，質量・摩擦・剛性特性を推定して物体を安定に把持する研究 [130]，物体形状に応じて操作のアフォーダンスを提示する研究 [131]，持ち上げ操作・押し操作における必要操作力を推定する研究 [132] 等が挙げられる．また，力学特性の推定を目的とする研究では，把持マニピュレーション [133]・グラスプレス・マニピュレーション [134] での力センサ情報に基づいた質量特性の推定，足裏力センサ情報に基づいたヒューマノイドの質量特性の推定 [135]，押し操作中のセンサ情報に基づいた摩擦

特性の推定 [78][79] 等が提案されている．また，力学特性が未知である物体の運動を予測する研究が行われている [136][137]．物体力学特性が未知であることを前提とするこれらの研究は，いずれも特定の動作におけるパラメータを対象とした断片的なものとなっており，多様な動作に共通して適用できる手法は未だないと言える．

物体形状を既知・未知とするマニピュレーション

物体形状は，形状モデルに基づいた物体位置姿勢認識，操作計画における物体・環境間の干渉判定，把持位置探索における物体表面サンプリング等において必要となる情報である．把持位置や物体運動軌道を既知とするマニピュレーションにおいては，物体形状モデルが必要になる処理を行わずにマニピュレーションを実現している例がある．

ロボットや把持中の物体が環境と干渉しないような動作を計画する研究 [61][62][63] の多くでは，ロボット・物体・環境の形状モデルを既知として計画手法の高速化や最適性が議論されている．先述の物体把持 [33][34] やグラスプレス・マニピュレーション [45][46] では，把持位置や物体・環境間の接触状態を導出するために物体形状が必要となるがこれは既知として与えられている．

物体形状を未知として把持位置を導出している研究としては，三次元視覚センサ情報に基づいて物体形状をプリミティブ形状で近似して把持位置を決定する研究 [138] や，近接センサ情報 [139][140]・三次元視覚センサ情報 [128][141] から物体の局所形状を推定し把持位置を計画する研究が挙げられる．また，三次元視覚センサ情報を時系列的に統合する手法 [142][143] が提案されており，これによって物体や環境の形状モデルを生成することが可能である．

物体運動軌道を既知・未知とするマニピュレーション

マニピュレーションにおいて物体を初期位置から目標位置まで動かすためには，途中の物体運動軌道の情報が必要となる．物体把持の安定性評価 [33][34] のようにある時点での状態のみを議論する場合には物体運動軌道は不要な情報であるが，把持した後に物体を移動させるためには運動軌道が必要になる．

ロボットや物体が環境と干渉しないことが保証されている単純なマニピュレーションにおいては，直線補間等で得られる経路を人間が指定し，これに沿って物体を移動させること

でマニピュレーションが実現されている．家庭環境においてロボットが家事支援を行う実験 [60][26] では，人間が環境設定に応じて指定した経由点を補間することで実行可能な物体運動軌道が生成されている．

マニピュレーションにおける物体運動軌道の計画を扱っている研究としては，環境との干渉を考慮したロボットの動作計画 [61][62][63] やグラスプレス・マニピュレーションの計画 [45][46] が挙げられる．これらの研究においては，単純な補間軌道では幾何的な干渉や力学的な実現可能性の問題に十分に対処できないことから，オフラインでの運動軌道計画が行われている．また，目的位置まで歩行移動するためのヒューマノイドの足配置計画 [104][105] も，ヒューマノイドが物体を運搬する際に必要になる運動軌道計画のひとつである．

大規模データセットを用いた深層学習によるアプローチ

近年，画像処理や言語認識において深層学習と呼ばれる大規模データセットを用いた学習アプローチにより，従来手法を超える性能が得られることが明らかになった [144]．ロボットに深層学習を適用した研究も増えており，ロボットの認識・計画・制御等のモジュールをひとつの深層学習モデルに置き換えセンサ入力から動作を直接的に出力する手法が提案されている [145][146][147]．ロボットのマニピュレーションにおいても深層学習によって，把持位置・把持姿勢の計画 [125][148] やマニピュレーション動作の生成 [149][150][151] が行われている．学習において汎化が十分になされていればロボットがセンサ情報に基づいて新規物体のマニピュレーションを実現できるという点では，深層学習によるアプローチはマニピュレーションに必要な情報が未知であっても対応可能であると言える．しかし，学習に用いる数十万個から数百万個規模のデータセットには汎化対象となる情報が含まれている必要があり，この点においては情報が既知であるとも言える．実世界での大規模データを安全かつ効率的に獲得する方法が問題となり，ロボットが自律的に試行錯誤する手法等が提案されている [146][151].

本研究の位置づけ

本研究では，力学制約を考慮したマニピュレーション計画を行うため，把持位置，物体力学特性，物体形状，物体運動軌道の全ての情報が必要となる．日常生活環境や災害環境においては一般にこれらの情報が既知であることを前提とできないため，本研究ではこれらの情

報が未知であってもロボットが自律的に獲得し適応できるシステムの構築を検討する．筆者の知る限り，これらの情報を未知として一般的なマニピュレーションを実現している研究は未だない．グラスプレス・マニピュレーション計画の先行研究 [46] においては，把持位置と物体運動軌道が自動的に計画されているが，物体力学特性が既知として扱われており実世界の物体への適用の際の課題となっている．本研究では，物体操作中のロボットのセンサ情報に基づいて物体力学特性を推定しながら同時に物体の操作行動を計画する手法を提案し，実世界での自律的なタスク実行を可能とする．

2.3.2 マニピュレーションにおけるロボットの行動獲得に基づく分類

ロボットが試行的な動作で得られる知覚に基づいて適応的な行動をとりタスクを実現する行動獲得の能力は，幅広いマニピュレーションタスクに自律的に対処するために必須である．行動獲得の問題には様々な設定があり，ロボット自身による模索 [152][153] や教示による学習 [154][155]，他者の模倣 [156] 等が挙げられる．

ロボットが行動獲得を実現するためには，状況を理解した結果を将来にわたって保持し発展させていく枠組みが不可欠である．本項では，この状況を理解し記憶する枠組み，つまりモデルがどのように表現され使われるかという点に着目する．この観点から，行動獲得アプローチをモデル固定型行動獲得，モデル更新型行動獲得，写像学習型行動獲得の 3 つに分類してそれぞれの特徴を説明し，本研究の立ち位置を述べる．それぞれのアプローチのシステム構成と研究例を図 2.8 ，表 2.1 に示す．

表 2.1: 従来研究の行動獲得アプローチに基づいた分類

行動獲得アプローチ	制御	ナビゲーション計画	マニピュレーション計画
(A) モデル固定型行動獲得	計算トルク法 [157]，バランス制御 [158]	経路計画 [159]，歩行計画 [105]	把持計画 [33]，グラスプレス・マニピュレーション計画 [160]
(B) モデル更新型行動獲得	適応制御 [161]，反復制御 [162]，ロボット身体パラメータ獲得 [163][135]	SLAM [164]，未知環境探査 [165]	個別のパラメータの推定による操作計画 [129][130][132]，本研究
(C) 写像学習型行動獲得	deep Q-learning [147]，フィードバック誤差学習 [166]	視野画像に基づく迷路脱出 [167]，自動運転 [168]，歩行動作 [149]	視野画像に基づく把持計画 [125][148]，物体操作 [169]，柔軟物操作 [127]

制御，ナビゲーション計画，マニピュレーション計画の従来研究を行動獲得アプローチの観点から分類する．本研究では，一般のマニピュレーションタスクに適用可能なモデル更新型行動獲得の枠組みを構築することを目指す．

(A)モデル固定型行動獲得　(B)モデル更新型行動獲得　(C)写像学習型行動獲得

図 2.8: 行動獲得アプローチのシステム構成
ロボットによる行動獲得のアプローチをモデル固定型行動獲得，モデル更新型行動獲得，写像学習型行動獲得の 3 つに分類する．(A) モデル固定型行動獲得では，センサ情報から動作指令を生成する過程の認識，計画，制御がパラメータの固定されたモデルに依存する．(B) モデル更新型行動獲得では，モデルのパラメータがセンサ情報から推定され更新される．(C) 写像学習型行動獲得では，モデル自体がニューラルネットワークで学習され獲得される．

モデル固定型行動獲得

行動獲得のアプローチの中で最も単純なものがモデル固定型行動獲得である．モデル固定型行動獲得では，センサ情報から動作指令を生成する過程における認識，計画，制御の処理が固定化されたモデルに基づいて実装されている (図 2.8 (A))．この枠組みでは，計画や制御のもつ局所的なフィードバック機能では実現できない大局的な適応能力が獲得されていないため，行動獲得より未熟な段階の枠組みとしても捉えられる．しかし，実用化されている多くのロボットではモデル固定型行動獲得が採用されており，発展的な枠組みを考える上でのベースラインとしてこの枠組みは重要である．

モデル固定型行動獲得の枠組みに分類される従来研究は多くあるが，例えば，マニピュレータの計算トルク法による関節制御 [157] やヒューマノイドロボットのバランス制御 [158] ではロボットの幾何構造や質量特性が既知の固定値として設定されており，モデル固定型行動獲得の典型的な実装例であると言える (表 2.1 (A))．また，地図が与えられたもとでの移動ロボットの経路計画 [159]，物体の質量特性，摩擦特性が与えられたもとでの把持計画 [33]，グラスプレス・マニピュレーション計画 [160] もこれに分類される．モデル固定型行動獲得では，モデルパラメータが現実に即した適切な値であることが重要であり，人間による調整やダイレクトティーチング [170] によって設定される．

モデル更新型行動獲得

モデルを規定するモデルパラメータを固定せず状況に応じて適応的に更新するアプローチがモデル更新型行動獲得である．対象とする環境を支配する法則の形式が，事前にモデルとして与えられる点はモデル固定型行動獲得と同様であるが，モデルの中で未知もしくは可変のパラメータがセンサ情報から獲得されることで，ロボットの行動が適応的になる．モデル更新型行動獲得は，センサ情報から必要な情報を認識しモデルパラメータを推定して更新するような情報の経路をモデル固定型行動獲得のシステムに追加することで実現される (図 2.8 (B))．システムには，計画，制御によって動作指令を生成するループと推定によってモデルパラメータを更新するループが存在するが，ループの実行周期は独立であり推定ループの方が周期が長いことが多い．モデル固定型行動獲得で確立された実用面での優位性を保ちつつ適応能力を獲得されられることが，次で説明する写像学習型行動獲得と比べたときのモデル更新型行動獲得の利点である．

モデル更新型行動獲得の枠組みに分類される従来研究としては，適応制御 [161]，反復制御 [162] と呼ばれる繰り返し試行に基づく制御法やロボットが自己身体パラメータを獲得しながら動作を実現する手法 [163][135] が挙げられる (表 2.1 (B))．また，計算トルク法で質量特性を逐次的に更新する手法 [171] や SLAM [164]，未知環境探査 [165] 等のナビゲーション手法では，モデル固定型行動獲得において既知として扱われていたロボット質量特性や環境地図等のモデルパラメータを獲得しながら適応的に動作を実現している．モデル更新型行動獲得の枠組みで力学制約を考慮しつつマニピュレーションを実現する研究としては，物体の質量や摩擦係数，操作力など個別のパラメータを推定して操作を実現する手法 [129][130][132] が提案されているものの，いずれも特定の操作手順を対象とした断片的な手法であり，一般のマニピュレーションに適用できるモデル更新型行動獲得法は筆者の知る限り未だ存在しない．本研究では，マニピュレーションにおけるモデル更新型行動獲得の一般的な枠組みを構築することを目指す．

写像学習型行動獲得

モデル更新型行動獲得は，運動方程式等の環境を支配する法則の形式が既知であり，法則を規定する未知パラメータの種類まで与えられることを前提として，推定対象のモデルパラメータを更新し適応的に行動するアプローチであった．これらの情報を全て自律的に獲得し

ようと試みるアプローチがニューラルネットワークを利用する写像学習型行動獲得である．近年，深層学習 [144] によってロボットの視野画像から動作指令を直接生成する End-to-End と呼ばれる枠組みの有効性が明らかになり [145]，活発に研究が行われている．End-to-End の枠組みでは，システムが認識，計画，制御やこれらを定めるモデルへと分割されず，センサ情報から直接的に動作指令が生成される (図 2.8 (C))．本項では，End-to-End の枠組みに基づいて行動獲得を実現するアプローチを，センサ情報から動作指令への写像を学習しているものとみなし写像学習型行動獲得と呼ぶ．このアプローチの特徴は，従来人間が発見的に決定していた特徴抽出処理が深層学習ネットワークにより学習されるため，環境を支配する法則の形式や未知パラメータの種類までもが自動的に獲得される点である．写像学習型行動獲得は事前に与える情報が少なく拡張性の高い枠組みであるが，ネットワークの訓練学習に大規模データセットが必要なこと，学習途中で安全な動作が出力されると保証されないこと，ネットワーク学習の成否がハイパーパラメータに強く依存することなどのように実世界の一般的なタスクへの適用には多くの課題が残っている．

写像学習型行動獲得を実現する汎用的な手法としては，deep Q-learning [147] と呼ばれる Q 学習と深層学習を合わせた強化学習の手法が提案されている．写像学習型行動獲得のシステムは主に深層学習ネットワークのみで構成され，その汎用性の高さから対象とするタスクへの依存が小さく，ナビゲーションやマニピュレーションに関する様々なタスクに適用されている (表 2.1 (C))．例として，迷路脱出 [167]，自動運転 [168]，歩行動作 [149] 等のナビゲーションタスク，ロコモーションタスクや把持計画 [125][148]，物体操作 [169] 等のマニピュレーションタスクへの適用が報告されている．これらの多くではセンサ情報としてロボットの視野画像が用いられており，convolutional neural network (CNN) と呼ばれる画像から特徴を抽出するニューラルネットワークの層構造が重要な役割を果たしている．また，深層学習が使われる以前の研究として，内部モデルのフィードバック誤差学習に多層パーセプトロンを適用する例 [166] なども写像学習型行動獲得に分類される．

本研究の位置づけ

本研究では，マニピュレーションを対象として汎用性の高いモデル更新型行動獲得の枠組みを実現するための計画法，推定法とそれらを統合したシステムを提案する．これにより，幅広いマニピュレーションタスクをロボットが自律的，適応的に実現することが可能になる．

モデル更新型行動獲得と写像学習型行動獲得の大きな違いは，対象とする環境を支配する

法則を固定とするか自律的に獲得するかである．マニピュレーションにおいては，環境を支配する法則は次章で述べる運動方程式や接触に関する制約であり，これを固定としても現実的な範囲での汎用性が損なわれることはないと考える．それ以上に，本研究では，モデル固定型行動獲得における実用面での知見を再利用できること，入出力の因果関係が明確に説明され工学的な分析，改良が容易であること等のモデル導入によるメリットを重視する．また，写像学習型行動獲得では，その適応能力の根拠となる自由度の高さ故に，実現可能なタスクを確実に完遂できることを保証する完全性や必要な制約を厳密に満たすことを保証する信頼性の分析が難しいという課題がある．本研究が採用するモデル更新型行動獲得のアプローチでは，厳密なモデルに基づくため，完全性や信頼性の分析が容易であるという優位性がある．

ナビゲーションにおいては，SLAM を用いた探査行動 [164][165] がモデル更新型行動獲得の汎用的な枠組みであると言える．表 2.2 にナビゲーションとマニピュレーションにおける認識，計画，制御，推定の対象や環境を支配する法則を整理して示す．ナビゲーションとマニピュレーションでは対象とする事象の性質が大きく異なるため，ナビゲーションの手法を拡張してマニピュレーションに適用することは難しい．特に，マニピュレーションでは運動方程式や接触に関する制約のもつ非線形性や離散的性質が，計画や推定と法則を規定するモデルパラメータとをつなげることを困難にしている．本研究では，物理的整合性推論という考え方とそれを利用した計画法，推定法によって，マニピュレーションにおけるモデル更新型行動獲得の汎用的な枠組みを実現する．

表 2.2: ナビゲーションとマニピュレーションにおける処理対象

	認識	計画	制御	推定	支配法則
ナビゲーション	自己位置	移動経路	経路追従	地図	移動モデル，センサ計測モデル
マニピュレーション	物体姿勢	物体運動，接触	接触力制御	物体特性	運動方程式，接触制約

ナビゲーションとマニピュレーションにおける認識，計画，制御，推定の対象や環境を支配する法則を示す．

2.4 物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションの特徴

本研究では，物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションを提案する．物理的整合性推論の定式化や試行獲得型マニピュレーションのシステム構成については第 3 章で詳しく説明するが，本節では物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションによ

る汎用性と適応性の拡張と従来研究における位置づけについて説明する．

本研究で目標とする日常の幅広い分野でのロボットによるマニピュレーションタスクの実現の例として，ロボットが段ボール箱を運搬する状況を考える．段ボール箱の重さ，重心の高さ，滑りやすさなどの特性によって，ロボットは巧みに持ち上げ，押し，ピボットなどの操作戦略を使い分ける必要がある．物体の質量や重心位置，摩擦係数などはロボットが物体に操作を加えて初めて獲得できる情報であるため，マニピュレーションを開始する前に対象物の特性を完全に把握することは不可能である．また，地面に段差があったり物体・環境間の摩擦特性が変化した場合などは，途中から操作戦略を変更することが必要となり，対象物の特性やタスクの目的に応じて操作戦略は無数に存在し得る．このようなマニピュレーションを実現するためには，様々なマニピュレーション動作に対応するための汎用性と環境情報の未知性に対処するための適応性が不可欠である．ロボットが，得られているセンサ情報から環境や物体の情報を推定し，それに応じて適切なマニピュレーション行動を計画し実行する枠組みによってこれが可能になると考えられ，本研究では物理的整合性推論による試行獲得型マニピュレーションによってこれを実現する．

ロボットは一般に活動環境や対象物体を数式やプログラムとして表現したモデルに基づいて行動を決定するが，このモデルがどの程度の範囲のマニピュレーションタスクに共通であるかが汎用性を決定する．対象とするタスクを限定しそれに特化した計画法，制御法を用いるのではなく，マニピュレーションの物理現象そのものを規定する法則を考えることで汎用性が獲得されるものと考えられる．本研究では，マニピュレーション中の状況を表すコンフィギュレーションとモデルパラメータが満たすべき本質的な幾何制約，力学制約を考慮し，任意のコンフィギュレーションとモデルパラメータの組み合わせについてこれらの制約が成り立つかを評価できる物理的整合性推論によって高い汎用性を実現する．

また，ロボットがどの程度の情報を既知として与えられずとも適切な行動をとれるかが適応性に影響する．本研究では，力のつりあい等の普遍的な物理法則は既知として扱うが，計測が困難で物体ごとに固有の値をもつ質量や摩擦係数などのパラメータは未知であることを前提とする．試行獲得型マニピュレーションの枠組みによってセンサ情報から未知のパラメータが推定され，特性未知物体のマニピュレーションが可能となり，高い適応性が獲得される．既知として扱う物理法則は力のつりあいや摩擦制約，幾何干渉制約などであり，一般的な環境での現実的なマニピュレーションにおいて共通であるため，これらを既知としても求められる汎用性や適応性が損なわれることはないと考える．

図 2.9: 汎用性と適応性に基づく本研究の位置づけ
本研究で提案する物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションは，従来のマニピュレーション研究の汎用性と適応性を向上させたものと位置づけられる．

従来のマニピュレーション研究と本研究で提案する物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションの関係を汎用性と適応性に従って整理した様子を図 2.9 に示す．2.1 節で定義した汎用性と適応性の指標のもとでは，物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションは汎用レベルが 3，適応レベルが 2 となる．つまり，本研究は，従来の個別のタスクに特化した計画・推定法を一般化する研究，あるいは従来の把持やグラスプレス操作の計画法に適応能力をもたせる研究として位置づけられることを意味する．実世界での高度なロボットマニピュレーションの実現に重要となる汎用性と適応性の観点において，本研究は従来の研究を発展させた領域を対象としており，実用的，学術的に大きな意義をもつものと考えられる．

第3章

ロボットマニピュレーションにおける物理的整合性推論

3.1 はじめに

本章では，ロボットによるマニピュレーション行動が実現可能であるための幾何制約・力学制約を定式化し，実現可能であるかどうかを判定する物理的整合性推論の計算法を示す．3.2 節では，ロボットの動作が一般に実現可能であるために満たされるべき制約の表現法を整理し，制約の表現に接触を導入することの利点について述べる．3.3 節では，物理的整合性推論の意味を定め，制約に基づいてロボットの動作が実現可能であるかを評価する数理的手法について述べ，それを利用した動作計画，モデル推定の枠組みについて説明する．3.4 節では，マニピュレーションにおける幾何制約，力学制約を具体的に定式化する．3.5 節では，物理的整合性推論に基づいたロボットマニピュレーションシステムの処理の概要と適用例を説明し，本研究で実装するシステムの構成と以降の章の対応を述べる．

3.2 マニピュレーションの実現可能性の制約表現

本研究では，マニピュレーション行動が実現可能 [1] であるかどうかを，必要な制約が満たされ得るかに基づいて推論する．本節ではそのための制約の表現法について議論する．実現可能であるための制約はコンフィギュレーションとモデルパラメータによって定められるものであるが，接触を補助的に導入した表現をとることに多くの利点があることを示す．3.2.1 項ではロボットが環境との相互作用のもとで行動するロコモーション動作における制約について，3.2.2 項ではロボットが物体や環境との相互作用のもとで物体を操作するマニピュレーション動作における制約について説明する．接触を導入した制約の表現法の特徴を 3.2.3 項で述べる．

3.2.1 ロボットのロコモーション動作における制約の定式化

ロコモーションの問題設定

本研究では，ロボットの関節角度とルートリンクの位置姿勢

$$\boldsymbol{\theta_R} \in \mathbb{R}^{n_R+b_R} \tag{3.1}$$

[1] ここでの「実現可能」は，マニピュレーションにおける状況（コンフィギュレーションとモデルパラメータ）が物理的整合性を満たすこと，つまり「存在可能」を意味する．物理的整合性を満たしつつマニピュレーションにおけるある状況まで遷移できること，つまり「到達可能」とは異なる．マニピュレーション行動の到達可能性は第 4 章の計画法で扱われる．

が現在のロボットの状態を表すのに十分なパラメータであることを前提とする．角度指令の関節からなるロボットが準静的に運動している場合などがこの前提を満たす．$\boldsymbol{\theta_R}$ をロボットのコンフィギュレーションと呼ぶ．$\boldsymbol{\theta_R}$ の次元数のうち，n_R は関節の自由度数，b_R はルートリンクの位置姿勢の自由度数に対応する．b_R は，$0 \leq b_R \leq 6$ を満たし，環境に固定されたロボットアームの場合は 0, 環境に固定されていないヒューマノイドロボットの場合は 6 である．ロボットの運動は幾何法則や力学法則に支配されており，$\mathbb{R}^{n_R+b_R}$ 空間中の任意のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ をとることはできない．以降で $\boldsymbol{\theta_R}$ が満たすべき制約を定式化する．

ロコモーションの制約のナイーブな定式化

ロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ が満たすべき制約は次式のように表される．

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta_R}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \tag{3.2}$$

式 3.2 で表される制約を実現可能であるための制約，あるいは実現可能性制約と呼ぶ．$\boldsymbol{H}$ は制約を表す $\boldsymbol{\theta_R}$ の関数である．ここでは不等式のみを示しているが，不等式の組み合わせで表される等式を含んでいるものとする．$\boldsymbol{\kappa}$，$\boldsymbol{\phi}$ はそれぞれロボットや環境の幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータである．ここで，幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ は，ロボットの形状や関節配置，可動域等の図形や空間に関するパラメータを表し，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ は，質量，重心位置，慣性モーメント，摩擦係数等の力学に関するパラメータを表すものとする (表 3.1)．制約関数 $\boldsymbol{H}$ はこれらのモデルに依存したものとなる．式 3.2 は，幾何干渉，力のつりあい，摩擦等の幾何制約・力学制約を同時に満たすことを表しており，マニピュレーションにおける具体的な定式化は 3.4 節で行う．

表 3.1: 幾何モデルパラメータと力学モデルパラメータ

幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$	形状（ポリゴンメッシュの頂点・辺など） 関節配置・関節可動域
力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$	質量・重心位置・慣性モーメント 摩擦係数 許容接触力 関節許容トルク

図形や空間に関するパラメータを幾何モデルパラメータ，力学に関するパラメータを力学モデルパラメータと呼ぶ．

ロコモーション制約のナイーブな定式化の例

図 3.1 は二次元世界におけるロボットと環境の例を表す．ロボットは，関節をもたず半径 r の円形状の単一リンクからなり，環境は水平な床面からなる．ロボットの重心は，ロボット座標系で中心から x 軸正方向に $r/2$ だけずれた位置にある．これらの設定は，幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ を規定していることに相当する．重力は y 軸負方向に働くものとする．ロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ は，式 3.1 において $n_R = 0, b_R = 3$ として次の 3 自由度となる．

$$\boldsymbol{\theta_R} = \begin{pmatrix} x_R & y_R & \psi_R \end{pmatrix}^T \tag{3.3}$$

x_R, y_R, ψ_R はそれぞれロボット中心の x 座標，y 座標，回転角度である．$0 \leq \psi_R < 2\pi$ とする．

図 3.1: ロボットによるロコモーションの例
ロボットは半径 r の円形状の単一リンクからなり，重心が偏った位置にある．ロボットの位置を (x_R, y_R)，姿勢を ψ_R とする．

このとき，明らかにロボットのコンフィギュレーションが実現可能である必要十分条件は次のようになる．

$$\begin{cases} x_R \text{は任意} & (3.4) \\ y_R = r & (3.5) \\ \psi_R = \dfrac{1}{2}\pi, \dfrac{3}{2}\pi & (3.6) \end{cases}$$

これを満たさないコンフィギュレーションは，ロボットが環境と干渉したり，重力に抗する力を得られなかったり，重力によるモーメントで転がってしまったりして維持することができない．

式 3.6 において $\psi_R = \frac{1}{2}\pi$ の場合について，式 3.4 , 式 3.5 , 式 3.6 を式 3.2 の形式で表すと

次のようになる．

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \boldsymbol{\theta_R} + \begin{pmatrix} -r \\ r \\ -\frac{1}{2}\pi \\ \frac{1}{2}\pi \end{pmatrix} \geq \mathbf{0} \tag{3.7}$$

式 3.6 において $\psi_R = \frac{3}{2}\pi$ の場合も同様に表される．式 3.7 の左辺が $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta_R}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ に対応する．この例では $\boldsymbol{H}$ は $\boldsymbol{\theta_R}$ に関する一次式であるが，一般には回転関節やルートリンクの回転に起因する非線形性，接触の離散的性質に起因する不連続性，アクティブな制約の切り替わりに起因する微分不可能性等の数理的扱いを困難にする性質をもつ．r は幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ に含まれる．$\boldsymbol{H}$ 中には明示的に現れないが，式 3.6 の $\frac{1}{2}\pi, \frac{3}{2}\pi$ は重心位置から決定されている．重心位置は力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に含まれる．

接触の導入によるロコモーションの制約の定式化

一般に式 3.2 の $\boldsymbol{H}$ は，複雑な幾何制約や力学制約を組み合わせて得られる関数であり，これを $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ から直接導出し記述することは困難である．ここでは補助変数を導入することで定式化の見通しをよくすることを考える．

ロボットの運動は力の作用によって生じる現象であり，一般に力は接触を介して伝達される．ロボットに働く重力以外の力は環境との接触を介して加えられるものに限るとしても一般的な状況でのロボットの行動を十分に表現できる．ここで，ロボット・環境間の接触 $\boldsymbol{C}$ とロボット・環境間の接触力・モーメント $\boldsymbol{Q}$ を導入する．$\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ の具体的な定義は 3.4.1 項で述べる．$\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ を用いると，式 3.2 は次のように表される．

$$^{\exists}\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q} \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} \boldsymbol{H}^{kin}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \mathbf{0} \\ \boldsymbol{H}^{dyn}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \mathbf{0} \end{cases} \tag{3.8}$$

式 3.8 は，あるコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ において $\boldsymbol{H}^{kin}, \boldsymbol{H}^{dyn}$ で表される制約を満たす接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ が存在する場合，そのコンフィギュレーションは実現可能であるということを表す．コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ が式 3.2 を満たすとき，何らかの接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ が暗黙的に決定されそれによりこれが満たされているのであるから，式 3.2 と式 3.8 が同値になるような $\boldsymbol{H}^{kin}, \boldsymbol{H}^{dyn}$ は必ず存在する．$\boldsymbol{H}^{kin}$ は幾何制約を表す $\boldsymbol{\theta_R}$ と $\boldsymbol{C}$ の関数，$\boldsymbol{H}^{dyn}$ は力学制約を表す $\boldsymbol{\theta_R}$，$\boldsymbol{C}$ と $\boldsymbol{Q}$ の関数である．幾何制約関数 $\boldsymbol{H}^{kin}$ は幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ には依存するが力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ には依存しない．力学制約関数 $\boldsymbol{H}^{dyn}$ は $\boldsymbol{\kappa}$ と $\boldsymbol{\phi}$ の両方に依存する．

接触の導入によるロコモーション制約の定式化の例

図 3.1 の設定に加えて，ロボットの質量を m，ロボットと環境との間の摩擦係数を μ とする．この例では，ロボットが環境と一点で接するようなコンフィギュレーションのみが実現可能であることは明らかである．接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ を次のように表す (図 3.2).

$$\boldsymbol{C} = (p_x, p_y) \tag{3.9}$$

$$\boldsymbol{Q} = (f_x, f_y) \tag{3.10}$$

(p_x, p_y) は接触点の位置，(f_x, f_y) は物体が接触点で環境から受ける力を表す．

図 3.2: 接触を導入したロボットによるロコモーションの例
ロボットや環境の幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータは図 3.1 と同じである．この例ではロボットと環境が一点で接している場合のみが実現可能であることは明らかである．接触点の位置を (p_x, p_y)，接触点における接触力を (f_x, f_y) とする．

式 3.3 で表されるロボットのコンフィギュレーションが満たすべき制約を接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ を用いて表す．幾何制約としては，(i) 接触点が環境の表面にある，(ii) 接触点がロボットの表面にある，(iii) ロボットと環境が干渉しない，の 3 条件が満たされるべきであり，これらは次式で表される．

$$\begin{cases} p_y = 0 & (3.11) \\ \sqrt{(p_x - x_R)^2 + (p_y - y_R)^2} = r & (3.12) \\ y_R \geq r & (3.13) \end{cases}$$

式 3.11 , 式 3.12 , 式 3.13 はそれぞれ (i),(ii),(iii) に対応している．力学制約としては，(iv) 力のつりあい，(v) 原点周りのモーメントのつりあい，(vi) 非負反力制約，(vii) 最大摩擦力制

約の 4 条件が満たされるべきであり，これらは次式で表される．

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} 0 \\ -mg \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \end{pmatrix} = \mathbf{0} & (3.14) \\ -p_x f_y + (x_R + \dfrac{r}{2}\cos\psi_R)mg = 0 & (3.15) \\ f_y \geq 0 & (3.16) \\ |f_x| \leq \mu f_y & (3.17) \end{cases}$$

式 3.14 , 式 3.15 , 式 3.16 , 式 3.17 はそれぞれ (iv),(v),(vi),(vii) に対応している．

式 3.11 から式 3.17 を式 3.8 の形式で表すと次のようになる．

$$^{\exists}p_x, p_y, f_x, f_y \qquad \text{s.t.} \tag{3.18}$$

$$\begin{pmatrix} p_y \\ -p_y \\ \sqrt{(p_x - x_R)^2 + (p_y - y_R)^2} - r \\ -\sqrt{(p_x - x_R)^2 + (p_y - y_R)^2} + r \\ y_R - r \end{pmatrix} \geq \mathbf{0} \tag{3.19}$$

$$\begin{pmatrix} f_x \\ -f_x \\ -p_x f_y + mgx_R + \frac{r}{2}mg\cos\psi_R \\ p_x f_y - mgx_R - \frac{r}{2}mg\cos\psi_R \\ f_y \\ -f_x + \mu f_y \\ f_x + \mu f_y \end{pmatrix} \geq \mathbf{0} \tag{3.20}$$

式 3.19 の左辺が幾何制約関数 $\boldsymbol{H}^{kin}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa})$，式 3.20 の左辺が力学制約関数 $\boldsymbol{H}^{dyn}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ に対応する．接触力 f_x, f_y や質量 m，摩擦係数 μ，重心位置 $\frac{r}{2}$ 等の力学モデルパラメータは幾何制約関数には含まれていないことが分かる．

式 3.11 から式 3.17 により p_x, p_y, f_x, f_y を消去すると式 3.4 , 式 3.5 , 式 3.6 に変形できるため，式 3.7 と式 3.18 は同値である．これらは同一の制約を接触を導入しない表現法と導入する表現法で表したものである．

3.2.2 ロボットのマニピュレーション動作における制約の定式化

マニピュレーションの問題設定

本研究では，物体の関節角度とルートリンクの位置姿勢

$$\boldsymbol{\theta_O} \in \mathbb{R}^{n_O+b_O} \tag{3.21}$$

が現在の物体の状態を表すのに十分なパラメータであることを前提とする．剛体リンクから構成される物体が準静的に運動している場合などがこの前提を満たす．$\boldsymbol{\theta_O}$ を物体のコンフィギュレーションと呼ぶ．$\boldsymbol{\theta_O}$ の次元数のうち，n_O は物体の関節の自由度数，b_O は物体のルートリンクの位置姿勢の自由度数に対応する．環境に固定されていない物体では $b_O = 6$ であり，ドアのように環境に固定されている物体では $b_O < 6$ である．

一般にロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ と物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_O}$ は独立であり，マニピュレーションではロボットと物体のコンフィギュレーションを同時に考慮する必要がある．$\boldsymbol{\theta}$ をロボットと物体のコンフィギュレーションを次のように並べたベクトルとする．

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\theta_R} \\ \boldsymbol{\theta_O} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n_R+b_R+n_O+b_O} \tag{3.22}$$

ロコモーションでは $\boldsymbol{\theta_R}$ の満たすべき制約を考えたが，マニピュレーションでは $\boldsymbol{\theta}$ の満たすべき制約を考える．$\boldsymbol{\theta_O}$ の次元がゼロであるというマニピュレーション問題の特別な場合に，ロコモーションとマニピュレーションのコンフィギュレーションは一致するので，マニピュレーションはロコモーションを含んだより広い問題であると言える．以降で $\boldsymbol{\theta}$ が満たすべき制約を定式化する．

マニピュレーションの制約のナイーブな定式化

コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ が満たすべき制約は次式のように表される．

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \tag{3.23}$$

$\boldsymbol{H}$ は幾何制約，力学制約を表す制約関数である．$\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ は，ロボット，物体，環境の幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータを表す．A.1.1 項に二次元世界での簡単なマニピュレーションの制約の例を示す．

接触の導入によるマニピュレーションの制約の定式化

先述のロコモーションの制約の定式化と同様に，接触 $\boldsymbol{C}$ と接触力・モーメント $\boldsymbol{Q}$ を導入する．$\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ はロボット・物体・環境の 3 要素のうち任意の 2 要素の間で生じる接触を全て表す．$\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ を用いると式 3.23 は次のように表される．

$$
{}^{\exists}\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q} \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} \boldsymbol{H}_R^{kin}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{H}_O^{kin}(\boldsymbol{\theta_O}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{H}_{RO}^{kin}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\theta_O}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{H}_R^{dyn}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{H}_O^{dyn}(\boldsymbol{\theta_O}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \end{cases} \tag{3.24}
$$

この式はあるコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\theta_O}$ のもとで制約を満たす接触 $\boldsymbol{C}$ と接触力 $\boldsymbol{Q}$ が存在するとき，そのコンフィギュレーションは実現可能であるということを意味する．式 3.8 と同様の議論により式 3.23 と式 3.24 が同値になるような制約関数 $\boldsymbol{H}_R^{kin}, \boldsymbol{H}_O^{kin}, \boldsymbol{H}_{RO}^{kin}, \boldsymbol{H}_R^{dyn}, \boldsymbol{H}_O^{dyn}$ が必ず存在する．式 3.24 の制約は力学モデルパラメータは $\boldsymbol{\phi}$ に依存しない幾何制約 $\boldsymbol{H}_R^{kin}, \boldsymbol{H}_O^{kin}, \boldsymbol{H}_{RO}^{kin}$ と依存する力学制約 $\boldsymbol{H}_R^{dyn}, \boldsymbol{H}_O^{dyn}$ に分けられる．また，ロボットのコンフィギュレーションに関する制約 $\boldsymbol{H}_R^{kin}, \boldsymbol{H}_R^{dyn}$，物体のコンフィギュレーションに関する制約 $\boldsymbol{H}_O^{kin}, \boldsymbol{H}_O^{dyn}$，両方のコンフィギュレーションに関する制約 $\boldsymbol{H}_{RO}^{kin}$ に分かれていることも読み取れる．A.1.2 項に二次元世界での簡単なマニピュレーションの制約を接触を導入して表した例を示す．

3.2.3 接触を導入した制約の表し方の特徴

ロコモーションとマニピュレーションについてそれぞれナイーブな定式化（式 3.2 , 式 3.23 ）と接触を導入した定式化（式 3.8 , 式 3.24 ）を示した．本来，接触 $\boldsymbol{C}$ と接触力 $\boldsymbol{Q}$ はコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$，幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ から自動的に決まるものであり，それらを導入することは制約の導出において必須ではない．本項では接触を導入することの利点と欠点を整理し，本論文の以降の議論において接触を導入した定式化を用いる理由を明確にする．

3.2.1 項や 3.2.2 項で示した例（図 3.1 , 図 3.2 , 図 A.1 , 図 A.3 ）はコンフィギュレーションが満たすべき制約式を人間が直感的に書き下せる簡単な例であり，ナイーブな表現（式 3.7 や式 A.4 から式 A.9 ）よりも接触を導入した表現（式 3.18 や式 A.16 から式 A.30 ）の方が式の数が多く複雑な印象を受ける．しかし一般にはナイーブな定式化による制約式をトップダウン式に導出し記述することは現実的ではない．例えば，図 3.3 (A) に示すヒューマノイド

ロボット HRP2-JSKNTS[172] が椅子を扱うマニピュレーションでは，HRP2-JSKNTS と椅子は環境に固定されておらずそれぞれ 44 個，1 個の 1 自由度関節をもつため，ルートリンクの自由度を合わせるとロボットと物体の状態を表すコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ の次元は 57 となる．ここでナイーブな定式化は，ロボットと物体の幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ と力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ から，$\boldsymbol{\theta}$ の満たすべき条件を表す制約関数 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta};\boldsymbol{\kappa},\boldsymbol{\phi})$ を直接求めることに相当するが，体系化された導出手順がなく非常に難しいことが分かる．このような複雑な場合の定式化では，満たされるべき条件をひとつずつ数え上げて立式しそれらが連立して成り立つとすることで制約式を作り上げるボトムアップ式の導出過程が有効である．この際，個々の条件には接触や接触力が明示的に現れることが多く，条件の立式のために接触を導入することが必要になる．図 3.3 (B) は HRP2-JSKNTS が椅子を扱うマニピュレーションにおいて接触を導入した様子を表す．それぞれの接触に関して満たされるべき条件を列挙しそれが同時に満たされるとすることで全体の制約を導出するアプローチは，全体の制約を直接導出するアプローチに比べて，手がかりを得やすく容易である．接触や接触力が条件の立式の際に明示的に現れる例は 3.4 節で述べる．

また，式 3.24 の導出の際にも述べたが，接触の導入により制約式をその性質に基づいて分離して表すことが可能となる（図 3.4 ）．ひとつの分離方式は，幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ のみに依存する幾何制約と幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ の両方に依存する力学制約への分離である．この分離表現には，コンフィギュレーションが制約を満たすか判定したりモデルパラメータを推定したりする際に，幾何制約と力学制約を処理手順の中の別の段階で扱うことで処理を効率化できる等の利点がある．もうひとつの分離方式は，ロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ に関する制約，物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_O}$ に関する制約，両方のコンフィギュレーションに関する制約への分離である．この分離表現には，コンフィギュレーションを探索する際に，まず物体のコンフィギュレーションのみについて制約を満たすものを探して仮決定し次にその物体コンフィギュレーションのもとでロボットのコンフィギュレーションを探すというように，ひとつのマニピュレーション問題を 2 つのロコモーション問題へ分解できるという利点がある．実際に制約が分離される様子は 3.4 節で示す．

さらに，接触の導入により制約を満たすコンフィギュレーション空間を接触のモードに応じて分類し，限定された接触モードのもとで制約を表すことも可能となる（図 3.5 ）．式 3.24 を満たすコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ の領域 $\boldsymbol{\Theta}$ がマニピュレーションにおいて実現可能なコン

図 3.3: ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS が椅子を扱うマニピュレーションの例
ロボットと物体のコンフィギュレーションを合わせると 57 次元となる．(A) はトップダウン式にコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ の満たすべき制約式を導出する様子を表している．(B) は接触を導入し満たされるべき条件をひとつずつ立式してそれを連立することでボトムアップ式に制約式を導出する様子を表している．(B) のアプローチでは複雑な制約を複数の単純な制約に分割することができるため，(A) のアプローチに比べて定式化が容易となることが多い．

フィギュレーションの全てを表す．マニピュレーションでは，この領域の厳密な全体において探索を行うことは計算コストが大きく領域の中の一部の領域のコンフィギュレーションのみで目的が実現できる場合が多くある．このような場合は，接触を限定して集合 $\boldsymbol{\Theta}$ の部分領域で探索を行うことが有効である．接触 $\boldsymbol{C}$ を導入した制約式では，接触が変数として明示的に現れるので接触を限定した場合の制約を表現することが容易である．例えば，A.1.1 項のマニピュレーションの例では，図 A.2 に示す 3 種類の接触モードからロボットが物体を持ち上げて操作するモード（図 A.2 (B)）に限定している．

他の利点として，接触を導入した制約式では，ロボットに搭載された力覚センサや三次元視覚センサの情報を処理することで得られる接触位置や接触力を直接代入できる点が挙げられる．3.3.2 項で説明するセンサ情報に基づいてモデルパラメータを推定する枠組みでは，

図 3.4: 接触を導入したマニピュレーションの制約の分類
式 3.24 の制約式は，物体がどのモデルパラメータに依存するかに基づいて，幾何制約と力学制約に分離される．また，ロボットと物体のどちらのコンフィギュレーションに依存するかに基づいて，ロボットのコンフィギュレーションに関する制約，物体のコンフィギュレーションに関する制約，ロボット・物体のコンフィギュレーションに関する制約に分離される．

得られたセンサ情報を制約式に反映させることが必要になるが，接触が陽に記述されていることでこれが容易になる．

上述の利点を整理すると次のようになる．

- 複雑な制約を導出・記述しやすい．
- モデルパラメータへの依存に基づいて制約を分離できる．
- コンフィギュレーションへの依存に基づいて制約を分離できる．
- 接触を限定した制約が記述しやすい．
- センサから得られる情報を反映しやすい．

一方で，接触の導入による定式化を用いて，制約を分離し各制約を扱う処理手順の段階を分けたり限定した接触のみを許容したりすることで，いくつかの欠点が生じ得る．欠点のひとつは，分離された制約の処理段階を分けることで，前段階の処理結果が不適切であった場合に後段階の処理で解が見つからない等の失敗が起き得る点である．例えばマニピュレーションの計画において，物体のコンフィギュレーションを先に決定しロボットのコンフィギュレーションを後から探索する手法では，先に決められた物体コンフィギュレーションのもとで制約を満たすようなロボットのコンフィギュレーションが見つからない状況になり得る．この問題は，別の物体のコンフィギュレーションを再探索して決定することで原理的には解決するが，計算コストが大きくなる場合がある．もうひとつの欠点は，接触を不用意に限定することで，本来のコンフィギュレーションのとり得る範囲では解が存在するにも関わらず，解が見つからなくなり得る点である．接触を限定する際に十分な接触の候補を扱うことで，

図 3.5: 実現可能なコンフィギュレーションの領域で接触を限定する様子
図中では，式 3.24 の制約式 $\boldsymbol{H}_R^{kin}, \boldsymbol{H}_O^{kin}, \boldsymbol{H}_{RO}^{kin}, \boldsymbol{H}_R^{dyn}, \boldsymbol{H}_O^{dyn}$ をまとめて $\boldsymbol{H}$ と表している．コンフィギュレーション θ が n 次元であるとすると，マニピュレーションにおける制約を満たすコンフィギュレーションの領域 $\boldsymbol{\Theta}$ は，$\mathbb{R}^n$ の領域として表される．$\boldsymbol{\Theta}$ 中のコンフィギュレーションは実現可能なあらゆる接触のとり方を含んでいる．この中で，接触 $\boldsymbol{C_1}$ をとるコンフィギュレーションに限定した領域が $\boldsymbol{\Theta}_{\boldsymbol{C_1}}$ である．接触 $\boldsymbol{C}$ を明示的に含む制約の表現法では，接触を限定した制約が容易に表される．

この問題は回避できる．上述の 2 点の欠点に関しては，制約式を用いるアルゴリズムにおいて十分な注意が払われていれば問題が起きないようにすることが可能であり，接触を導入した制約の表現はこれらの欠点を念頭に置いた上で用いられるべきである．

3.3 マニピュレーションにおける物理的整合性推論の定式化

前節で定式化した実現可能性の制約に基づいて，本節ではロボットのマニピュレーション行動が実現可能であるかを評価しそれを利用する手法の概要を説明する．3.3.1 項で制約式から実現可能性を評価し真偽値や連続値で表す物理的整合性推論の数理的手法を説明する．3.3.2 項では，物理的整合性推論により得られる実現可能性の評価値に基づいて動作計画とモデルパラメータ推定を行う枠組みを説明する．

本論文では，ロコモーションやマニピュレーションにおいて，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ とモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が実現可能であるための制約 式 3.8 や式 3.24 （それぞれ式 3.2 ，式 3.23 と同値）を満たすとき，このコンフィギュレーションとモデルパラメータは物理的整合性がとれていると呼ぶ．また，コンフィギュレーションとモデルパラメータの物理的整合性を実現可能性の制約に基づいて判定・評価することを物理的整合性推論と定義する．

なお，ここでの「推論」は，論理学における論理的推論（演繹，帰納等）ではなく，統計

学における統計的推論を意味する．統計的推論は，頻度確率に基づいて点推定，区間推定，仮説検定などを行う頻度主義的な統計学に基づく手法とベイズ統計学に基づいてベイズ確率を利用するベイズ推論[2)] に分類される．本研究では，操作実現可能性の真偽や物理特性の値など頻度を考慮することが不適切な事象を扱うことから，ベイズ統計学によるベイズ推論の考え方を基盤として，物理的整合性推論の手法を確立する．

3.3.1 実現可能性制約に基づく物理的整合性推論の導出

本項では，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ とモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が与えられたときに，物理的整合性推論を行う手法を説明する．

実現可能性の真偽判定による物理的整合性推論

幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ のもとでのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ の実現可能性 $E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ は，式 3.24 から次のようになる．

$$E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \begin{cases} \mathit{True} & \text{if eq.(3.26) is feasible} \\ \mathit{False} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3.25}$$

$$\text{find } \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q} \tag{3.26}$$

$$\text{subject to } \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \tag{3.27}$$

式 3.27 の $\boldsymbol{H}$ は式 3.24 の $\boldsymbol{H}_R^{kin}, \boldsymbol{H}_O^{kin}, \boldsymbol{H}_{RO}^{kin}, \boldsymbol{H}_R^{dyn}, \boldsymbol{H}_O^{dyn}$ をまとめたものである．式 3.26 は，条件を満たす変数を見つけ出す問題であり，数理最適化分野では実行可能性問題（feasibility problem, satisfiability problem）と呼ばれる．この問題は最適化問題において目的関数が定数であるような問題と見なすことができるため，制約 $\boldsymbol{H}$ をサポートしている最適化ソルバであれば式 3.26 を解くことができる．

実現可能性の連続的評価による物理的整合性推論

$\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が制約を満たさない（$E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \mathit{False}$）場合，どの程度制約から外れているかを連続的に評価することは，センサノイズやモデル化誤差を考慮したロバストな処理のために

[2)] 観測データから推定対象パラメータの確率分布を導出することをベイズ推論という．ベイズ推定と呼ばれることも多いが，書籍 [173][174] ではベイズ推論という単語が用いられている．

有用である．次式のように制約誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ を導入することで，$\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ の実現可能性が連続的に評価される．

$$E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \boldsymbol{\varepsilon}^{*T} \boldsymbol{W} \boldsymbol{\varepsilon}^* \tag{3.28}$$

$\boldsymbol{\varepsilon}^*$ is optimum solution of eq.(3.29)

$$\min_{\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{\varepsilon}} \quad \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{W} \boldsymbol{\varepsilon} \tag{3.29}$$

$$\text{subject to} \quad \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) + \boldsymbol{\varepsilon} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.30}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.31}$$

$E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ が実現可能性の連続評価値を表す．$\boldsymbol{\varepsilon}$ は $\boldsymbol{H}$ と同じ次元のベクトルであり，各制約の誤差を表す．最適化問題の制約式において誤差を許容するために設計変数を導入することはソフトマージンをとると呼ばれ，サポートベクターマシン (SVM) の導出 [175] やヒューマノイドの動作生成 [176] における最適化で用いられている．$\boldsymbol{\varepsilon}^*$ は最適化問題 式 3.29 の最適解における $\boldsymbol{\varepsilon}$ を表す．$\boldsymbol{W}$ は制約誤差のスケールを合わせるための重みを表す正定値行列である．力学制約誤差に関する $\boldsymbol{W}$ の決定法については 5.2.3 項で議論する．

$\boldsymbol{\varepsilon}$ の全要素が無限に大きい場合，式 3.30 ，式 3.31 が成り立つため式 3.29 は必ず解をもつ．また，$\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が $E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = True$ を満たす場合，そのときの式 3.26 の $\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ に対して，$\boldsymbol{\varepsilon} = \boldsymbol{0}$ で式 3.30 ，式 3.31 が満たされる．このとき式 3.29 の目的関数は最小値 0 をとるため，次の関係が成り立つ．

$$E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = True \quad \Leftrightarrow \quad E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = 0 \tag{3.32}$$

$$E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = False \quad \Leftrightarrow \quad E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) > 0 \tag{3.33}$$

$\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ により式 3.27 が満たされず制約の境界から離れているほど，式 3.30 を満たすために大きな $\boldsymbol{\varepsilon}$ が必要になり $E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ も大きくなる．したがって，$E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ は，$\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が制約を満たす場合には 0，制約を満たさない場合は大きく外れているほど大きな正の値をとるような連続評価値であることが分かる．図 3.6 に実現可能性の真偽判定と連続的評価のイメージを示す．A.1.3 項に実現可能性の真偽判定と連続的評価の計算例を示す．

接触や接触力の一部が既知の場合

上述の物理的整合性推論（式 3.25 ，式 3.28 ）では，接触 $\boldsymbol{C}$ や接触力 $\boldsymbol{Q}$ を全て未決定であると扱い，実行可能性問題（式 3.26 ）や最適化問題（式 3.29 ）において変数としている．

図 3.6: 物理的整合性推論における実現可能性の真偽判定と連続的評価のイメージ
図はコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ とモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ の空間内の領域を表す．水色の領域は $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ のもとで $\boldsymbol{\theta}$ が実現可能である領域を表している．(A) 真偽判定（式 3.25 ）では，領域内では *True*，領域外では *False* が判定結果として得られる．(B) 連続的評価（式 3.28 ）では，領域内で 0，領域外で正の値が評価値として得られる．(B) の図中の $\boldsymbol{\varepsilon}'$ は制約誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ に対応する空間内のベクトルを表す.（$\boldsymbol{\varepsilon}$ の次元は制約関数 $\boldsymbol{H}$ の次元に等しく図中の空間の次元とは異なるため別記号を用いている.）

3.2.3 項で述べた接触を限定する場合やセンサで計測された接触のもとで推論する場合には，接触 $\boldsymbol{C}$ や接触力 $\boldsymbol{Q}$ の一部を既知の値に固定することが必要になる．

ここでは，既知の値に固定する接触，接触力をそれぞれ $\boldsymbol{C_D}$，$\boldsymbol{Q_D}$ として，それ以外の接触，接触力を次式が成り立つようにそれぞれ $\boldsymbol{C_U}$，$\boldsymbol{Q_U}$ とする．（D, U は determined, undetermined の頭文字を表す.）

$$\boldsymbol{C_D} \cup \boldsymbol{C_U} = \boldsymbol{C} \tag{3.34}$$

$$\boldsymbol{C_D} \cap \boldsymbol{C_U} = \emptyset \tag{3.35}$$

$$\boldsymbol{Q_D} \cup \boldsymbol{Q_U} = \boldsymbol{Q} \tag{3.36}$$

$$\boldsymbol{Q_D} \cap \boldsymbol{Q_U} = \emptyset \tag{3.37}$$

$\emptyset$ は空集合を表す．このとき，実現可能性の真偽値を評価する物理的整合性推論は次式で表される．

$$E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}) = \begin{cases} \mathit{True} & \text{if eq.(3.39) is feasible} \\ \mathit{False} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3.38}$$

$$\text{find } \boldsymbol{C_U}, \boldsymbol{Q_U} \tag{3.39}$$

$$\text{subject to } \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \tag{3.40}$$

$$\boldsymbol{C_D} = \hat{\boldsymbol{C}} \tag{3.41}$$

$$\boldsymbol{Q_D} = \hat{\boldsymbol{Q}} \tag{3.42}$$

$\hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$ はそれぞれ接触，接触力の既知の値を表す．また，実現可能性を連続的に評価する物理的整合性推論は次式で表される．

$$E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}) = \boldsymbol{\varepsilon}^{*T} \boldsymbol{W} \boldsymbol{\varepsilon}^* \tag{3.43}$$

$\boldsymbol{\varepsilon}^*$ is optimum solution of eq.(3.44)

$$\min_{\boldsymbol{C_U}, \boldsymbol{Q_U}, \boldsymbol{\varepsilon}} \quad \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{W} \boldsymbol{\varepsilon} \tag{3.44}$$

$$\text{subject to } \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) + \boldsymbol{\varepsilon} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.45}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.46}$$

$$\boldsymbol{C_D} = \hat{\boldsymbol{C}} \tag{3.47}$$

$$\boldsymbol{Q_D} = \hat{\boldsymbol{Q}} \tag{3.48}$$

最適化問題の制約式が線形である場合

物理的整合性推論における実行可能性問題（式 3.26 ）や最適化問題（式 3.29 ）の制約関数 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ が $\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ に関して線形である場合，式 3.26 ，式 3.29 はそれぞれ，線形実行可能性問題，二次計画問題と呼ばれる最適化問題になる．接触や接触力の一部が既知である場合についても，制約関数 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ が $\boldsymbol{C_U}, \boldsymbol{Q_U}$ に関して線形であれば，式 3.39 ，式 3.44 は同様の最適化問題になる．これらの最適化問題は目的関数と実行可能領域が凸である凸最適化問題であり，二次計画問題ソルバ [177][178][179] によって高速に求解が可能である [180]．凸でない最適化問題についても非線形計画問題ソルバ [181] によって求解が可能なことがあるが，局所最適値が返される，計算に時間を要する等の問題が生じ得る．本論文では，3.4 節でマニピュレーションにおける制約の定式化を行い，第 4 章，第 5 章で計画，推定における物理的整合性推論の手法を示すが，いずれにおいても凸最適化問題で定式化されるような物理的整合性推論を扱う．

3.3.2 物理的整合性推論に基づく動作計画とモデル推定

物理的整合性推論に基づく動作計画

モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が既知である場合に，物理的整合性推論に基づいてロコモーションやマニピュレーションにおけるコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ を計画する枠組みについて述べる．図 3.7 に計画器の構成の概要を示す．計画器では，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{in}$ が入力され，ロコモーションやマニピュレーションの目的を実現するようなコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{out}$ が出力される．この際の処理手順の概要は以下の通りである．

1. ロボット・物体運動探索モジュールが，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{in}$ やタスクの目的に応じて，コンフィギュレーションの候補 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$，接触・接触力のうち事前に決定する部分の候補 $\hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{D}}, \hat{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{D}}$ を生成する．
2. 1 で得られた $\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{D}}, \hat{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{D}}$ と記憶されている幾何・力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ から物理的整合性推論を行い，実現可能性の評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\theta}} | \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ と接触・接触力のうち未決定の部分 $\boldsymbol{C_U}^*, \boldsymbol{Q_U}^*$ を得る．
3. ロボット・物体運動探索モジュールが，2 で得られた実現可能性の評価値に基づき 1 で得られた候補が適切でないと判定した場合は 1 に戻る．
4. コンフィギュレーションの候補 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ を計画結果 $\boldsymbol{\theta}_{out}$ として出力する．併せて $\{\hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{D}}, \boldsymbol{C_U}^*\}, \{\hat{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{D}}, \boldsymbol{Q_U}^*\}$ を計画結果の接触・接触力 $\boldsymbol{C}_{out}, \boldsymbol{Q}_{out}$ として出力する．

上記の手順で用いる物理的整合性推論は，3.3.1 項で述べた接触や接触力の一部が既知の場合に該当する．本項で述べた枠組みに基づいて，ヒューマノイドのマニピュレーション問題に対して実装された計画器について第 4 章で述べる．

物理的整合性推論に基づくモデル推定

ロコモーションやマニピュレーション中にロボットのセンサからコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ や接触・接触力の一部 $\boldsymbol{C_D}, \boldsymbol{Q_D}$ が計測された場合に，物理的整合性推論に基づいてロボット，物体，環境の幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ や力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ を推定する枠組みについて述べる．図 3.8 に推定器の構成の概要を示す．推定器では，直前の推定結果として保持しているモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_{in}, \boldsymbol{\phi}_{in}$ が入力され，最新のセンサ情報に基づいて更新された予測結果のモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_{out}, \boldsymbol{\phi}_{out}$ が出力される．この際の処理手順の概要は以下の通りである．

図 3.7: 物理的整合性推論に基づく計画器の構成の概要
モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が既知である場合に，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{in}$ からタスクを実現するためのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{out}$ と接触・接触力 $\boldsymbol{C}_{out}, \boldsymbol{Q}_{out}$ を出力する．

1. モデルパラメータ更新モジュールが，直前の推定結果のモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_{in}, \boldsymbol{\phi}_{in}$ から，モデルパラメータの予測結果の候補 $\hat{\boldsymbol{\kappa}}, \hat{\boldsymbol{\phi}}$ を生成する．
2. 1 で得られた $\hat{\boldsymbol{\kappa}}, \hat{\boldsymbol{\phi}}$ とロボットのセンサデータから得られたコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$，接触・接触力の一部 $\boldsymbol{C_D}, \boldsymbol{Q_D}$ から物理的整合性推論を行い，実現可能性の評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\kappa}}, \hat{\boldsymbol{\phi}} \,|\, \boldsymbol{\theta})$ を得る．
3. モデルパラメータ更新モジュールが，2 で得られた実現可能性の評価値に基づき 1 で得られた候補が適切でないと判定した場合は 1 に戻る．
4. モデルパラメータの候補 $\hat{\boldsymbol{\kappa}}, \hat{\boldsymbol{\phi}}$ を推定結果結果 $\boldsymbol{\kappa}_{out}, \boldsymbol{\phi}_{out}$ として出力する．

上記の手順で用いる物理的整合性推論は，3.3.1 項で述べた接触や接触力の一部が既知の場合に該当する．本項で述べた枠組みに基づいて，ヒューマノイドのマニピュレーション問題に対して実装された推定器について第 5 章で述べる．

動作計画・モデル推定の枠組みに関する考察

本項で述べた物理的整合性推論に基づく動作計画とモデル推定では，コンフィギュレーション・接触・接触力の候補 $\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{D}}, \hat{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{D}}$ やモデルパラメータの候補 $\hat{\boldsymbol{\kappa}}, \hat{\boldsymbol{\phi}}$ を生成し，それらを物理的整合性推論によって評価するという手順をとる．これは，generate-and-test [182] と呼ばれる解の候補を何らかの方法で生成しそれが解としての条件を満たすか判定する探索法に分類される．生成された候補に対して順問題を繰り返し解く generate-and-test に基づく方法は，逆問題を解いて制約を満たす探索対象を直接的に生成する方法に比べて効率の点で劣

図 3.8: 物理的整合性推論に基づく推定器の構成の概要
ロボットのセンサデータからコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ や接触の一部 $\boldsymbol{C_D}, \boldsymbol{Q_D}$ が得られた場合に，モデルパラメータの直前の推定結果 $\boldsymbol{\kappa}_{in}, \boldsymbol{\phi}_{in}$ を入力として最新の推定結果 $\boldsymbol{\kappa}_{out}, \boldsymbol{\phi}_{out}$ が出力される．

るが，不良設定問題にも適用が容易である特徴を持つ．マニピュレーションでは，コンフィギュレーションやモデルパラメータが実現可能であるための制約を満たすかの判定が順問題であると言える．順問題の入出力を入れ替えた逆問題は，制約を満たすコンフィギュレーションやモデルパラメータの導出となる．この逆問題は非線形性，離散的性質，解の非一意性等の数理的扱いが困難な性質をもち，仮にコンフィギュレーションやモデルパラメータを設計変数とした最適化問題を定式化しても，非凸となり大局的な最適解を求めることは極めて難しい．本研究では，マニピュレーションの順問題の解法として物理的整合性推論を用い，generate-and-test の枠組みにより逆問題，つまりマニピュレーションにおける計画問題や推定問題を解くアプローチをとることとし，解の候補の生成法や効率的な探索法を提案する．物理的整合性推論では二次計画問題を解くことが必要になるが，近年，計算機の性能向上を背景に，ロボットのリアルタイム制御に二次計画法を適用する例 [183][184] が多く報告されるようになった．本研究は，このような計算機の性能向上を活かしたアプローチのひとつであると言える．

3.4 マニピュレーションにおける幾何制約・力学制約の定式化

3.2 節で述べた接触を導入した定式化に従って，本節ではロボットのマニピュレーション行動における具体的な制約式を導出する．3.4.1 項では接触と接触力を定義する．3.4.2 項，3.4.3 項ではそれぞれマニピュレーションにおける幾何制約，力学制約を定式化する．3.4.4 項では，定式化された制約を複数のロボット，物体，環境によるマニピュレーション問題へ

適用するための拡張について述べる．3.4.5 項では，従来研究と本研究における制約の定式化について考察し，本研究で用いる制約式を分類する．本章で述べる制約式は，第 4 章，第 5 章で述べる計画，推定における物理的整合性推論で共通して用いられる．

3.4.1 ロボットマニピュレーションにおける接触・接触力の定義

3.2.1 項，3.2.2 項では，それぞれロコモーション，マニピュレーションにおける制約の定式化に接触を導入した．本項では，ヒューマノイドロボットによる準静的なマニピュレーションにおいて接触・接触力を構成する要素を整理し具体的な定義を示す．本項の定義では，ロボット，物体，環境がひとつずつ存在することを前提とする．複数のロボットや物体を扱う場合については 3.4.4 項で説明する．

マニピュレーションにおけるロボット・物体の運動は力の作用によって生じる．本研究では，重力以外の力はロボット・物体・環境の間の接触を通して作用されるとするモデル化を用いる．接触領域が接続していない接触は別の接触であると見なされ，接触は数え上げることができるものとする．マニピュレーションにおける全ての接触の集合を $\boldsymbol{C}$ で表し，その集合に含まれるひとつひとつの接触を c で表す．接触 c は以下の変数で構成される．

$$c = \{ X_{c+}, X_{c-}, \boldsymbol{p_c}, \boldsymbol{R_c}, \boldsymbol{s_c}, \boldsymbol{\Omega_c} \} \tag{3.49}$$

$X_{c+}, X_{c-} \in \{R, O, E\}$ はそれぞれ，力の作用先と作用元を表すマニピュレーションの構成要素（ロボット (R)，物体 (O)，環境 (E) のいずれか）であり，接触 c において X_{c-} が X_{c+} に力を作用させることを表す．本研究では，幾何制約として干渉を考慮し，同じ構成要素内での接触は明示的に扱わない．したがって $X_{c+} \neq X_{c-}$ とする．また，制約式を簡潔に表すために，作用・反作用の法則等の接触の交代性を明示的に扱った上で，X_{c+} と X_{c-} を入れ替えた接触を別の接触として扱う．

$\boldsymbol{p_c} \in \mathbb{R}^3$, $\boldsymbol{R_c} \in SO(3)$（$SO(3)$ は 3 次の特殊直交群）, $\boldsymbol{s_c} \in \mathbb{R}^6$, $\boldsymbol{\Omega_c}$ はそれぞれ，接触 c の位置，姿勢，滑り方向，領域を表す．これらの変数はワールド座標系で表されるものとする．接触の位置 $\boldsymbol{p_c}$ は，接触力・モーメントの作用点を表す接触領域上の代表点である．接触の姿勢 $\boldsymbol{R_c}$ は，z 軸方向が接触の法線に平行で接触力の作用元の要素から作用先の要素へ向かう向きになるように定義されるものとする．また，$\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}$ を次式で定義される姿勢行列を拡張した行列とする．

$$\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{R_c} & \boldsymbol{O_3} \\ \boldsymbol{O_3} & \boldsymbol{R_c} \end{pmatrix} \tag{3.50}$$

この行列は力・モーメント等の 6 次元ベクトルの座標変換に用いる．

接触における滑り方向 $\boldsymbol{s_c}$ は，次式で表されるものとする．

$$\boldsymbol{s_c} = \begin{cases} \left((\boldsymbol{R_c}{}^c\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\boldsymbol{c}})^T \quad \boldsymbol{0_3}^T\right)^T & \text{if sliding in the translational direction} \\ \left(\boldsymbol{0_3}^T \quad (\boldsymbol{R_c}{}^c\bar{\boldsymbol{\eta}}_{\boldsymbol{c}})^T\right)^T & \text{if sliding in the rotational direction} \\ \boldsymbol{0_6} & \text{otherwise (no sliding)} \end{cases} \tag{3.51}$$

$${}^c\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\boldsymbol{c}} = \begin{pmatrix} {}^c\bar{\xi}_{c,x} & {}^c\bar{\xi}_{c,y} & 0 \end{pmatrix} \quad \text{s.t. } {}^c\bar{\xi}_{c,x}{}^2 + {}^c\bar{\xi}_{c,y}{}^2 = 1 \tag{3.52}$$

$${}^c\bar{\boldsymbol{\eta}}_{\boldsymbol{c}} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \pm 1 \end{pmatrix} \tag{3.53}$$

$\boldsymbol{0_n}$ は n 次元の零ベクトルを表す．${}^c\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\boldsymbol{c}}, {}^c\bar{\boldsymbol{\eta}}_{\boldsymbol{c}} \in \mathbb{R}^3$ はそれぞれ接触座標系における並進滑り方向と回転滑り方向を表す．並進滑りは接触の接平面（接触座標系の xy 平面）方向にのみ生じるので ${}^c\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\boldsymbol{c}}$ の z 成分はゼロである．回転滑りは接触の法線周りにのみ生じるので ${}^c\bar{\boldsymbol{\eta}}_{\boldsymbol{c}}$ の x, y 成分はゼロとし，z 軸周りの正の向き（右ねじの向き）に回る場合は z 成分を 1，負の向きに回る場合は -1 とする．

接触の領域 $\boldsymbol{\Omega_c}$ は面だけでなく面積をもたない線や点も表す．本研究では，平面と平面が接する，平面と辺が接する，平面と頂点が接する，平面と曲面が接する，曲面と曲面が接する等の接触の法線方向が定義できるような接触のみを扱う．辺と辺が接する，辺と点が接する，点と点が接する等の法線が一意に定義できない接触は扱わないが，辺や点が接触により弾性変形し微小面になるという前提を課すことでこれらの接触にも法線を定義することが可能である．

接触が全部で N 個あるとき $\boldsymbol{C} = \{c_1, c_2, \cdots, c_N\}$ となる．接触する要素に基づいて接触の集合 $\boldsymbol{C}$ を次式で表される部分集合 $\boldsymbol{C}_\alpha, \boldsymbol{C}_{\alpha\beta}$ に分類する．

$$\boldsymbol{C}_\alpha = \{\, c \in \boldsymbol{C} \mid X_{c+} = \alpha \,\} \tag{3.54}$$

$$\alpha \in \{R, E, O\} \tag{3.55}$$

$$\boldsymbol{C}_{\alpha\beta} = \{\, c \in \boldsymbol{C} \mid X_{c+} = \alpha, X_{c-} = \beta \,\} \tag{3.56}$$

$$\alpha\beta \in \{RO, RE, OR, OE, ER, EO\} \tag{3.57}$$

$\boldsymbol{C}, \boldsymbol{C}_\alpha, \boldsymbol{C}_{\alpha\beta}$ の間には次の関係が成り立つ．

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{C}_R \cup \boldsymbol{C}_O \cup \boldsymbol{C}_E \tag{3.58}$$

$$= \boldsymbol{C}_{RO} \cup \boldsymbol{C}_{RE} \cup \boldsymbol{C}_{OR} \cup \boldsymbol{C}_{OE} \cup \boldsymbol{C}_{ER} \cup \boldsymbol{C}_{EO} \tag{3.59}$$

$$^\forall \alpha, \alpha' \ \text{ s.t. } \ \alpha \neq \alpha' \qquad \boldsymbol{C}_\alpha \cap \boldsymbol{C}_{\alpha'} = \emptyset \tag{3.60}$$

$$^\forall \alpha\beta, \alpha'\beta' \ \text{ s.t. } \ \alpha\beta \neq \alpha'\beta' \qquad \boldsymbol{C}_{\alpha\beta} \cap \boldsymbol{C}_{\alpha'\beta'} = \emptyset \tag{3.61}$$

$\emptyset$ は空集合を表す．

接触 c において，X_{c+} が X_{c-} から受ける力・モーメントを $\boldsymbol{q_c} \in \mathbb{R}^6$ と表す．接触の集合 $\boldsymbol{C}$ 中の全ての接触に関する接触力の集合を $\boldsymbol{Q}$ とする．

$$\boldsymbol{Q} = \{ \boldsymbol{q_c} \mid c \in \boldsymbol{C} \} \tag{3.62}$$

$\boldsymbol{C}_\alpha, \boldsymbol{C}_{\alpha\beta}$ と同様に $\boldsymbol{Q}_\alpha, \boldsymbol{Q}_{\alpha\beta}$ を定義する．また，$\boldsymbol{q_c}$ の並進力 3 成分と回転モーメント 3 成分を $\boldsymbol{f_c}, \boldsymbol{n_c} \in \mathbb{R}^3$ と表す．

$$\boldsymbol{q_c} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{f_c} \\ \boldsymbol{n_c} \end{pmatrix} \tag{3.63}$$

3.4.2 ロボットマニピュレーションにおける幾何制約

接触を導入して定式化された制約式（式 3.8 ，式 3.24 ）では，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に依存せず幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ のみに依存する制約が幾何制約として分離された．本項では，ヒューマノイドロボットの準静的なマニピュレーションにおける幾何制約を具体的に定式化する．

接触の交代性

前項の接触の定義では，実世界におけるひとつの接触を $X_{c_1+} = X_{c_2-}, X_{c_1-} = X_{c_2+}$ であるような接触力の作用元要素，作用先要素が入れ替わった 2 つの接触 c_1, c_2 として表すこととし

た．接触 c_1, c_2 は実質的に同一の接触であるため次式の関係が成り立つ．

$$
\begin{aligned}
{}^{\forall}c_1, c_2 \in \boldsymbol{C} \qquad & \text{s.t. } c_1 \text{ and } c_2 \text{ are identical contacts} && (3.64)\\
\boldsymbol{p}_{c_1} &= \boldsymbol{p}_{c_2} && (3.65)\\
\boldsymbol{R}_{c_1}\boldsymbol{e}_x &= -\boldsymbol{R}_{c_2}\boldsymbol{e}_x && (3.66)\\
\boldsymbol{R}_{c_1}\boldsymbol{e}_y &= -\boldsymbol{R}_{c_2}\boldsymbol{e}_y && (3.67)\\
\boldsymbol{R}_{c_1}\boldsymbol{e}_z &= -\boldsymbol{R}_{c_2}\boldsymbol{e}_z && (3.68)\\
\boldsymbol{s}_{c_1} &= \boldsymbol{s}_{c_2} && (3.69)\\
\boldsymbol{\Omega}_{c_1} &= \boldsymbol{\Omega}_{c_2} && (3.70)
\end{aligned}
$$

$\boldsymbol{e}_x = (1,0,0)^T, \boldsymbol{e}_y = (0,1,0)^T, \boldsymbol{e}_z = (0,0,1)^T$ である．式 3.66 から式 3.68 は，z 軸が接触力の作用元要素から作用先要素の向きを向くように接触姿勢をとるための制約である．

接触がロボット・物体・環境の表面にあるための制約

接触は，接触する要素（ロボット，物体，環境のいずれか）の表面において生じる．そのためには次の制約が満たされる必要がある．

$$
\begin{aligned}
&{}^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad \boldsymbol{p}_c \in \partial\mathcal{G}_{X_{c+}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c+}}),\ \ \boldsymbol{p}_c \in \partial\mathcal{G}_{X_{c-}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c-}}) && (3.71)\\
&{}^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad \boldsymbol{R}_c\boldsymbol{e}_z = -\mathrm{grad}\,(\boldsymbol{p}_c; \partial\mathcal{G}_{X_{c+}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c+}})) \ \text{ or } \ \mathrm{grad}\,(\boldsymbol{p}_c; \partial\mathcal{G}_{X_{c-}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c-}})) && (3.72)\\
&{}^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad \boldsymbol{\Omega}_c \subset \partial\mathcal{G}_{X_{c+}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c+}}) \cap \partial\mathcal{G}_{X_{c-}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c-}}) && (3.73)\\
&{}^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad {}^{\forall}\mathcal{V}(\boldsymbol{\Omega}_c) \quad \mathcal{V}(\boldsymbol{\Omega}_c) \not\subset \partial\mathcal{G}_{X_{c+}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c+}}) \cap \partial\mathcal{G}_{X_{c-}}(\boldsymbol{\theta}_{X_{c-}}) && (3.74)
\end{aligned}
$$

式 3.71 から式 3.74 までの制約式で用いる変数を図 3.9 に示す．X_{c+}，$X_{c-} \in \{\mathrm{R}, \mathrm{O}, \mathrm{E}\}$は 3.4.1 項で，接触cにおける接触力の作用先，作用元の要素を表すと定義された.$\partial\mathcal{G}_X(\boldsymbol{\theta}_X)$ は $X \in \{\mathrm{R}, \mathrm{O}, \mathrm{E}\}$ の表面領域を表す．ロボットや物体の表面領域はコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_X$ に依存する.（上記の式で環境のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_E$ は該当する変数が存在しないものとして扱い，$\partial\mathcal{G}_E$ は固定された表面領域を表すものとする.）式 3.71 は，接触位置 $\boldsymbol{p}_c$ が接触要素の表面上にあることを表す．式 3.72 は，接触姿勢 $\boldsymbol{R}_c$ の z 軸方向が接触要素いずれかの表面の法線方向と一致することを表している．$\mathrm{grad}\,(\boldsymbol{p}; \partial\mathcal{G}_X(\boldsymbol{\theta}_X))$ は X の表面の点 $\boldsymbol{p}$ における外向きの法線方向を表す．式 3.73 は，接触領域 $\boldsymbol{\Omega}_c$ が接触要素の表面の共通部分に含まれることを表す．式 3.74 は，接触領域 $\boldsymbol{\Omega}_c$ を微小に拡張した任意の近傍領域が接触要素の表面の共通部分

に含まれないことを表す．$\mathcal{V}(\boldsymbol{\Omega_c})$ は $\boldsymbol{\Omega_c}$ の近傍を表す．これは $\boldsymbol{\Omega_c}$ の微小な外側では接触が生じていないことを意味しており，接触領域のエッジまわりに回転する運動等を実現するために必要となる．

図 3.9: 接触がロボット・物体・環境の表面にあるための制約式における変数設定の概要
式 3.71 から式 3.74 までの制約式で用いる変数を図中に示す．$\boldsymbol{p_c}$ は接触位置，$\boldsymbol{R_c e_z}$ は接触姿勢の z 軸ベクトル，$\boldsymbol{\Omega_c}$ は接触領域，$\mathcal{V}(\boldsymbol{\Omega_c})$ は接触領域の近傍を表す．X_{c+}，X_{c-} は接触 c における接触力の作用先，作用元の要素（ロボット，物体，環境のいずれか）を表す．$\partial\mathcal{G}_X(\boldsymbol{\theta}_X)$ は接触要素の表面領域を表す．$\mathrm{grad}\,(\boldsymbol{p}; \partial\mathcal{G}_X(\boldsymbol{\theta}_X))$ は X の表面の点 $\boldsymbol{p}$ における外向きの法線方向を表す．

式 3.71 から式 3.74 は接触が要素の表面にあるための制約の一般性の高い表現であるが，本研究ではロボット，物体，環境の各リンクの形状がポリゴンメッシュで表されることを前提として，これらの制約を次式のように表す．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C}_{RO} \cup \boldsymbol{C}_{RE} \quad (\boldsymbol{p_c}, \boldsymbol{R_c}) = FK(^{l}\bar{\boldsymbol{p}}_c, ^{l}\bar{\boldsymbol{R}}_c, \boldsymbol{\theta_R}; \boldsymbol{\kappa}_R) \tag{3.75}$$

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C}_{OR} \cup \boldsymbol{C}_{OE} \quad (\boldsymbol{p_c}, \boldsymbol{R_c}) = FK(^{l}\bar{\boldsymbol{p}}_c, ^{l}\bar{\boldsymbol{R}}_c, \boldsymbol{\theta_O}; \boldsymbol{\kappa}_O) \tag{3.76}$$

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C}_{ER} \cup \boldsymbol{C}_{EO} \quad (\boldsymbol{p_c}, \boldsymbol{R_c}) = FK(^{l}\bar{\boldsymbol{p}}_c, ^{l}\bar{\boldsymbol{R}}_c; \boldsymbol{\kappa}_E) \tag{3.77}$$

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad ^{\exists}\mathcal{P}^{i}_{X_{c+}} \in \mathcal{P}_{X_{c+}},\ ^{\exists}\mathcal{P}^{j}_{X_{c-}} \in \mathcal{P}_{X_{c-}} \qquad \boldsymbol{\Omega_c} = \mathcal{P}^{i}_{X_{c+}} \cap \mathcal{P}^{j}_{X_{c-}} \tag{3.78}$$

式 3.75 から式 3.77 は，式 3.71 ，式 3.72 に対応し，ロボット，物体，環境との接触がそれぞれの表面上にあり接触姿勢の z 軸方向が接触表面の法線方向と一致することを表す．FK は順運動学計算 (forward kinematics) を表す．つまり $FK(^{l}\bar{\boldsymbol{p}}_c, ^{l}\bar{\boldsymbol{R}}_c, \boldsymbol{\theta_R}; \boldsymbol{\kappa}_R)$ は，ロボットのリンク l の座標系で $^{l}\bar{\boldsymbol{p}}_c, ^{l}\bar{\boldsymbol{R}}_c$ の位置姿勢で表される座標系をロボットがコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ であるときにワールド座標系で表したものである．$\boldsymbol{\kappa}_R$ はロボットの幾何モデルパラメータを表し，DH(Denavit-Hartenberg) パラメータ [185] 等の運動学計算に必要なパラメータを含むものとする．$^{l}\bar{\boldsymbol{p}}_c, ^{l}\bar{\boldsymbol{R}}_c$ は原点がリンク l の表面上にあり z 軸が外向き法線方向であるよう

な座標系をリンク l 座標系で表した位置姿勢であり，本研究では状況に応じてサンプリングにより自動生成したり手動で与えるものとする．式 3.78 は，式 3.73 ，式 3.74 に対応し，接触する 2 つの要素のポリゴンメッシュ中に，共通部分が接触領域 Ω_c に一致するようなポリゴンの組が含まれることを表す．$\mathcal{P}_X$ は X の形状を表すポリゴンメッシュを構成するポリゴンの集合を表し，$\mathcal{P}_X^i$ は集合に含まれる個々のポリゴンを表す．辺や頂点における線接触や点接触についてもこの制約式で表される．

ロボット・物体・環境が干渉しないための制約

実現可能であるためには，ロボット，物体，環境の領域が互いに干渉しないことが必要である．干渉しないための制約は次式で表される．

$$\mathcal{G}_R(\boldsymbol{\theta_R}) \cap \mathcal{G}_O(\boldsymbol{\theta_O}) = \emptyset \tag{3.79}$$

$$\mathcal{G}_R(\boldsymbol{\theta_R}) \cap \mathcal{G}_E(\boldsymbol{\theta_E}) = \emptyset \tag{3.80}$$

$$\mathcal{G}_O(\boldsymbol{\theta_O}) \cap \mathcal{G}_E(\boldsymbol{\theta_E}) = \emptyset \tag{3.81}$$

$\mathcal{G}_X(\boldsymbol{\theta_X}) \subset \mathbb{R}^3$ はコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_X}$ において空間中で X の占める領域を表し，$\emptyset$ は領域が存在しないことを表す.（上記の式で環境のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_E$ は該当する変数が存在しないものとして扱い，$\mathcal{G}_E$ は固定された領域を表すものとする.）

幾何形状モデルの干渉計算や最短距離計算は，ロボティクスのみならずコンピュータグラフィクスやシミュレーション等の広い分野で必要とされる処理である．幾何干渉計算のためのライブラリが公開されており [186][187][188]，本研究ではこれを利用する．汎用的な干渉計算では，bounding volume hierarchies (BVH) と呼ばれる形状モデルの占める領域をプリミティブ形状によって階層的に分割する表現方式を用いることで高精度で低い計算コストを実現している [189]．形状モデルが凸ポリゴンメッシュ（凸多面体）で表される場合の干渉計算は，線形計画問題と密接な関係がある [190].

関節可動域制約

ロボット，物体の関節の角度（直動関節の場合は位置）は，ハードウェア的に定められる可動範囲内にある必要がある．ロボット，物体の関節自由度数をそれぞれ n_R, n_O として，コ

ンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\theta_O}$ のうち関節角度に対応する部分を $\boldsymbol{\theta_R}_{joint} \in \mathbb{R}^{n_R}, \boldsymbol{\theta_O}_{joint} \in \mathbb{R}^{n_O}$ とする．関節可動域制約は次式で表される．

$$\boldsymbol{\theta_R}^{min}_{joint} \leq \boldsymbol{\theta_R}_{joint} \leq \boldsymbol{\theta_R}^{max}_{joint} \tag{3.82}$$

$$\boldsymbol{\theta_O}^{min}_{joint} \leq \boldsymbol{\theta_O}_{joint} \leq \boldsymbol{\theta_O}^{max}_{joint} \tag{3.83}$$

$\boldsymbol{\theta_R}^{max}_{joint}, \boldsymbol{\theta_R}^{min}_{joint}, \boldsymbol{\theta_O}^{max}_{joint}, \boldsymbol{\theta_O}^{min}_{joint}$ はそれぞれ，ロボット，物体の関節可動域の最大値，最小値を表し，幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ に含まれるものとする．

3.4.3 ロボットマニピュレーションにおける力学制約

ロボットが準静的にマニピュレーションを行うためには，力・モーメントのつりあいや接触を維持するための制約等の静力学に関する制約が満たされる必要がある．これらの制約は力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に依存する力学制約である．本項では，ヒューマノイドロボットの準静的なマニピュレーションにおける力学制約を具体的に定式化する．力学制約は，いくつかの近似を課すことで接触力 $\boldsymbol{Q}$ に関して線形となる．この性質は第 4 章，第 5 章で述べる計画，推定において重要であるため，$\boldsymbol{Q}$ に関して線形であることが明示される形式で制約式を表現する．

作用・反作用の法則

接触の交代性に関する制約（式 3.65 から式 3.70 ）を満たす接触 c_1, c_2 は，実世界におけるひとつの接触を表している．接触 c_1, c_2 における接触力 $\boldsymbol{q_{c_1}}, \boldsymbol{q_{c_2}}$ には作用・反作用の法則が成り立ち，次式が満たされる．

$$^{\forall} c_1, c_2 \in \boldsymbol{C} \text{ s.t. eqs.(3.65), (3.66), (3.67), (3.68), (3.69), (3.70) are satisfied} \tag{3.84}$$

$$\boldsymbol{q_{c_1}} = -\boldsymbol{q_{c_2}} \tag{3.85}$$

力・モーメントのつりあい

ロボットに加わる力・モーメントのつりあいは，次式で表される．

$$\sum_{c \in \boldsymbol{C}_R} \begin{pmatrix} \boldsymbol{I_3} & \boldsymbol{O_3} \\ [\boldsymbol{p_c}\times] & \boldsymbol{I_3} \end{pmatrix} \boldsymbol{q_c} = \begin{pmatrix} m_{\mathrm{R}} \boldsymbol{g} \\ \boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}} \times m_{\mathrm{R}} \boldsymbol{g} \end{pmatrix} \tag{3.86}$$

物体に加わる力・モーメントのつりあいは，次式で表される．

$$\sum_{c \in \boldsymbol{C}_O} \begin{pmatrix} \boldsymbol{I_3} & \boldsymbol{O_3} \\ [\boldsymbol{p_c}\times] & \boldsymbol{I_3} \end{pmatrix} \boldsymbol{q_c} = \begin{pmatrix} m_{\mathrm{O}}\boldsymbol{g} \\ \boldsymbol{p}_{\mathrm{Og}} \times m_{\mathrm{O}}\boldsymbol{g} \end{pmatrix} \tag{3.87}$$

$\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}} \in \mathbb{R}^3$ はロボットの重心位置，$m_{\mathrm{R}} \in \mathbb{R}$ はロボットの質量，$\boldsymbol{p}_{\mathrm{Og}} \in \mathbb{R}^3$ は物体の重心位置，$m_{\mathrm{O}} \in \mathbb{R}$ は物体の質量，$\boldsymbol{g} \in \mathbb{R}^3$ は重力加速度である．$\boldsymbol{I_n}, \boldsymbol{O_n}$ はそれぞれ $n \times n$ の単位行列，零行列である．$[\boldsymbol{p_c}\times]$ は外積に相当する 3×3 の行列を表す．式 3.86，式 3.87 はそれぞれ上 3 行が力のつりあい，下 3 行がモーメントのつりあいを表す．

重心位置 $\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}}, \boldsymbol{p}_{\mathrm{Og}}$ はワールド座標系で表されており，次式により計算される．

$$\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}} = \sum_{l \in \mathcal{L}_R} \frac{{}^l m_R}{m_R} {}^l\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}} \tag{3.88}$$

$${}^l\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}} = FK({}^l\bar{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{Rg}}, \boldsymbol{\theta_R}; \boldsymbol{\kappa}_R) \tag{3.89}$$

$\mathcal{L}_R$ はロボットのリンクの集合，l は個々のリンクを表す．${}^l m_R \in \mathbb{R}$ はリンク l の質量，${}^l\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}} \in \mathbb{R}^3$ はリンク l のワールド座標系での重心位置を表す．${}^l\boldsymbol{p}_{\mathrm{Rg}}$ は順運動学計算 FK により計算される．$FK({}^l\bar{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{Rg}}, \boldsymbol{\theta_R}; \boldsymbol{\kappa}_R)$ は，リンク l 座標系で ${}^l\bar{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{Rg}}$ で表されるリンク l の重心位置をコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ のもとでワールド座標系で表す関数である．${}^l m_R$ と ${}^l\bar{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{Rg}}$ は，コンフィギュレーションによらない定数であり，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に含まれるものとする．物体についても同様である．

マニピュレーションが準静的に行われるという前提を除き加速度を考慮する場合は，力・モーメントのつりあいの代わりに運動方程式を制約として用いる．運動方程式において加速度をゼロとすると力のつりあいの制約式が得られるため，運動方程式は力・モーメントのつりあいを拡張したものであると見なすことができる．

接触における非負反力制約

吸着力の働かない一般的な接触では，接触法線方向（接触座標系の z 軸方向）の正の向きにのみ力が発揮される．この制約は次式で表される．

$${}^\forall c \in \boldsymbol{C} \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.90}$$

$\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c}$ はワールド座標系で表された力・モーメント $\boldsymbol{q_c}$ を接触座標系に変換することを表す．式 3.90 の等号が成立する場合は，幾何的な接触が生じてはいるものの接触維持に寄与する

接触要素間の押し付け力がゼロであることを意味する．外乱のもとで接触が保たれることを期待する場合には，式 3.90 の代わりに次式を用いる．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \geq f_{normal} \tag{3.91}$$

$f_{normal} > 0$ は接触力の法線方向成分の下限値である．

並進方向に滑らないための摩擦制約

接触において滑りが生じない場合，接触座標系の xy 平面上の向きに生じるクーロン摩擦は，垂直抗力に静止摩擦係数 μ_t を乗じた値がノルムの上限となる．静止摩擦係数 μ_t は，一般にロボット，物体，環境のリンクごとに，コンフィギュレーションに依存しない定数であり，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に含まれるものとする．クーロン摩擦の条件は，接触座標系で原点を頂点，z 軸が軸，高さが無限大の直円錐の領域内に接触並進力ベクトルが含まれることを意味する．三次元空間における円錐領域は二次不等式として表されるため，摩擦制約は接触力に関して線形とはならない．本研究では，摩擦円錐を正多角錐で近似する [191] ことで制約式を接触力に関して線形な形式で表す．

定式化で用いる変数を図 3.10 (A) に示す．厳密な摩擦制約は次式で表される．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \ \text{ s.t. } \boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{0} \quad ^{\forall}(x_{fric}, y_{fric}) \ \text{ s.t. } x_{fric}^2 + y_{fric}^2 = 1 \tag{3.92}$$

$$\mu_t \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \geq \begin{pmatrix} x_{fric} & y_{fric} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \tag{3.93}$$

$\boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{0}$ は接触 c において滑りが生じていないことを表す．式 3.93 は次式のように整理される．

$$\begin{pmatrix} -x_{fric} & -y_{fric} & \mu_t & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \geq 0 \tag{3.94}$$

式 3.94 は接触力に関して次数は一次であるが，式 3.92 において無限通りの (x_{fric}, y_{fric}) について式 3.94 を考える必要がある [3)]．摩擦円錐を底面が正 N_{fric} 角形の多角錐で近似する場合，式 3.92 において (x_{fric}, y_{fric}) が $x_{fric}^2 + y_{fric}^2 = 1$ を満たす任意の値ではなく，次式の N_{fric} 通りの値となる．

$$\begin{pmatrix} x_{fric} \\ y_{fric} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_{fric} & -\sin\theta_{fric} \\ \sin\theta_{fric} & \cos\theta_{fric} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_{fric} \\ \sin\theta_{fric} \end{pmatrix} \tag{3.95}$$

$$\theta_{fric} = \frac{2\pi}{N_{fric}} i \quad (i = 0, 1, \cdots, N_{fric} - 1) \tag{3.96}$$

[3)] これは二次錐計画問題と呼ばれる最適化問題を半無限計画問題に変換する際の制約の変形と同様である [192].

この近似のもとでは，摩擦制約は次式のように接触力に関して線形となる．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \ \text{ s.t. } \ \boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{0} \quad ^{\forall}\theta_{fric} \in \left\{ \frac{2\pi}{N_{fric}} i \,\middle|\, i = 0, 1, \cdots, N_{fric} - 1 \right\} \tag{3.97}$$

$$\begin{pmatrix} -\cos\theta_{fric} & -\sin\theta_{fric} & \mu_t & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \geq 0 \tag{3.98}$$

例として $N_{fric} = 4$ とすると制約は次式で表される．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \ \text{ s.t. } \ \boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{0} \quad \begin{pmatrix} -1 & 0 & \mu_t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & \mu_t & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \mu_t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \mu_t & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.99}$$

図 3.10: 接触における摩擦制約の変数設定の概要
$\boldsymbol{f_c}, \boldsymbol{n_c}$ は接触力・モーメントを表す．(A) μ_t は静止摩擦係数を表す．x_{fric}, y_{fric} は式 3.92 で，θ_{fric} は式 3.96 で用いられる．(B) μ'_t は動摩擦係数を表す．$^c\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\boldsymbol{c}}, ^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}}$ はそれぞれ並進滑り方向，接触並進力ののる直線の方向を接触座標系で表す．(C) μ_r は回転静止摩擦係数を表す．$f_{c,z}, n_{c,z}$ はそれぞれ接触座標系における接触力と接触モーメントの z 成分である．

並進方向に滑るための摩擦制約

接触において並進滑りが生じている場合，接触並進力ベクトルは，摩擦円錐と滑り側平面の共通部分のうち並進滑り方向との内積が負になる領域（半直線）の上にのる（図 3.10 (B)）．ここで滑り側平面は，接触位置を通り接触座標系の z 方向ベクトルと並進滑り方向ベクトル $^c\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\boldsymbol{c}}$ が張る平面を意味するものとする．つまり接触並進力ベクトル $^c\bar{\boldsymbol{f}}_{\boldsymbol{c}}$ は次式で表されるベ

クトル ${}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}} \in \mathbb{R}^3$ と平行になる．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \text{ s.t. } \begin{pmatrix}\boldsymbol{I_3} & \boldsymbol{O_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} \neq \boldsymbol{0} \quad ^{\exists}k \in \mathbb{R} \text{ s.t. } {}^c\bar{\boldsymbol{f}}_{\boldsymbol{c}} = k\,{}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}} \tag{3.100}$$

$$^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}} = \begin{pmatrix}\mu_t'^c\bar{\xi}_{c,x} \\ \mu_t'^c\bar{\xi}_{c,y} \\ 1\end{pmatrix} \tag{3.101}$$

$\begin{pmatrix}\boldsymbol{I_3} & \boldsymbol{O_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} \neq \boldsymbol{0}$ は接触 c において並進滑りが生じていることを表す．${}^c\bar{\boldsymbol{f}}_{\boldsymbol{c}}, {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}}$ は接触座標系で表されている．${}^c\bar{\xi}_{c,x}, {}^c\bar{\xi}_{c,y}$ は並進滑り方向を表す（式 3.52 ）．μ_t' は動摩擦係数であり，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に含まれるものとする．

式 3.100 を接触力に線形な形式にとして表す．${}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}}$ に直交し互いに直交する 2 つのベクトル ${}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,1}}, {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,2}} \in \mathbb{R}^3$ を次のように定める．

$$^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,1}} = {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}} \times \boldsymbol{e}_z, \quad {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,2}} = {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{c}} \times {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,1}} \qquad (\mu_t' \neq 0) \tag{3.102}$$

$$^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,1}} = \boldsymbol{e_x}, \qquad {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'_{\boldsymbol{c,2}} = \boldsymbol{e_y} \qquad (\mu_t' = 0) \tag{3.103}$$

$\boldsymbol{e_x} = (1,0,0)^T, \boldsymbol{e_y} = (0,1,0)^T, \boldsymbol{e_z} = (0,0,1)^T$ である．式 3.100 は次式のように表される．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \text{ s.t. } \begin{pmatrix}\boldsymbol{I_3} & \boldsymbol{O_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} \neq \boldsymbol{0} \qquad \begin{pmatrix}{}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'^T_{\boldsymbol{c,1}} & 0 & 0 & 0 \\ {}^c\bar{\boldsymbol{\rho}}'^T_{\boldsymbol{c,2}} & 0 & 0 & 0\end{pmatrix}\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{q_c} = \boldsymbol{0} \tag{3.104}$$

法線周りの回転摩擦制約

接触においては並進だけでなく法線周りの回転滑りも生じ得る．接触 c の滑り方向 $\boldsymbol{s_c}$ に応じて満たされるべき回転滑りに関する制約式を導出する．

まず，回転方向に滑っていない場合の制約を定式化する．回転滑りでは接触領域中の各点の運動の方向が一致しないため，並進滑りに比べて制約式が複雑になる．接触領域が長方形である場合には回転滑りが生じないために接触力・モーメント $\boldsymbol{q_c}$ が満たすべき制約式が明らかにされている [193] が，一般の接触領域形状については明らかではないため，本研究では近似された次式の制約式を用いる（図 3.10 (C)）．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \text{ s.t. } \begin{pmatrix}\boldsymbol{O_3} & \boldsymbol{I_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{0} \qquad \begin{pmatrix}0 & 0 & \mu_r & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & \mu_r & 0 & 0 & 1\end{pmatrix}\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{q_c} \geq \boldsymbol{0} \tag{3.105}$$

$\begin{pmatrix}\boldsymbol{O_3} & \boldsymbol{I_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{0}$ は接触 c において回転滑りが生じていないことを表す．μ_r を回転静止摩擦係数と呼び，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に含まれるものとする．この近似は法線周りのモーメン

トの上下限値が法線方向の接触力に比例するというものであり，ヒューマノイドのロコモーション [194][195] やロボットハンドのマニピュレーション [196] で用いられている．

次に，回転方向に滑りが生じている場合の制約を定式化する．式 3.105 の制約式と同様の近似により，滑りが生じるための制約式は次式で表される．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \ \text{s.t.} \ \begin{pmatrix}\boldsymbol{O_3} & \boldsymbol{I_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{R_c}\begin{pmatrix}0 & 0 & 1\end{pmatrix}^T \tag{3.106}$$

$$\begin{pmatrix}0 & 0 & \mu'_r & 0 & 0 & 1\end{pmatrix}\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{q_c} = \boldsymbol{0} \tag{3.107}$$

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \ \text{s.t.} \ \begin{pmatrix}\boldsymbol{O_3} & \boldsymbol{I_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{R_c}\begin{pmatrix}0 & 0 & -1\end{pmatrix}^T \tag{3.108}$$

$$\begin{pmatrix}0 & 0 & \mu'_r & 0 & 0 & -1\end{pmatrix}\hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{q_c} = \boldsymbol{0} \tag{3.109}$$

式 3.53 の定義より $\begin{pmatrix}\boldsymbol{O_3} & \boldsymbol{I_3}\end{pmatrix}\boldsymbol{s_c} = \boldsymbol{R_c}\begin{pmatrix}0 & 0 & \pm 1\end{pmatrix}^T$ は接触 c において回転滑りが生じていることを表す．μ'_r を回転動摩擦係数と呼び，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ に含まれるものとする．

接触における圧力中心制約

接触領域 $\boldsymbol{\Omega_c}$ の縁周りに回転運動が生じないためには，接触における圧力中心 (center of pressure; CoP) が接触領域内に存在することが必要である．圧力中心は，その点の周りで合モーメントの接触座標系における x, y 成分がゼロになるような点のことで，ヒューマノイドのバランス維持で用いられる zero moment point (ZMP) [93] と等価である．

まず，接触力を用いて圧力中心を表す．以降，圧力中心の導出における位置，力，モーメントは位置 $\boldsymbol{p_c}$，姿勢 $\boldsymbol{R_c}$ の接触座標系で表されるものとする．図 3.11 (A) のように，圧力中心を $^c\bar{\boldsymbol{p}}_{cop} \in \mathbb{R}^3$，接触位置を作用点とした接触力を $^c\bar{\boldsymbol{q}}_{\boldsymbol{c}} = (\,^c\bar{\boldsymbol{f}}_{\boldsymbol{c}}{}^T \ {}^c\bar{\boldsymbol{n}}_{\boldsymbol{c}}{}^T\,)^T \in \mathbb{R}^6$，圧力中心を作用点とした接触力を $^c\bar{\boldsymbol{q}}_{cop} = (\,^c\bar{\boldsymbol{f}}_{cop}^T \ {}^c\bar{\boldsymbol{n}}_{cop}^T\,)^T \in \mathbb{R}^6$ とする．接触位置を作用点とした場合と圧力中心を作用点とした場合で接触力・モーメントが等しいので，次式が成り立つ．

$$^c\bar{\boldsymbol{f}}_{\boldsymbol{c}} = {}^c\bar{\boldsymbol{f}}_{cop} \tag{3.110}$$

$$^c\bar{\boldsymbol{n}}_{\boldsymbol{c}} = {}^c\bar{\boldsymbol{p}}_{cop} \times {}^c\bar{\boldsymbol{f}}_{cop} + {}^c\bar{\boldsymbol{n}}_{cop} \tag{3.111}$$

式 3.111 は接触位置（接触座標系原点）まわりのモーメントを表す．式 3.110 を式 3.111 に代入して $^c\bar{\boldsymbol{f}}_{cop}$ を消去し，式 3.111 の各成分を記述すると次式になる．

$$\begin{pmatrix}^c\bar{n}_{c,x}\\ ^c\bar{n}_{c,y}\\ ^c\bar{n}_{c,z}\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}^c\bar{p}_{cop,x}\\ ^c\bar{p}_{cop,y}\\ ^c\bar{p}_{cop,z}\end{pmatrix} \times \begin{pmatrix}^c\bar{f}_{c,x}\\ ^c\bar{f}_{c,y}\\ ^c\bar{f}_{c,z}\end{pmatrix} + \begin{pmatrix}^c\bar{n}_{cop,x}\\ ^c\bar{n}_{cop,y}\\ ^c\bar{n}_{cop,z}\end{pmatrix} \tag{3.112}$$

ここで接触領域が平面上にのるとすると，この平面は接触座標系の xy 平面となる．圧力中心は接触領域に含まれるので ${}^{c}\bar{p}_{cop,z} = 0$ が成り立つ．また圧力中心を作用点とした場合のモーメントの x, y 成分はゼロになるので，${}^{c}\bar{n}_{cop,x} = {}^{c}\bar{n}_{cop,y} = 0$ が成り立つ．これらを式 3.112 に代入し圧力中心に関して式を解くと，次式のように圧力中心が求まる．

$$\left({}^{c}\bar{p}_{cop,x}, {}^{c}\bar{p}_{cop,y}\right) = \left(-\frac{{}^{c}\bar{n}_{c,y}}{{}^{c}\bar{f}_{c,z}}, \frac{{}^{c}\bar{n}_{c,x}}{{}^{c}\bar{f}_{c,z}}\right) \tag{3.113}$$

式 3.113 の圧力中心が接触領域内に存在する制約を定式化する．ロボット，物体，環境の各リンクの形状が凸ポリゴンメッシュで表されることを前提とすると，面で接触が生じているとき接触領域 $\boldsymbol{\Omega_c}$ は凸多角形になる．図 3.11 (B) のように，i 番目のエッジ上の一点が ${}^{c}\bar{\boldsymbol{p}}^{i}_{\Omega_c} \in \mathbb{R}^3$，エッジの向きが ${}^{c}\bar{\boldsymbol{d}}^{i}_{\Omega_c} \in \mathbb{R}^3$ である $(i = 1, 2, \cdots, N_{\Omega_c})$ ような凸 N_{Ω_c} 角形として接触領域が表されるとする．${}^{c}\bar{\boldsymbol{p}}^{i}_{\Omega_c}, {}^{c}\bar{\boldsymbol{d}}^{i}_{\Omega_c}$ は接触座標系で表されているものとする．エッジの向きは接触領域上を反時計周りに回る向きであるとする．接触領域がのる平面はエッジを延長して得られる直線で二分されるが，このうち原点を含む領域に点 $({}^{c}\bar{x}, {}^{c}\bar{y})$ が含まれる条件は次式で表される．

$$-{}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,y}\,{}^{c}\bar{x} + {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,x}\,{}^{c}\bar{y} + \left({}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,y}\,{}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,x} - {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,x}\,{}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,y}\right) \geq 0 \tag{3.114}$$

式 3.114 の $({}^{c}\bar{x}, {}^{c}\bar{y})$ に式 3.113 の $({}^{c}\bar{p}_{cop,x}, {}^{c}\bar{p}_{cop,y})$ を代入して整理すると次式が得られる．

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & \left({}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,y}\,{}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,x} - {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,x}\,{}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,y}\right) & {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,x} & {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,y} & 0 \end{pmatrix} {}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}_{\boldsymbol{c}} \geq 0 \tag{3.115}$$

接触領域上の全てのエッジについて式 3.115 が成り立てば圧力中心が接触領域内に存在するので，圧力中心制約は次式で表される．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \quad ^{\forall}i \in \{\, 1, 2, \cdots, N_{\Omega_c} \,\} \tag{3.116}$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & \left({}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,y}\,{}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,x} - {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,x}\,{}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,y}\right) & {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,x} & {}^{c}\bar{d}^{i}_{\Omega_c,y} & 0 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}^{\boldsymbol{T}}_{\boldsymbol{c}} \boldsymbol{q_c} \geq 0 \tag{3.117}$$

接触領域 $\boldsymbol{\Omega_c}$ が線分の場合は，双方向のエッジを 2 本のエッジとして扱い，$N_{\Omega_c} = 2$ として ${}^{c}\bar{\boldsymbol{p}}^{i}_{\Omega_c}, {}^{c}\bar{\boldsymbol{d}}^{i}_{\Omega_c}$ を定めることで式 3.116 が適用できる．接触領域 $\boldsymbol{\Omega_c}$ が点の場合は，$N_{\Omega_c} = 4$ とし

て次式のように ${}^{c}\bar{\boldsymbol{p}}^{i}_{\Omega_c}, {}^{c}\bar{\boldsymbol{d}}^{i}_{\Omega_c}$ を定めることで式 3.116 が適用できる．

$$\left({}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,x}, {}^{c}\bar{p}^{i}_{\Omega_c,y}\right) = \left(0, 0\right) \quad (i = 1, 2, 3, 4) \tag{3.118}$$

$$\left({}^{c}\bar{d}^{1}_{\Omega_c,x}, {}^{c}\bar{d}^{1}_{\Omega_c,y}\right) = \left(1, 0\right) \tag{3.119}$$

$$\left({}^{c}\bar{d}^{2}_{\Omega_c,x}, {}^{c}\bar{d}^{2}_{\Omega_c,y}\right) = \left(-1, 0\right) \tag{3.120}$$

$$\left({}^{c}\bar{d}^{3}_{\Omega_c,x}, {}^{c}\bar{d}^{3}_{\Omega_c,y}\right) = \left(0, 1\right) \tag{3.121}$$

$$\left({}^{c}\bar{d}^{4}_{\Omega_c,x}, {}^{c}\bar{d}^{4}_{\Omega_c,y}\right) = \left(0, -1\right) \tag{3.122}$$

(A) 圧力中心の導出　　(B) 圧力中心が接触領域に存在する制約

図 3.11: 接触における圧力中心制約の変数設定の概要
図中の位置，力，モーメントは位置 $\boldsymbol{p_c}$，姿勢 $\boldsymbol{R_c}$ の接触座標系で表されている．(A) 圧力中心の導出における変数設定を示す．${}^{c}\bar{\boldsymbol{p}}_{cop}$ は圧力中心，${}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}_{c}$ は接触位置を作用点とした接触力，${}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}_{cop}$ は圧力中心を作用点とした接触力を表す．(B) 圧力中心が接触領域内に存在する制約の定式化における変数設定を示す．接触領域 $\boldsymbol{\Omega_c}$ が凸多角形であるとして，${}^{c}\bar{\boldsymbol{p}}^{i}_{\Omega_c}$ は i 番目のエッジ上の一点，${}^{c}\bar{\boldsymbol{d}}^{i}_{\Omega_c}$ はそのエッジの向きを表す．

接触力・モーメントの許容値の制約

接触におけるその他の力学制約は，必要に応じて接触力・モーメントの各成分の上下限として近似的して次式のように表す．

$$^{\forall}c \in \boldsymbol{C} \qquad {}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}^{min}_{c} \leq \hat{\boldsymbol{R}}^{T}_{c}\boldsymbol{q_c} \leq {}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}^{max}_{c} \tag{3.123}$$

${}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}^{max}_{c}, {}^{c}\bar{\boldsymbol{q}}^{min}_{c}$ は，接触 c の接触座標系における力・モーメントの最大値，最小値である．これにより，ロボットや物体の許容応力等の機械的性質に関する制約を接触力・モーメントによって近似的に表すことができる．また，ロボットのエンドエフェクタによる物体の把持において，エンドエフェクタと物体の間の各接触について上述の非負反力，摩擦，圧力中心に

関する制約を考慮する代わりに，計算コスト低減のために把持合力・合モーメントの上下限制約で近似するような場合にも，式 3.123 が用いられる．

関節のトルク許容値の制約

多リンクからなるロボットや物体の関節には発揮できるトルクの許容値が定められており，マニピュレーション中に必要なトルクは許容範囲内に収まる必要がある．適切な許容値を与えることでトルク制約によって，アクチュエータで能動的に駆動される関節だけでなくヒンジで構成された自由回転関節も扱うことができる．ロボットの関節トルクを $\boldsymbol{\tau_R} \in \mathbb{R}^{n_R}$，物体の関節トルクを $\boldsymbol{\tau_O} \in \mathbb{R}^{n_O}$ とする．n_R, n_O はそれぞれロボット，物体の関節の自由度数である．

ロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ や接触力 $\boldsymbol{Q_R}$ から関節トルク $\boldsymbol{\tau_R}$ を求める計算は，逆動力学計算 (inverse dynamics) と呼ばれ，本論文では次式で表される [197].

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\tau}_R &= ID(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C_R}, \boldsymbol{Q_R}; \boldsymbol{\kappa_R}, \boldsymbol{\phi_R}) && (3.124) \\ &= \boldsymbol{W}(\boldsymbol{\theta_R})\boldsymbol{g} - \sum_{c \in \boldsymbol{C_R}} \boldsymbol{J}^T(\boldsymbol{\theta_R}; c)\boldsymbol{q_c} && (3.125) \end{aligned}$$

ID は逆動力学計算を表す関数である．$\boldsymbol{\kappa_R}, \boldsymbol{\phi_R}$ はロボットの幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータを表す．式 3.125 の第一項は重力の関節トルクへの寄与を表す項であり，$\boldsymbol{W}(\boldsymbol{\theta_R}) \in \mathbb{R}^{n_R \times 3}$ はコンフィギュレーションに依存した行列である．式 3.125 の第二項は接触力の関節トルクへの寄与を表す項であり，$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\theta_R}; c) \in \mathbb{R}^{6 \times n_R}$ はロボットの接触 c のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$ におけるヤコビアンを表す．一般に，関節トルクはコンフィギュレーションだけでなくその速度と加速度にも依存するが，本研究では準静的なマニピュレーションを考えているためこれを省略する．物体に関しても同様の式が成り立つ．

ロボット，物体の関節トルクの最大値，最小値を $\boldsymbol{\tau}_R^{max}, \boldsymbol{\tau}_R^{min}, \boldsymbol{\tau}_O^{max}, \boldsymbol{\tau}_O^{min}$ とすると，関節トルクの許容値の制約は次式で表される．

$$\boldsymbol{\tau}_R^{min} \leq ID(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{C_R}, \boldsymbol{Q_R}; \boldsymbol{\kappa_R}, \boldsymbol{\phi_R}) \leq \boldsymbol{\tau}_R^{max} \quad (3.126)$$

$$\boldsymbol{\tau}_O^{min} \leq ID(\boldsymbol{\theta_O}, \boldsymbol{C_O}, \boldsymbol{Q_O}; \boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O}) \leq \boldsymbol{\tau}_O^{max} \quad (3.127)$$

式 3.125 より，この制約式は接触力 $\boldsymbol{Q}$ について線形である．関節トルクの許容値の制約は，3.4.4 項で述べる複数ロボット，複数物体に関する制約を拡張することでも定式化される．本研究では，物体の関節トルク制約についてはそちらの定式化を用いることとする．

力学制約の接触力に関する線形性

以上で述べた準静的なマニピュレーションにおける力学制約の制約式は，いずれも接触力 $\boldsymbol{Q}$ について線形な等式，不等式であった．第 4 章，第 5 章で述べる計画，推定において力学制約を考慮する際にはこの性質を利用する．

3.2.2 項でマニピュレーション制約の表現に接触を導入した際には，力学制約を次式のように表した（式 3.24 においてロボットの制約と物体の制約をまとめている）．

$$\boldsymbol{H}^{dyn}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \tag{3.128}$$

以降では，式 3.128 が接触力に関して線形であることが明示されるように力学制約を次式で表す．

$$\sum_{c \in \boldsymbol{C}} \boldsymbol{A}^{dyn}(\boldsymbol{\theta}, c; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \boldsymbol{q_c} = \boldsymbol{b}^{dyn}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \tag{3.129}$$

$$\sum_{c \in \boldsymbol{C}} \boldsymbol{G}^{dyn}(\boldsymbol{\theta}, c; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \boldsymbol{q_c} \geq \boldsymbol{h}^{dyn}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \tag{3.130}$$

$\boldsymbol{A}^{dyn} \in \mathbb{R}^{n_{eq} \times 6}, \boldsymbol{b}^{dyn} \in \mathbb{R}^{n_{eq}}, \boldsymbol{G}^{dyn} \in \mathbb{R}^{n_{ineq} \times 6}, \boldsymbol{h}^{dyn} \in \mathbb{R}^{n_{ineq}}$ の行列，ベクトルである．n_{eq}, n_{ineq} はそれぞれ等式制約，不等式制約の次元を表す．本研究における実装では，作用・反作用の法則（式 3.85 ）と力・モーメントのつりあい（式 3.86 ，式 3.87 ）のみを等式制約として扱い，それ以外の接触に関する制約は等式で表される場合でも 2 つの不等式に変換することで不等式制約として扱った．これは等式制約の次元数が固定されることで実装における記述が簡潔になるためであり，計画や推定の結果に本質的な影響はない．

3.4.4 複数のロボット・物体・環境のマニピュレーション制約

本節では，マニピュレーションにおいてロボット，物体，環境がひとつずつであるという前提のもとで制約を定式化した．本項では，制約式をロボット，物体，環境がそれぞれ複数存在する場合に拡張する．

複数のロボット・物体・環境のマニピュレーション制約

まず，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ を再定義する．ロボット，物体，環境の個数をそれぞれ，N_R, N_O, N_E として，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ を次式で表す．

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\theta_{R^1}}^T & \cdots & \boldsymbol{\theta_{R^{N_R}}}^T & \boldsymbol{\theta_{O^1}}^T & \cdots & \boldsymbol{\theta_{O^{N_O}}}^T \end{pmatrix}^T \tag{3.131}$$

$\boldsymbol{\theta_{R^i}}$ は i 番目のロボットのコンフィギュレーション（式 3.1 ），$\boldsymbol{\theta_{O^i}}$ は i 番目の物体のコンフィギュレーション（式 3.21 ）である．次に，接触における接触対象の要素を拡張する．式 3.49 の接触力の作用先の要素 X_{c+} と作用元の要素 X_{c-} は，ロボット，物体，環境がひとつずつの場合は $\{R, O, E\}$ のいずれかであった．複数のロボット，物体，環境を扱う場合は，X_{c+}, X_{c-} は次式の集合から選択されるものとする．

$$X_{c+}, X_{c-} \in \left\{ R^1, \cdots, R^{N_R}, O^1, \cdots, O^{N_O}, E^1, \cdots, E^{N_E} \right\} \tag{3.132}$$

R^i, O^i, E^i はそれぞれ i 番目のロボット，物体，環境を表す．以上の再定義によって，複数のロボット，物体，環境が存在する場合についてもこれまでの議論が同様に適用できるようになり，3.4.2 項，3.4.3 項のように幾何制約，力学制約が定式化される．

複数ロボット・物体のマニピュレーション制約の拡張による関節トルク許容値の制約表現

ロボットや物体の関節トルクが許容範囲に収まる制約について，逆動力学計算を用いた定式化（式 3.126 ，式 3.127 ）を 3.4.3 項で述べた．本項では，複数ロボット，複数物体の制約を拡張することで関節トルク制約を表現する方法を示す．

関節を有するロボットや物体の各リンクを別々のロボットや物体であると見なすと，関節を介した接触が $\boldsymbol{C}$ に含まれ関節を通して伝達される接触力・モーメントが $\boldsymbol{Q}$ に含まれることになる．これにより関節における接触モーメントに陽な上下限制約を指定できるようになり，これが関節トルク許容値の制約に対応する．この際，各リンクの位置姿勢が関節運動の幾何拘束を満たすような幾何制約を追加する必要がある．

例として，接触 c が接触座標系で z 軸が回転軸であるような回転関節を表すとする．この関節のトルクの最大値，最小値を $\tau_c^{max}, \tau_c^{min}$ とすると，関節トルク制約は次式のように表される．

$$\tau_c^{min} \leq \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{R}}_{\boldsymbol{c}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{q_c} \leq \tau_c^{max} \tag{3.133}$$

3.4.5 ロボットマニピュレーション制約の定式化に関する考察

従来研究におけるマニピュレーションの幾何制約の表現法

力学的な制約を考慮しないマニピュレーション計画の従来研究ではロボットによる物体の接触を考慮せず物体のコンフィギュレーション（位置姿勢）のみが扱われる場合が多い

[27]．このとき物体が関節をもたないとすると幾何制約としては干渉が生じないことが満たされれば十分であり，幾何干渉計算ライブラリ等のツールによってこれを判定しつつコンフィギュレーション空間をサンプリングしてグラフやツリーを生成する計画法が提案されている [198][87][159][199]．物体の変位や速度を変数として干渉制約を線形不等式制約として定式化する研究もなされており [200][36]，これにより連続的な物体の運動を扱うことが可能になる．

幾何制約と力学制約の両方を考慮するマニピュレーション計画では，幾何制約として干渉制約に加えて接触がロボット，物体，環境の表面に存在することが必要になる．ロボットの幾何構造を考慮せずエンドエフェクタの位置姿勢を自由にとれるとする場合には，物体表面をサンプリングする手法が多くとられる [160][88]．ロボットの幾何構造を考える場合は，ハンド指が閉じる向き等の決まったルールでロボットと物体が接触するまで関節を動かして接触点を決定する手法がとられる [39][201]．指先位置や関節角を変数として非線形最適化問題を解くことで，幾何制約を満たすような接触位置を導出する手法も提案されている [202][203]．

本研究では，サンプリングされた姿勢や関節角度が干渉制約を満たすか幾何干渉計算ライブラリによって判定しつつ，物体表面のサンプリングやロボット・物体間の幾何干渉計算によって接触を決定することで，ロボットや物体の幾何制約を考慮する．

従来研究におけるマニピュレーションの力学制約の表現法

多指ハンド把持やグラスプレス・マニピュレーション，ヒューマノイドの動作計画では，力・モーメントのつりあいや接触に関する拘束等の静力学制約は接触力・モーメントに関する連立線形不等式として表現されることが多い．連立線形不等式の満たす領域は凸多面錐となり，凸多面錐の理論 [204] が適用できる [205]．凸多面錐は式 3.134 で表される Face 形式（外部表現）と式 3.135 で表される Span 形式（内部表現）の二種類の形式で表現でき，これらは数学的に相互に変換可能である [206]．Face 形式は凸多面錐の面を定め Span 形式は稜線を定めることに対応する．

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{x} \geq \boldsymbol{b} \tag{3.134}$$

$$\boldsymbol{x} = \sum_{i=1}^{K} \alpha_i \boldsymbol{u}_i + \sum_{i=1}^{L} \beta_i \boldsymbol{v}_i \quad \text{s.t.} \quad \alpha_i \geq 0,\ \beta_i \geq 0,\ \sum_{i=1}^{K} \alpha_i = 1 \tag{3.135}$$

従来研究では，モーメントを生じない点接触を扱う多指ハンド把持では Span 形式が多く用いられている [35]．ヒューマノイドの動作計画では Span 形式だけでなく Face 形式も広く用いられている [194][193]．本研究では以下の理由から Face 形式を用いる．

- Face 形式では接触領域内で生じる内力が扱われないため，Span 形式に比べて合力・合モーメントを少ない変数で表現できる．
- Face 形式では把持による制約を近似して表現することが容易である（式 3.123 参照）．
- Face 形式では，圧力中心が接触領域内に存在するための制約にソフトマージンを導入することが容易である [176]．

また，本研究では準静的なマニピュレーションを対象として一般のタスクに適用できるマニピュレーションシステムを構築するが，個別のタスクに限定して動的なマニピュレーションを実現する研究も多くなされている [90]．動的なマニピュレーションでは，力・モーメントのつりあいの代わりに単一剛体の場合には Newton-Euler の運動方程式，多リンクからなる場合には多リンク系の運動方程式 [197] を考慮する必要がある．

本研究では，ロボット・物体間の接触力における作用・反作用の法則とロボット，物体それぞれの力のつりあいを明示的に考慮することで，ロボットと物体の双方が同時に実現可能であるための制約を満たすことを保証する．ヒューマノイドによる全身マニピュレーション行動の従来研究では，ロボットのバランス制約に重点が置かれており物体の力学制約が考慮されないことが多い [81][71]．

ロボットマニピュレーション制約の分類

3.2.2 項で接触を導入することでマニピュレーション制約が幾何・力学モデルパラメータへの依存やロボット・物体のコンフィギュレーションへの依存に応じて図 3.4 のように分離されることを示し，3.2.3 項でその利点を述べた．本節の 3.4.2 項，3.4.3 項で定式化した具体的なマニピュレーション制約を図 3.4 の分類に従って整理した様子を図 3.12 に示す．接触の交代性や作用・反作用の法則はロボットや物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\theta_O}$ には明示的に依存せずそれぞれ接触 $\boldsymbol{C}$ や接触力 $\boldsymbol{Q}$ にのみ依存する制約である．その他の幾何制約，力学制約は，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\theta_O}$ やモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ への依存に応じて分離して表されていることが分かる．第 4 章，第 5 章で述べる計画，推定では，制約式が分離されることを利用してマニピュレーション問題を部分問題へと分解して扱う．

	ロボットのコンフィギュレーションに関する制約	物体のコンフィギュレーションに関する制約	ロボット・物体のコンフィギュレーションに関する制約
幾何制約	$\boldsymbol{H}_R^{kin}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\mathcal{C}}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \mathbf{0}$	$\boldsymbol{H}_O^{kin}(\boldsymbol{\theta_O}, \boldsymbol{\mathcal{C}}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \mathbf{0}$	$\boldsymbol{H}_{RO}^{kin}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\theta_O}; \boldsymbol{\kappa}) \geq \mathbf{0}$
		接触の交代性 式 3.64 - 3.70	
	接触がロボット・環境の表面にあるための制約 式 3.71 – 3.74（式 3.75 – 3.78）	接触がロボット・環境の表面にあるための制約 式 3.71 – 3.74（式 3.75 – 3.78）	
	ロボットと環境が干渉しないための制約 式 3.79 - 3.81	物体と環境が干渉しないための制約 式 3.79 - 3.81	ロボットと物体が干渉しないための制約 式 3.79 - 3.81
	関節可動域制約 式 3.82, 3.83	関節可動域制約 式 3.82, 3.83	
力学制約	$\boldsymbol{H}_R^{dyn}(\boldsymbol{\theta_R}, \boldsymbol{\mathcal{C}}, \boldsymbol{\mathcal{Q}}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \mathbf{0}$	$\boldsymbol{H}_O^{dyn}(\boldsymbol{\theta_O}, \boldsymbol{\mathcal{C}}, \boldsymbol{\mathcal{Q}}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \mathbf{0}$	
	作用・反作用の法則 式 3.84, 3.85		
	ロボットの力のつりあい 式 3.86	物体の力のつりあい 式 3.87	
	非負反力制約 式 3.90	非負反力制約 式 3.90	
	摩擦制約 式 3.97, 3.98, 3.104 - 3.109	摩擦制約 式 3.97, 3.98, 3.104 - 3.109	
	圧力中心制約 式 3.116, 3.117	圧力中心制約 式 3.116, 3.117	
	接触力の許容値制約 式 3.123	接触力の許容値制約 式 3.123	
	トルクの許容値制約 式 3.126, 3.127	トルクの許容値制約 式 3.126, 3.127	

図 3.12: 具体的なマニピュレーション制約の分類
3.4.2 項，3.4.3 項で定式化されたマニピュレーションの幾何制約，力学制約を図 3.4 に従って分類した様子を示す．

3.5 物理的整合性推論の試行獲得型マニピュレーションへの適用

本節では，モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ のもとでコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ が実現可能であるかを評価する物理的整合性推論に基づいた試行獲得型マニピュレーションの概要について述べる．3.5.1 項では，3.3.2 項で述べた計画器と推定器を統合して実現される試行獲得型マニピュレーションの処理手順と適用例について述べる．3.5.2 項では，本研究で実装するマニピュレーションシステムの全体構成を示し，本論文の第 4 章，第 5 章，第 6 章の各節で述べる計画，推定，認識手法との対応を明示する．

3.5.1 試行獲得型マニピュレーションの処理手順と適用例

物理的整合性推論に基づく動作計画とモデル推定を統合することで試行獲得型マニピュレーションを実現可能なシステムが構築される．本項では，このシステムの処理手順を図を

用いて説明し，具体的なマニピュレーションへの適用例を示す．

図 3.13: 物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションシステムの概要
3.3.2 項の図 3.7 と図 3.8 で説明した計画器と推定器がモデルパラメータを介して統合されている．計画器は，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_t}$ と保持しているモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa_t}, \boldsymbol{\phi_t}$ を入力として，計画されたコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{t+1}}$ を出力する．ロボットは，$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{t+1}}$ を入力として，実行結果のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_{t+1}}$ と実行して得られたセンサ情報 z_{t+1} を出力する．推定器は，z_{t+1} と保持しているモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa_t}, \boldsymbol{\phi_t}$ を入力として，推定により更新するモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa_{t+1}}, \boldsymbol{\phi_{t+1}}$ を出力する．

図 3.13 は物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションシステムの概要を表す．図中の計画器と推定器はそれぞれ 3.3.2 項の図 3.7 と図 3.8 で説明したものである．本システムは，図 2.8 (B) で示したモデル更新行動獲得のシステムにおいて，認識器と制御器を省略したものと一致することが分かる．認識機能や制御機能まで統合した本研究で実装するシステム全体の構成は 3.5.2 項で示す．

図 3.14 ，図 3.15 は試行獲得型マニピュレーションの処理手順と適用例を，それぞれシステムにおけるデータの流れとコンフィギュレーション空間におけるコンフィギュレーションの遷移に従って説明している．図 3.14 ，図 3.15 ともに，上から下に向かって時刻の経過に従って処理が進む様子を表す．図 3.14 (A)，図 3.15 (A) は一般のマニピュレーションにおけるデータの流れ，コンフィギュレーションの遷移をそれぞれ表す．図 3.14 (B)，図 3.15 (B),(C) は HRP2-JSKNTS[172] が物体を操作するタスクにおけるコンフィギュレーションやモデルパラメータを表す．本システムでは周期的に実行，推定，計画を行う．それぞれの処理を行うフェーズを実行フェーズ，推定フェーズ，計画フェーズと呼ぶ．

まず，時刻 t の計画フェーズを考える．計画フェーズでは，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_t}$ と保持しているモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa_t}, \boldsymbol{\phi_t}$ から計画器が物理的整合性推論に基づいて次時

(A) マニピュレーションシステムにおけるデータの流れ　　(B) コンフィギュレーションとモデルパラメータの例

図 3.14: 試行獲得型マニピュレーションにおけるデータの流れと適用例
図は上から下へ処理が三段階進む様子を表しており，上段，中段，下段がそれぞれ，時刻 t の計画フェーズ，時刻 $t+1$ の実行フェーズ，時刻 $t+1$ の推定フェーズを表す．(A) 各フェーズにおける図 3.13 のシステム内のデータの流れを表す．(B) HRP2-JSKNTS によるマニピュレーションの例におけるコンフィギュレーションとモデルパラメータを表す．(A) と (B) の図中の記号は対応している．データの流れの具体的な説明は 3.5.1 項の本文に記されている．

図 3.15: 試行獲得型マニピュレーションにおけるコンフィギュレーションの遷移と適用例
図は上から下へ処理が六段階進む様子を表しており，各段が上から順に，時刻 t の計画フェーズ，時刻 $t+1$ の実行フェーズ，推定フェーズ，計画フェーズ，時刻 $t+2$ の実行フェーズ，推定フェーズを表す．(A) 各フェーズにおけるコンフィギュレーション空間 ($\mathbb{R}^n$ 空間) 中のコンフィギュレーションの遷移の様子を表す．領域は実現可能であるための制約 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta};\boldsymbol{\kappa},\boldsymbol{\phi})\geq \mathbf{0}$ を満たすコンフィギュレーションの領域を表す．(B), (C) HRP2-JSKNTS によるマニピュレーションの例におけるコンフィギュレーションとモデルパラメータを表す．(A)，(B), (C) の図中の記号は対応している．コンフィギュレーションの遷移の具体的な説明は 3.5.1 項の本文に記されている．

刻のコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ を計画する（図 3.14 (A) 上段）．このとき，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_t$ と $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ はどちらもモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_t, \boldsymbol{\phi}_t$ のもとで制約 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0}$ を満たす（図 3.15 (A) 一段目）．HRP2-JSKNTS によるマニピュレーションの例では，保持しているモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_t, \boldsymbol{\phi}_t$ は，物体質量 m_{O} が 1 kg，つまり物体が比較的軽いというパラメータであり，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_t$ はロボットが地面に置かれた物体に両手で触れている状態となっている．計画器は次時刻のコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ として，ロボットが物体を持ち上げる状態を計画した（図 3.14 (B) 上段，図 3.15 (B)(C) 一段目）．

次に，システムの処理周期がひとつ進み時刻 $t+1$ の実行フェーズを考える．実行フェーズでは，計画されたコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ に従ってロボットが実際に動作し環境や物体に作用を及ぼす．ロボットは，実行結果のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{t+1}$ と実行して得られたセンサ情報 $\boldsymbol{z}_{t+1}$ を出力する（図 3.14 (A) 中段）．このとき，例として計画されたコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ が真のモデルパラメータのもとで実現可能ではなかったとすると，実行結果として異なるコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{t+1}$ が得られる（図 3.15 (A) 二段目）．HRP2-JSKNTS によるマニピュレーションの例では，物体を持ち上げるコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ が計画されていたにも関わらず，これは現実のロボット・物体では実現不可能であったため，実際には物体が傾くコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{t+1}$ へと遷移している（図 3.14 (B) 中段，図 3.15 (B)(C) 二段目）．

時刻 $t+1$ の推定フェーズを考える．推定フェーズでは，実行して得られたセンサ情報 $\boldsymbol{z}_{t+1}$ に基づいて保持しているモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_t, \boldsymbol{\phi}_t$ が推定結果のモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_{t+1}, \boldsymbol{\phi}_{t+1}$ へと更新される（図 3.14 (A) 下段）．このとき，計画されたコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ が制約 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0}$ を満たさず実行結果のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{t+1}$ が制約を満たすようにモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_{t+1}, \boldsymbol{\phi}_{t+1}$ が更新される（図 3.15 (A) 三段目）．HRP2-JSKNTS によるマニピュレーションの例では，物体を持ち上げる状態 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t+1}$ が実現されず物体を傾ける状態 $\boldsymbol{\theta}_{t+1}$ が実現されるように，物体質量 m_{O} が 10 kg，つまり物体が比較的重いというモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_{t+1}, \boldsymbol{\phi}_{t+1}$ へと更新された（図 3.14 (B) 下段，図 3.15 (B)(C) 三段目）．

以降，図 3.15 では，時刻 $t+1$ の計画フェーズで物体を押すコンフィギュレーションが計画され（図 3.15 四段目），時刻 $t+2$ の実行フェーズで計画通りに物体を押すことができたため（図 3.15 五段目），推定フェーズにおけるモデルパラメータの更新ではモデルパラメータはわずかに修正されるに留まっている（図 3.15 六段目）．

3.5.2 試行獲得型マニピュレーションシステムの全体構成

本研究で構築する試行獲得型マニピュレーションシステムの全体構成を図 3.16 に示す．これは，物理的整合性推論に基づく計画と推定からなる図 3.13 のシステムに認識，予測，制御等の機能を統合したものである．このシステムによって，ロボットはセンサ情報からマニピュレーション制約を規定するモデルパラメータを推定しながら実現可能な動作を計画し，自律的，適応的なマニピュレーション行動を獲得することが可能になる．計画や推定で必要となる物体姿勢はセンサ情報から認識され，計画された動作はリアルタイム制御によってロバストに実行される．マニピュレーションシステムの計画，推定，認識等の要素手法では物理的整合性推論によってコンフィギュレーションやモデルパラメータの整合性が考慮されており，本システムによってロボットはマニピュレーションの物理的状況を従来より深く統一的に理解しながらマニピュレーション行動を実行することができる．

本論文の以降の章では，本システムを構成する要素手法について説明する．第 4 章では計画法について述べ，特に 4.2 節では物体操作計画，4.3 節では全身接触運搬動作生成について説明する．第 5 章では推定法について述べ，特に 5.2 節では物体力学特性推定，5.3 節では物体形状モデル生成について説明する．第 6 章では物体運動に関する手法について述べ，特に 6.2 節では物体姿勢認識，6.3 節では物体運動予測について説明する．第 7 章では，これらの要素を統合する手法について述べ，提案する試行獲得型マニピュレーションシステムを実世界の多様なマニピュレーションタスクに適用し，本システムの有効性を示す．

図 3.16: 試行獲得型マニピュレーションシステムの全体構成
本研究で構築するマニピュレーションシステムの全体構成を示す．物理的整合性推論によるマニピュレーションの計画と推定に認識，予測，制御を統合することで，ロボットがマニピュレーションの物理的状況に応じて自律的，適応的に行動を獲得することが可能になる．本論文の以降の章ではシステムの計画，推定，認識等の要素手法について説明する．各要素に対応する節を図中に記す．

第4章

操作実現性評価に基づく
ロボットマニピュレーション計画

4.1 はじめに

4.1.1 マニピュレーションにおける計画問題

一般に動作計画（motion planning）[207][159] とはコンフィギュレーション空間における初期状態から目標状態までの制約を満たす経路を探索する問題として定義される．この定義と第 3 章の議論から，本研究で扱うマニピュレーション計画問題は，幾何，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が与えられたもとでコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ が実現可能であるための制約（式 3.23 ）を満たす初期状態から目標状態までのロボット，物体のコンフィギュレーションの列 $\{\boldsymbol{\theta}^{(\tau)}\}$ を導出する問題として定義される．これは以下のように表される．

$$
\begin{aligned}
\text{find} \quad & \left\{ \boldsymbol{\theta}^{(\tau)} \,\middle|\, \tau = 0, 1, \cdots, T \right\} \\
\text{subject to} \quad & \boldsymbol{\theta}^{(0)} \text{ is start state} \\
& \boldsymbol{\theta}^{(T)} \text{ is goal state} \\
& \boldsymbol{\theta}^{(\tau)} \text{ is feasible} \\
& \boldsymbol{\theta}^{(\tau)} \text{ and } \boldsymbol{\theta}^{(\tau+1)} \text{ are transitionable}
\end{aligned}
\tag{4.1}
$$

接触を導入した制約式（式 3.24 ）に基づいてコンフィギュレーションを導出する場合は，計画に付随して接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ が得られる．これらは計画された動作の遷移検知や安定化制御において有用な情報である．

一般に計画問題ではモデルパラメータは全て既知として扱われる．しかし，マニピュレーションにおいては物体の力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi_O}$ は事前に未知であり計測が困難であることが多い．本研究では，物体の力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi_O}$ の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi_O})$ のみが与えられているような場合においても適用できるよう計画手法を拡張する．ここでの確率分布はベイズ統計学における主観確率を意味しており詳しくは 5.1 節で述べる．物体力学モデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\phi_O})$ を推定する手法は 5.2 節で説明する．また，物体の幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa_O}$ に含まれる物体形状モデルが与えられない場合には計画前に形状モデルを取得することが必要になる．ロボットがセンサ情報に基づいて形状モデルを生成する手法を 5.3 節で説明する．

4.1.2 マニピュレーション計画問題の解法の概要

図 4.1 にマニピュレーション計画問題を解く処理手順の概要を示す．図中の制約関数の記

号は図 3.12 の記号と対応している．計画では，幾何，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ と実現可能であるための制約を表す関数 $\boldsymbol{H}$ が与えられるものとして，コンフィギュレーション列 $\{\boldsymbol{\theta}^{(\tau)}\}$，接触列 $\{\boldsymbol{C}^{(\tau)}\}$，接触力列 $\{\boldsymbol{Q}^{(\tau)}\}$ が計画結果として得られる．計画は二段階に分割して行われる．一段階目の処理は物体操作計画であり，物体幾何制約 $\boldsymbol{H}_O^{kin}$，物体力学制約 $\boldsymbol{H}_O^{dyn}$ を満たすような物体コンフィギュレーション列 $\{\boldsymbol{\theta}_O^{(\tau)}\}$，物体接触列 $\{\boldsymbol{C}_O^{(\tau)}\}$，物体接触力列 $\{\boldsymbol{Q}_O^{(\tau)}\}$ が計画される．二段階目の処理はロボット動作計画であり，物体接触列 $\{\boldsymbol{C}_O^{(\tau)}\}$，物体接触力列 $\{\boldsymbol{Q}_O^{(\tau)}\}$ が決定されているもとで，ロボット幾何制約 $\boldsymbol{H}_R^{kin}$，ロボット力学制約 $\boldsymbol{H}_R^{dyn}$，ロボット・物体幾何制約 $\boldsymbol{H}_{RO}^{kin}$ を満たすようなロボットコンフィギュレーション列 $\{\boldsymbol{\theta}_R^{(\tau)}\}$，ロボット接触列 $\{\boldsymbol{C}_R^{(\tau)}\}$，ロボット接触力列 $\{\boldsymbol{Q}_R^{(\tau)}\}$ が計画される．この際，ロボット・物体間の接触 $\boldsymbol{C}_{RO}, \boldsymbol{C}_{OR}$ と接触力 $\boldsymbol{Q}_{RO}, \boldsymbol{Q}_{OR}$ は，接触の交代性と作用・反作用の法則 $\boldsymbol{H}_{RO}^{cont}$ によって同一の接触において矛盾が生じないように拘束される．これらを統合することで最終的な計画結果が得られる．図 4.2 は双腕マニピュレータロボット Baxter[208] が物体を持ち上げるマニピュレーションにおけるコンフィギュレーション列の例である．

本章では，物体操作計画とロボット動作計画の二段階に分割して，マニピュレーション計画法を提案する．4.2 節では，物体表面のサンプリングに基づいて接触を決定し物体の運動や接触の遷移を計画する物体操作計画法について説明する．4.3 節では，ロボットと物体の幾何形状モデルの干渉計算に基づいて接触を決定し運搬動作を生成して実行するロボット動作計画法について説明する．

4.2 物体操作状態グラフによる物体の運動と接触の計画

4.2.1 物体操作計画の関連研究

物体操作はロボットが実世界でタスクを行う上で不可欠でありその計画法は古くから広く研究されてきた．人工知能分野の過去の研究では，STRIPS [209] をはじめとするシンボルベースの行動計画自動生成システムが積み木の世界のような単純化された環境を対象として扱われてきた [210]．これらの計画は，接触による支持関係のような幾何条件に基づいて安定性を導出するものが多いが，BUILD [211] のように力のつりあいや作用・反作用の法則などの力学条件を考慮したものも提案されており，複雑な積み木の組み上げ問題がバランスを考慮して計画されている．ロボットが実際に操作を実行するためには，目標状態を実現するための連続的な物体位置姿勢が時系列的に得られる必要があることから，計算機の性能が向

図 4.1: マニピュレーション計画問題の解法の手順
物体操作計画では，物体幾何制約 $\boldsymbol{H}_O^{kin}$，物体力学制約 $\boldsymbol{H}_O^{dyn}$ を満たすような物体のコンフィギュレーション，接触，接触力の列 $\{\boldsymbol{\theta}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{C}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{Q}_O^{(\tau)}\}$ が計画される．ロボット動作計画では，ロボット幾何制約 $\boldsymbol{H}_R^{kin}$，ロボット力学制約 $\boldsymbol{H}_R^{dyn}$，ロボット・物体幾何制約 $\boldsymbol{H}_{RO}^{kin}$ を満たすようなロボットのコンフィギュレーション，接触，接触力の列 $\{\boldsymbol{\theta}_R^{(\tau)}, \boldsymbol{C}_R^{(\tau)}, \boldsymbol{Q}_R^{(\tau)}\}$ が計画される．この際，ロボット・物体間の接触 $\boldsymbol{C}_{RO}, \boldsymbol{C}_{OR}$ と接触力 $\boldsymbol{Q}_{RO}, \boldsymbol{Q}_{OR}$ は，接触の交代性と作用・反作用の法則 $\boldsymbol{H}_{RO}^{cont}$ によって同一の接触において矛盾が生じないように拘束される．図中の $dim(\boldsymbol{\theta})$ は $\boldsymbol{\theta}$ の次元（要素数）を表す．

上するにつれ，物体操作計画の研究対象はシンボルで表される問題から連続的な状態で表される問題へとシフトした．

物体の干渉制約のみを考慮する問題は piano mover's problem とも呼ばれており [212]，probabilistic roadmap (PRM) [61] や rapidly-exploring random tree (RRT) [62] 等のコンフィギュレーション空間をサンプリングする手法が提案され，これらの手法によりロボット動作計画ライブラリが公開されている [199][63]．動力学制約を考慮する問題は kinodynamic planning と呼ばれ [213]，主に経路計画の問題に対し PRM や RRT が拡張され適用されている [214]．admissible velocity propagation (AVP) [215] と呼ばれる動力学制約を満たすようにコンフィギュレーション軌道のパラメータ速度プロファイルを導出する手法を RRT に統合した RRT-AVP [216] などが効率の良い kinodynamic planning の手法として提案されている．しかし，これらの手法で計画されている動作はタスク空間において接触の切り替えを伴わないものに限られており，接触の切り替えを含めた動作を計画するためにはさらなる工夫が必要である．

マニピュレーションにおいてはロボットが物体と接触することが不可欠である．3.2.1 項で説明したように，一般に接触は状態を記述するための最小限のコンフィギュレーションには含まれない．したがって，接触が生じるようなコンフィギュレーションを生成することが必要になるが，コンフィギュレーション空間のサンプリングによりロボットと物体が離れもせ

図 4.2: Baxter による物体持ち上げマニピュレーションのコンフィギュレーション列の例
双腕マニピュレータロボット Baxter が卓上に置かれた立方体形状の物体を持ち上げるマニピュレーションにおけるコンフィギュレーション列 $\{\boldsymbol{\theta}^{(\tau)}\}(\tau = 1, \cdots, 4)$ を示す．

ず干渉もしない状態が生成される確率は非常に低く，PRM や RRT をそのままマニピュレーション計画に適用することは難しい．また，接触の離散的性質も連続なコンフィギュレーション空間を前提とする手法を適用する際の問題となる．

マニピュレーションにおいて力学制約まで考慮する物体操作については，多指ハンド把持が古くから研究されてきた [33]．これは力学的外乱に対して安定な把持 [37] を実現してから根本のアームで物体を任意の位置姿勢まで操作するアプローチととらえられる．一方で，接触状態を切り替えながら目標状態まで遷移するアプローチの方がより広いマニピュレーションを扱うことが可能であり，再把持 [58]，抱え上げ [201]，グラスプレス・マニピュレーション [88]，全身操作 [101][53] 等に関連させて研究がなされている．これらのアプローチでは，コンフィギュレーションのサンプリングに加えて接触やロボットの関節角のサンプリングをして力学制約の判定を行うため大きな計算コストを要する．

本節では，物体の幾何制約と力学制約を考慮した物体操作計画法を提案する．サンプリングによりグラフを生成する点は関連研究と共通する [46] が，本研究で提案する計画法は環境との接触状態に応じた物体姿勢のサンプリングや物体表面における線接触のサンプリングにより，ピボット操作や抱え上げ操作等の多様な操作の計画を可能とする．また，関連研究

では物体の力学モデルパラメータ（質量，重心位置，摩擦係数）が既知として扱われているが，本研究では物理的整合性推論によりこの真値が未知であり確率分布のみが与えられている場合にも適用できる手法を提案する．

4.2.2 物体操作計画の処理手順

図 4.3 に本節で説明する物体操作計画法の処理手順を示す．物体操作計画問題は，モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}_O$ と制約関数 $\boldsymbol{H}_O$ が与えられたもとで物体のコンフィギュレーション，接触，接触力の列 $\{\boldsymbol{\theta}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{C}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{Q}_O^{(\tau)}\}$ を計算する問題として表される [1]．まず，物体コンフィギュレーション・接触のサンプリングにより幾何制約 $\boldsymbol{H}_O^{kin}$ を満たす物体コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$ と接触 $\boldsymbol{C}_O$ を生成する．次に，物理的整合性推論により力学制約 $\boldsymbol{H}_O^{dyn}$ を満たす物体コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$，接触 $\boldsymbol{C}_O$，接触力 $\boldsymbol{Q}_O$ を計算する．この際，物理的整合性推論を用いることで，物体力学モデルパラメータの真値 $\boldsymbol{\phi}_O$ が未知でその確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}_O)$ のみが与えられている場合にも適用可能となることを示す．最後に，サンプリングを繰り返すことで実現可能な物体操作状態の遷移を表すグラフ $\mathcal{G}(\boldsymbol{\sigma}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ を生成し，グラフ上で経路探索をすることで計画結果を得る．

以降では，4.2.3 項でコンフィギュレーション・接触のサンプリング，4.2.4 項で物理的整合性推論による操作実現性評価，4.2.5 項で物体操作状態グラフの生成と経路探索について説明する．4.2.6 項で計画法の適用例を示し，4.2.7 項では計画された物体操作に基づいてロボットの動作を生成する例を示す．

4.2.3 物体のコンフィギュレーションと接触のサンプリング

本研究では，準静的なマニピュレーションを前提として物体操作を離散化してコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$ と接触 $\boldsymbol{C}_O$ の列で表現する．物体のコンフィギュレーションは，物体の姿勢 $\boldsymbol{T}_O \in SE(3)$[2] と関節角度 $\boldsymbol{\psi}_O \in \mathbb{R}^{n_O}$ に分解される．物体・環境間の接触 $\boldsymbol{C_{OE}}$ は物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$ と幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_O$ に依存して決定されるので，独立に選択できるのは物体の姿勢 $\boldsymbol{T_O}$，関節角度 $\boldsymbol{\psi}_O$，物体・ロボット間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ である．これらを合わせて物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O = \{\boldsymbol{T}_O, \boldsymbol{\psi}_O, \boldsymbol{C}_{OR}\}$ と呼ぶ．

[1] モデルパラメータ，制約関数，コンフィギュレーションの定義は 3.2 節参照．接触，接触力の定義は 3.4 節参照．

[2] 本節では物体の位置姿勢を物体姿勢と呼ぶ．SE は特殊ユークリッド群を表す．

図 4.3: 物体操作計画の処理手順
4.2.3 項でコンフィギュレーション・接触のサンプリング，4.2.4 項で物理的整合性推論による操作実現性評価，4.2.5 項で物体操作状態グラフの生成と経路計画について説明する．

本項では，物体の幾何制約 $\boldsymbol{H}_O^{kin}$ を満たす物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$ を生成する手法を説明する．ここで物体の幾何制約とは，接触が物体・環境の表面にあるための制約（式 3.75 から式 3.78 ），物体と環境が幾何干渉しないための制約（式 3.79 から式 3.81 ），関節可動域制約 (式 3.82 , 式 3.83 ）を指す．接触の交代性（式 3.65 から式 3.70 ）は後でロボットの接触 $\boldsymbol{C}_{RO}$ に基づいてロボットの動作計画を行う際に考慮される．ある物体操作状態から物体姿勢，関節角度，物体・ロボット間接触のいずれかを 1 ステップ分だけ更新することで，新たな物体操作状態を生成し物体操作状態の空間を次々にサンプリングする．これにより，物体操作状態の有向グラフが生成されるが，このグラフについては 4.2.5 項で詳しく説明する．以降では物体の姿勢 $\boldsymbol{T}_O$，関節角度 $\boldsymbol{\psi}_O$，物体・ロボット間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ をサンプリングする方法について順に説明する．

物体の姿勢のサンプリング

物体姿勢 $\boldsymbol{T}_O$ は物体の運動によって変化する．物体運動は滑り運動（slide），転がり運動（rotate），ピボット運動（pivot），離地運動（detach/attach）に分類される [43]．滑り運動は接触面に水平な方向の並進運動か接触法線周りの回転運動である．転がり運動は接触領域のエッジ周りの回転である．ピボット運動は点接触時の接触点を通る軸周りの回転である．離地運動は接触法線方向の並進運動である．接触領域の形状に応じて，物体・環境間の接触を

点接触（接触領域が点の場合），線接触（接触領域が線分の場合），面接触（接触領域が点，線分以外の場合）に分類し，これを接触状態と呼ぶ．図 4.4 に各接触状態で適用可能な物体運動とそれによる接触状態の遷移を示す．

図 4.4: 物体運動による接触状態の遷移 [217]
物体運動によって接触状態がどのように遷移するかを表す．接触状態は面接触（planar contact），線接触（line contact），点接触（point contact），接触なし（no contact）に分類される．物体運動は滑り運動（slide），転がり運動（rotate），ピボット運動（pivot），離地運動（detach/attach）に分類される．

ある姿勢の物体にこれらの物体運動を適用することで新たな物体姿勢を生成することができる．物体姿勢の遷移においては幾何制約のうち干渉制約を考慮すれば良い．本研究では幾何干渉計算ライブラリ PQP [186] を用いて干渉する姿勢を除去する．

本研究では，滑り運動としてワールド座標系の x 軸，y 軸周りに平行な並進運動と z 軸周りの回転運動を扱う．転がり運動としては，物体・地面間の凸多角形接触領域の各エッジ周りの回転を扱う．ピボット運動としては，一方の端点が地面と接しているエッジ周りの回転とワールド座標系 z 軸周りの回転を扱う．離地運動としては，z 軸方向の並進運動を扱う．本論文ではこれらの物体運動を基本物体運動と呼ぶ．様々な形状の物体にこれらの基本物体運動を適用した様子を図 4.5 (A) に示す．基本物体運動の並進・回転変位については 1 ステップ分の変位量を事前に与えるものとする．ただし，与えられた変位量で干渉が生じる場合には，図 4.5 (B) のように接触が生じる瞬間の変位量を計算しそれを適用する．

物体の関節角度のサンプリング

物体が関節をもつ場合は，関節での運動を離散化された関節角度 $\boldsymbol{\psi}_O$ の変化として表す．ある物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$ における関節角度が $\boldsymbol{\psi}_O$ であるとき，1 ステップ分の操作により関節

(A) 基本物体運動を適用した様子　　(B) 基本物体運動の回転変位

図 4.5: 基本物体運動の例 [217]
(A) 滑り，回転，ピボット，離地運動を一般形状の物体に定義して適用する．(B) 1 ステップ分の変位量で干渉が生じる場合には，接触が生じる瞬間の変位量を計算しそれを適用する．

角度は $\boldsymbol{\psi}_O \pm \Delta\boldsymbol{\psi}_O^i$ $(i = 1, 2, \cdots, n_O)$ に遷移できるものとする．$\Delta\boldsymbol{\psi}_O^i \in \mathbb{R}^{n_O}$ は i 番目の要素が 1 ステップ分の回転角度で他の要素がゼロであるようなベクトルである．この際，1 ステップ分の回転角度だけ回転することで干渉制約や関節可動域制約を満たさなくなる場合には，制約を満たす限界の角度を適用する．図 4.6 に関節角度の更新の例を示す．

物体・ロボット間の接触のサンプリング

物体とロボットの間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ を物体の表面をサンプリングすることで表す．本研究では，接触領域 $\boldsymbol{\Omega}_O$ が長方形，線分，点で表される面接触，線接触，点接触に加えて，エンドエフェクタによる把持部をひとつの接触として表した把持接触 [3] を扱う．図 4.7 に線接触，点接触の例，図 4.8 に把持接触の例を示す．

物体表面をサンプリングする方法としては，超一様分布の一種である Halton sequence [218] を利用する方法 [55] や物体の視覚データから把持可能であると推測される点を導出する手法 [128][124] が提案されている．本研究では凸多面体として近似された物体形状のエッジや面の分割点を指定したりヒューリスティックに把持候補点を与えるものとする．図 4.9 に物体形状を凸多面体近似しエッジの分割点や面の中央をサンプリング点とした例を示す．この

[3] 把持接触の力学制約の近似については式 3.123 参照．

(A) 脚立の関節　　(B) 関節角度の遷移

図 4.6: 物体関節角度の更新の例
(A) 一軸の回転関節をもつ脚立の例を示す．(B) 1 ステップ分の角度だけ回転した後の様子を示す．

ように物体表面をサンプリングして生成された接触は，接触が物体表面に存在するための制約を満たす．物体形状モデルが与えられない場合にセンサ情報に基づいて形状モデルを生成する手法については 5.3 節で説明する．

ある物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$ における物体・ロボット間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ はサンプリングされた接触の組み合わせで表す．組み合わせにおける接触の個数の上限は，ロボットの腕や指の本数等の幾何構造に応じて決める．接触の切り替えは図 4.10 のように接触をひとつ追加するか除去することで表す．接触位置から物体の外側に向けて一定のマージン領域を設け，その領域が環境と接触するような接触は除外する．これは物体操作計画の次の処理として行うロボットの動作計画においてロボットと環境の間に干渉が生じるような接触を事前に除去することで，効率よく全体の計画を行うためである．

4.2.4 物理的整合性推論による物体の操作実現性評価

前項で述べたサンプリングで幾何制約 $\boldsymbol{H}_O^{kin}$ を満たす物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$（物体の姿勢 $\boldsymbol{T}_O$，関節角度 $\boldsymbol{\psi}_O$，ロボットとの接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$）が生成され，これにより物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$ と接触 $\boldsymbol{C}_O$ が定まる．本項ではこの物体コンフィギュレーションと接触から物理的整合性推論に基づき，力学制約 $\boldsymbol{H}_O^{dyn}$ を満たさないものを除去し満たすものについては接触力 $\boldsymbol{Q}_O$ を求める手法を説明する．ここで，力学制約とは 3.4.3 項で定式化した制約のうち作用・反作用の法則（式 3.84 ，式 3.85 ）以外の力のつりあいや接触に関する制約である．作用・反作

(A) 点接触　　(B) 線接触

図 4.7: 点接触と線接触のサンプリングの例 [217]
物体表面に赤色で表された点や線はサンプリングされた点接触や線接触の領域を表す．双腕マニピュレータロボット Baxter[208] が接触している様子を示す．

(A) 把持接触　　(B) 把持接触ではない接触

図 4.8: 把持接触の例 [217]
把持接触は，ハンド等のエンドエフェクタを通して物体に許容範囲内の 6 軸力・モーメントを作用させられるような接触である．ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS[172] や Baxter が，把持接触やそれ以外の接触により物体に接触している様子を表す．

用の法則は，ロボットの動作計画でロボットが物体から受ける力を扱うときに考慮される．

物体力学モデルパラメータが既知の場合

まず，物体の力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}_O$（質量，重心位置，摩擦係数）が既知の場合を考える．サンプリングで生成された幾何制約を満たす物体コンフィギュレーションと接触を $\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O$ とする．$\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O$ が実現可能である（力学制約を満たす）かどうかを 3.3.1 項で述べた物理的整合性推論によって判定する．

物体接触 $\boldsymbol{C}_O$ が $\hat{\boldsymbol{C}}_O$ であると事前に決まっているので，ここでの物理的整合性推論は 3.3.1 項の説明における接触の一部が既知の場合に該当する．既知の接触，接触力 $\boldsymbol{C}_D, \boldsymbol{Q}_D$ と未知

(A) 物体形状の凸多面体近似の様子

(B) 物体表面のサンプリングの様子

図 4.9: 物体表面のサンプリングの例 [217]
(A) 物体形状を凸多面体として近似することで多様な物体を扱うことができる．(B) エッジの分割点や面の中心をサンプリング点とした様子の示す．

の接触，接触力 $\boldsymbol{C_U}, \boldsymbol{Q_U}$ は次式のようになる．

$$\boldsymbol{C_D} = \hat{\boldsymbol{C}}_O \tag{4.2}$$

$$\boldsymbol{C_U} = \emptyset \tag{4.3}$$

$$\boldsymbol{Q_D} = \emptyset \tag{4.4}$$

$$\boldsymbol{Q_U} = \boldsymbol{Q_O} \tag{4.5}$$

$\emptyset$ は対応する変数が存在しないことを表す．3.4.3 項での定式化において，マニピュレーションにおける力学制約は式 3.129 ，式 3.130 のように接触力 $\boldsymbol{Q}$ について線形な等式・不等式として表されることを指摘した．以上のことから，真偽判定による物理的整合性推論における実行可能性問題（式 3.39 ）は次式で表される．

$$\text{find } \boldsymbol{Q_O} \left(= \left\{ \boldsymbol{q_c} \,|\, c \in \hat{\boldsymbol{C}}_O \right\} \right) \tag{4.6}$$

$$\text{subject to } \sum_{c \in \hat{\boldsymbol{C}}_O} \boldsymbol{A}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, c; \boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O}) \boldsymbol{q_c} = \boldsymbol{b}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi_O}) \tag{4.7}$$

$$\sum_{c \in \hat{\boldsymbol{C}}_O} \boldsymbol{G}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, c; \boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O}) \boldsymbol{q_c} \geq \boldsymbol{h}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O; \boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O}) \tag{4.8}$$

図 4.10: 物体・ロボット間接触の遷移の例 [217]
接触がひとつ追加されるか除去されるような接触の組み合わせが遷移可能であるとする．

$\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O$ はサンプリングで与えられモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O}$ は問題設定より既知であるので，接触力 $\boldsymbol{Q_O}$ 以外の変数は決定されている．線形制約式 4.7 ，式 4.8 の係数行列，定数ベクトルを明示的に表すと式 4.6 は次式で表される．

$$\text{find} \quad \boldsymbol{q_{all}} \tag{4.9}$$

$$\text{subject to} \quad \boldsymbol{A_{all} q_{all}} = \boldsymbol{b} \tag{4.10}$$

$$\boldsymbol{G_{all} q_{all}} \geq \boldsymbol{h} \tag{4.11}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{q_{all}} = (\boldsymbol{q}_{c_1}^T \ \boldsymbol{q}_{c_2}^T \ \cdots \ \boldsymbol{q}_{c_N}^T)^T \tag{4.12}$$

$$\boldsymbol{A_{all}} = (\boldsymbol{A}_{c_1} \ \boldsymbol{A}_{c_2} \ \cdots \ \boldsymbol{A}_{c_N}) \tag{4.13}$$

$$\boldsymbol{G_{all}} = (\boldsymbol{G}_{c_1} \ \boldsymbol{G}_{c_2} \ \cdots \ \boldsymbol{G}_{c_N}) \tag{4.14}$$

$\boldsymbol{A}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, c_i; \boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O})$ を $\boldsymbol{A}_{c_i}$，$\boldsymbol{b}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi_O})$ を $\boldsymbol{b}$，$\boldsymbol{G}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, c_i; \boldsymbol{\kappa_O}, \boldsymbol{\phi_O})$ を $\boldsymbol{G}_{c_i}$，$\boldsymbol{h}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi_O})$ を $\boldsymbol{h}$ と略した．式 4.9 の実行可能性問題の解に基づいて，操作実現性の真偽は次のように判定される．

$$\text{feasible}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}_O) = \begin{cases} \textit{True} & \text{if eq.(4.9) is feasible} \\ \textit{False} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4.15}$$

操作実現性 $\text{feasible}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}_O)$ が真であるときは，式 4.9 の解 $\boldsymbol{q_{all}}$ が接触力 $\boldsymbol{Q_O}$ として得られる．

物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O = \{\boldsymbol{T}_O, \boldsymbol{\psi}_O, \boldsymbol{C}_{OR}\}$ から物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$ と接触 $\boldsymbol{C}_O$ が一

意に定まるため，$\boldsymbol{\sigma}_O$ に対応する $\boldsymbol{\theta}_O, \boldsymbol{C}_O$ の操作実現性を，以降では $\boldsymbol{\sigma}_O$ の操作実現性と称し feasible$(\boldsymbol{\sigma}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}_O)$ と表す．

物体力学モデルパラメータの確率分布が既知の場合

物体の力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}_O$ が未知でその確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}_O)$ のみが与えられている場合，操作実現性の真偽は確定的に求まらないが，操作実現確率 $P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ を求めることができる．これは物体幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}_O$ と物体力学モデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}_O)$ が与えられているもとで，物体のコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_O$ と接触 $\hat{\boldsymbol{C}}_O$ が実現可能となる確率である [4]．操作実現確率は式 4.15 の feasible$(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}_O)$ を用いて次式のように計算される．

$$P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O)) = \int_{\boldsymbol{\Phi}_O(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O)} P(\boldsymbol{\phi}'_O)\, d\boldsymbol{\phi}'_O \tag{4.16}$$

$$\text{where } \boldsymbol{\Phi}_O(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O) = \left\{ \boldsymbol{\phi}_O \,\middle|\, \text{feasible}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}_O) = \mathit{True} \right\} \tag{4.17}$$

$\boldsymbol{\Phi}_O(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O)$ は操作が実現可能であると判定されるような力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}_O$ の集合（力学モデルパラメータ空間の領域）である．操作実現確率 $P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ は，力学モデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}_O)$ を $\boldsymbol{\Phi}_O(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O)$ で積分することで求められる．$P(\boldsymbol{\phi}_O)$ は確率分布であり全領域にわたって積分すると 1 になるため，操作実現確率は 0 から 1 までの範囲内の値となる．

力学モデルパラメータの真値 $\boldsymbol{\phi}^*_O$ が既知である場合も，次式で表される確率分布を導入することで式 4.16 が適用できる．

$$P^*(\boldsymbol{\phi}_O) = \delta(\boldsymbol{\phi}_O - \boldsymbol{\phi}^*_O) \tag{4.18}$$

δ は多次元のデルタ関数を表す．$P^*(\boldsymbol{\phi}_O)$ は真値 $\boldsymbol{\phi}^*_O$ で無限大，それ以外で 0 であるような確率分布である．このとき，操作実現確率は次の関係を満たす．

$$P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P^*(\boldsymbol{\phi}_O)) = 1 \;\Leftrightarrow\; \text{feasible}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}^*_O) = \mathit{True} \tag{4.19}$$

$$P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P^*(\boldsymbol{\phi}_O)) = 0 \;\Leftrightarrow\; \text{feasible}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, \boldsymbol{\phi}^*_O) = \mathit{False} \tag{4.20}$$

操作実現確率は操作実現性の真偽判定を一般化したものであると見なすことができる．

操作実現性と同様に，$\boldsymbol{\sigma}_O$ に対応する $\boldsymbol{\theta}_O, \boldsymbol{C}_O$ の操作実現確率を以降では $\boldsymbol{\sigma}_O$ の操作実現確率と称し $P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ と表す．

[4] ここでの確率はベイズ統計学における主観確率を意味しており詳しくは 5.1 節で述べる．

4.2.5 物体操作状態グラフの生成と経路探索

4.2.3 項で物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$ をサンプリングし 4.2.4 項でそれが実現可能である確率 $P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ を計算することが可能となった．本項ではこれらを統合することで物体操作状態グラフ $\mathcal{G}(\boldsymbol{\sigma}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ を生成・探索し計画結果を取得する方法を説明する．以降では $\mathcal{G}(\boldsymbol{\sigma}_O \,|\, \boldsymbol{\kappa}_O, P(\boldsymbol{\phi}_O))$ を $\mathcal{G}(\boldsymbol{\sigma}_O)$ とするように前提条件を適宜略して表記する．

物体操作状態グラフ $\mathcal{G}(\boldsymbol{\sigma}_O)$ は，ノードが物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$（物体の姿勢 $\boldsymbol{T}_O$，関節角度 $\boldsymbol{\psi}_O$，ロボットとの接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$）を表す有向グラフである．エッジで結ばれた物体操作状態は遷移可能であることを表す．物体操作状態グラフは，初期状態に対応する物体操作状態をルートノードとして次式で表される expand で再帰的に展開することで生成する．

$$\text{expand}(\boldsymbol{\sigma}_O) = \{\hat{\boldsymbol{\sigma}}_O\} \tag{4.21}$$
$$\text{s.t.} \quad \begin{cases} \hat{\boldsymbol{\sigma}}_O \in \text{expand-pose}(\boldsymbol{\sigma}_O) \cup \text{expand-joint}(\boldsymbol{\sigma}_O) \cup \text{expand-contact}(\boldsymbol{\sigma}_O) \\ P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\sigma}}_O) \geq P_{\text{threshold}} \end{cases}$$

expand-pose，expand-joint，expand-contact はそれぞれ物体の姿勢，関節角，ロボットとの接触の遷移によって展開されたノードを表す．$P_{\text{threshold}}$ は操作実現確率 $P_{\text{feasible}}(\hat{\boldsymbol{\sigma}}_O)$ の閾値である．式 4.19，式 4.20 より物体の力学モデルパラメータが既知である場合は $0 < P_{\text{threshold}} \leq 1$ のいずれの閾値に設定しても閾値判定結果は同じとなる．式 4.21 は物体の姿勢，関節角，ロボットとの接触のいずれかの更新によって隣接したノードへ遷移することを表す．それぞれの遷移は次式で表される．

$$\text{expand-pose}(\boldsymbol{\sigma}_O) = \left\{ \hat{\boldsymbol{\sigma}}_O \,\middle|\, \hat{\boldsymbol{T}}_O \in \text{basic-motion}(\boldsymbol{T}_O) \wedge \hat{\boldsymbol{\psi}}_O = \boldsymbol{\psi}_O \wedge \hat{\boldsymbol{C}}_{OR} = \boldsymbol{C}_{OR} \right\} \tag{4.22}$$
$$\text{expand-joint}(\boldsymbol{\sigma}_O) = \left\{ \hat{\boldsymbol{\sigma}}_O \,\middle|\, \hat{\boldsymbol{T}}_O = \boldsymbol{T}_O \wedge \hat{\boldsymbol{\psi}}_O = \boldsymbol{\psi}_O \pm \Delta\boldsymbol{\psi}_O^i \wedge \hat{\boldsymbol{C}}_{OR} = \boldsymbol{C}_{OR} \right\} \tag{4.23}$$
$$\text{expand-contact}(\boldsymbol{\sigma}_O) = \left\{ \hat{\boldsymbol{\sigma}}_O \,\middle|\, \hat{\boldsymbol{T}}_O = \boldsymbol{T}_O \wedge \hat{\boldsymbol{\psi}}_O = \boldsymbol{\psi}_O \wedge |\hat{\boldsymbol{C}}_{OR} - \boldsymbol{C}_{OR}| = 1 \right\} \tag{4.24}$$

basic-motion は 4.2.3 項で説明した基本物体運動（代表的な滑り，転がり，ピボット，離地運動）を表す．$\Delta\boldsymbol{\psi}_O^i$ は i 番目の関節のみが 1 ステップ分だけ回転するような関節角度更新量である．$|\hat{\boldsymbol{C}}_{OR} - \boldsymbol{C}_{OR}|$ は遷移前後で変化した接触の個数を表す．図 4.11 にこれらの遷移の様子を示す．

展開する物体操作状態のノードの範囲を適切に制限することが，計画の計算量を抑えるために有効である．ノードの展開範囲制限の基準としては，(i) 物体の姿勢，関節角，ロボットとの接触のそれぞれについてルートノードから該当ノードまでの展開数に上限を設ける，(ii)

(A) 物体姿勢の遷移　(B) 物体・ロボット間接触の遷移

図 4.11: 物体操作状態グラフの展開の様子
物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_O$ は物体姿勢 $\boldsymbol{T}_O$，関節角 $\boldsymbol{\psi}_O$，ロボットとの接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ のいずれかの変化によって次の状態へ遷移する．物体が関節をもたない場合の遷移の例を示す．

同時に生じるロボットとの接触数に上限を設ける，(iii) ルートノードからの物体の並進・回転の累積変位の上限を指定するなどが考えられる．(i) によって，2 つの物体操作状態を往復するようなループに陥る問題が回避され，(ii) によって，後処理のロボットの動作計画においてロボットの接触可能な部位が不足する物体操作状態を事前に除外できる．また，(iii) によって，物体を傾けすぎないというような操作対象物の姿勢について満たされるべきヒューリスティックな条件を指定することができる．

図 4.12 にノードの展開を繰り返して生成された物体操作状態グラフの例を示す．グラフ $\mathcal{G}(\boldsymbol{\sigma}_O)$ の各ノードに対応する物体操作状態は物体の幾何・力学制約を満たすため，このグラフ上の全ての経路は準静的に実現可能である．このグラフ上で現在の状態を表すルートノードからタスクのゴール条件を満たすノードまでの経路を最良優先探索 [10] で探索する．接触の遷移では物体姿勢や関節角の遷移に比べてロボットの動きが大きくなるので，接触の遷移コストを物体姿勢，関節角の遷移コストの 2 倍とした．探索で得られた経路上の物体操作状態列 $\{\boldsymbol{\sigma}_O^{(\tau)}\}$ に対応する物体のコンフィギュレーション，接触，接触力の列 $\{\boldsymbol{\theta}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{C}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{Q}_O^{(\tau)}\}$ が計画された物体操作となる．このグラフはタスクのゴールとは独立であるので，事前に作成しておいたり別のタスクに再利用することで計算時間を短縮させることができる．

4.2.6 物体操作計画の適用例

二次元物体操作における操作実現確率の計算

二次元の物体操作について操作実現確率を計算する例を示す．関節をもたない二次元物体の操作において制約に影響する力学モデルパラメータは質量 m，物体座標系での重心位

図 4.12: 物体操作状態グラフの例 [217]
図はグラフの一部を表しており，グラフ全体は一万個以上のノードからなる．本例では物体は関節をもっておらず，各ノードは物体姿勢と物体・ロボット間の接触のセットを表す.

図 4.13: 二次元物体操作における操作実現確率の計算例 [219]
m は質量，$(\bar{p}_{g,x}, \bar{p}_{g,z})$ は物体座標系での重心位置，μ は並進摩擦係数を表す．$\bar{p}_{g,x}$ と μ は真値が未知であり一様な確率分布のみが与えられているとして，操作実現可能な力学モデルパラメータの領域と操作実現確率が導出されている．

置 $(\bar{p}_{g,x}, \bar{p}_{g,z})$，並進摩擦係数 μ である．図 4.13 (A) のようにこれらのパラメータを定める．$\bar{p}_{g,x}$ と μ は真値が未知であり，$\bar{p}_{g,x} \in [-0.5, 0.5]$ m，$\mu \in [0.5, 2.0]$ の範囲内の一様分布として確率分布 $P(\bar{p}_{g,x}, \mu)$ が与えられている．$\bar{p}_{g,x}$ と μ の範囲をそれぞれ 20 分割することで $[-0.5, 0.5]$ m $\times$ $[0.5, 2.0]$ の力学モデルパラメータ空間を 400 個のグリッドで表現する．各グリッドの中心に対応する $\bar{p}_{g,x}, \mu$ について操作実現性 feasible($\boldsymbol{\sigma}_O$) を判定することで操作実現可能な領域 $\boldsymbol{\Phi}_O(\boldsymbol{\sigma}_O)$ を導出し，この領域で確率分布 $P(\bar{p}_{g,x}, \mu)$ を積分することで操作実現確率 $P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_O)$ が計算される．図 4.13 (B) の 3 種類の操作について，操作実現可能な領域と操作実現確率の導出結果を図 4.13 (C) に示す．持ち上げ操作では，重心位置がロボットによる接触の支持領域の外に出る場合に実現不可と判定される．押し操作では，重心位置に依存した摩擦係数の上限値を超える場合に実現不可と判定される．傾け操作では，重心位置がロボットによる接触の反対側に存在する場合と重心位置が大きく偏り摩擦係数が小さい場合に実現不可と判定される．これらは物理的な直感に合致した結果であると言える．計算に要した時間は各操作についておおよそ 0.5 sec であった．

シミュレーション上での物体操作の計画

本節で説明した物体操作計画法を Open Dynamics Engine (ODE) [220] に基づいた動力学シミュレータ [221] 上での立方体形状物体の操作計画に適用した．物体の力学モデルパラメータ（質量，重心位置，摩擦係数）は既知であるとして物体を目的位置まで移動させる操作（図 4.14 (A)）と物体を持ち上げる操作（図 4.14 (B)）を計画した．複雑な物体運動や接触の切り替えが物体の幾何制約，力学制約を満たすように自動的に計画されている．同一形状で力学モデルパラメータの異なる複数の物体に対し操作を計画した結果，質量や摩擦係数に応じて押し操作，持ち上げ操作，ピボット操作等の様々な操作が得られた．計画の計算時間はおおよそ 1 sec から 1 min であった．物体操作状態グラフのノード数は数百から数千であり探索で得られた経路のノード数は約 10 であった．

複数物体マニピュレーションの計画

本節の物体操作計画法を拡張し複数物体のマニピュレーションに適用した．マニピュレーション対象の物体が N 個ある場合は，物体操作状態を $\boldsymbol{\sigma}_O = \{\boldsymbol{T}_{O_1}, \boldsymbol{\psi}_{O_1}, \boldsymbol{C}_{O_1R}, \cdots, \boldsymbol{T}_{O_N}, \boldsymbol{\psi}_{O_N}, \boldsymbol{C}_{O_NR}\}$ のように各物体の姿勢，関節角度，物体・ロボット間の接触が表されるように定義し，各物体の遷移を同時に考慮することで，複数物体のマニピュレーション計画が可能となる．複数物体の操作実現性評価のための物理的整合性推論については 3.4.4 項で説明した．図 4.15 に，2 つの直方体形状物体を移動させるための操作を計画した結果を示す．物体の摩擦係数に応じて押す，持ち上げるなどの操作が計画されただけでなく，ロボットによる把持の許容接触力が満たされるように，物体の質量に応じて 2 つまとめて持ち上げて運ぶ，ひとつずつ持ち上げて運ぶといった複数物体マニピュレーション特有の操作が自動的に計画されている．

4.2.7 ロボットマニピュレーションへの適用

計画された物体操作に基づくロボットの動作生成

計画された物体操作に基づいて逆運動学計算によりロボットの動作を生成する手法を述べる．ここでは物体と接触するロボット表面上の接触部位が与えられることを前提とする．ロボットの接触点を与えずに全身で物体に接触するような動作を生成する手法は 4.3 節で説明する．

(A) 物体を目的位置まで移動させるマニピュレーション

(B) 物体を持ち上げるマニピュレーション

図 4.14: シミュレーション上での物体操作の計画結果

m は物体の質量，μ_T^{robot} は物体・ロボット間の摩擦係数，μ_T^{env} は物体・環境間の摩擦係数を表す．質量や摩擦係数に応じて様々な物体操作が自動的に計画されている．“+contact” と “-contact” はそれぞれ接触の追加と除去を表す．(A) 摩擦係数が小さいときは押し操作，摩擦係数が大きいときはピボット操作が計画されている．摩擦係数が大きく物体姿勢を変えることが許されない場合は持ち上げ操作が計画されている．(B) 摩擦係数が大きい場合は，両側から挟む操作が計画されている．摩擦係数が小さい場合は，まず物体を傾けて次に底面に接触を追加して物体を支えてから持ち上げる操作が計画されている．

図 4.15: 複数物体マニピュレーションの計画結果
2 つの直方体形状物体を移動させる操作を各物体の質量，摩擦係数に 3 種類の異なる値を設定して計画した．Object1 は青色の物体，Object2 は赤色の物体を表す．m は物体の質量，μ_T^{robot} は物体・ロボット間の摩擦係数，μ_T^{env} は物体・環境間の摩擦係数を表す．各物体の質量や摩擦係数に応じて，2 つまとめて押す，2 つまとめて持ち上げる，ひとつずつ持ち上げるといった様々な物体操作が自動的に計画されている．“+contact” と “-contact” はそれぞれ接触の追加と除去を表す．

計画された物体操作は物体のコンフィギュレーション，接触，接触力の列 $\{\boldsymbol{\theta}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{C}_O^{(\tau)}, \boldsymbol{Q}_O^{(\tau)}\}$ として表される．各 τ についてロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_R^{(\tau)}$ を導出することでロボットの動作 $\{\boldsymbol{\theta}_R^{(\tau)}\}$ が得られる．物体操作計画で得られた物体・ロボット間の接触，接触力 $\boldsymbol{C}_{OR}, \boldsymbol{Q}_{OR}$ から，接触の交代性（式 3.65 から式 3.70 ），作用・反作用の法則（式 3.84 ，式 3.85 ）によってロボットが満たすべき接触，接触力 $\boldsymbol{C}_{RO}, \boldsymbol{Q}_{RO}$ が定められる．また，ロボット・環境間の接触 $\boldsymbol{C}_{RE}$ は，環境に固定されたロボットでは既知であり，環境に固定されていないロボットでは物体から一定距離だけ離れた位置等のヒューリスティックなルールで定めるものとする．以上のことから，ロボットの表面の接触部位は手先等として事前に与えられるものとして，ロボットの接触 $\boldsymbol{C}_R\,(=\boldsymbol{C}_{RO}\cup\boldsymbol{C}_{RE})$ とロボットが物体から受ける力 $\boldsymbol{Q}_{RO}$ のもとで幾何制約，力学制約を満たすようなロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_R$ を次式で導出する．

$$\boldsymbol{\theta}_R = IK(\boldsymbol{C}_R, \boldsymbol{Q}_{RO}; \boldsymbol{\kappa}_R, \boldsymbol{\phi}_R) \tag{4.25}$$

IK は逆運動学計算 (inverse kinematics) を表す．一般に微分運動学に基づく逆運動学計算

では次式で関節角度が繰り返し更新される [197].

$$\Delta\boldsymbol{\theta}_R = \boldsymbol{J}^{\#}(\boldsymbol{\theta}_R)\Delta\boldsymbol{r} + \{\boldsymbol{I} - \boldsymbol{J}^{\#}(\boldsymbol{\theta}_R)\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\theta}_R)\}\,\boldsymbol{z} \tag{4.26}$$

$\Delta\boldsymbol{\theta}_R$ は関節角の更新量であり，$\Delta\boldsymbol{r}$ はロボット接触部位の並進・回転移動量である．$\boldsymbol{z}$ は null-space（零空間）の操作量を表す．$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\theta}_R)$ は順運動学計算のヤコビ行列（ヤコビアン）であり，$\boldsymbol{J}^{\#}(\boldsymbol{\theta}_R)$ はその擬似逆行列である．本研究では，擬似逆行列の代わりに可操作度 [222] に基づいた SR-Inverse [223] を用いることで特異点周りの安定性を高める．また，ヤコビアンに重み行列を掛けることで関節可動域制約を守るような関節角度更新量を計算したり [224]，null-space の操作量に自己干渉や物体との干渉を回避するような関節速度を適用する [225] ことで，幾何制約を満たすことを保証する．さらに，重心ヤコビアンを用いてロボットの重心位置を操作することでロボットがバランスを維持できるように ZMP を調整する．接触部位に加わる外力 $\boldsymbol{Q}_{RO}$ に応じて ZMP にオフセットを加えることで，外力のもとでバランスが維持される ZMP 位置が導出される [111]．ZMP はロボットの力学制約のうち圧力中心制約に該当する．転倒がロボットに関して力学的に最も起こりやすい問題であり ZMP 制約によりこれが回避されるため，ここでは力学制約として ZMP 制約のみを考慮する．足裏の並進方向に大きな力を受ける場合などは摩擦制約等も考慮しなければならない [226]．このようにして計算されたロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_R$ は幾何制約と簡略化された力学制約を満たす．ロボットと物体の間に接触が生じたり離れたりする際は，補間時に干渉が生じないように適切な中継姿勢をヒューリスティックに与えるものとする．

全身逆運動学計算式 4.25 が解を持たない場合は，計画された物体操作に対応するロボットの動作が存在しないことを意味する．このときは，物体操作状態グラフからロボットのコンフィギュレーションが得られなかったノードを削除し再度経路探索を行うことで，あらたな物体操作を計画しロボットの動作を生成する．

抱え上げ動作への適用

本節の物体操作計画の結果に基づいて双腕マニピュレータロボット Baxter[208] が物体を抱え上げる動作を生成した．物体形状は直方体であり，力学モデルパラメータ（質量 m，並進摩擦係数 μ）は，軽くて高摩擦の物体（$m = 1\,\mathrm{kg}, \mu = 0.5$）と重くて低摩擦の物体（$m = 10\,\mathrm{kg}, \mu = 0.2$）の二種類とした．物体表面には図 4.8 (B) のように線接触領域をサンプリングし，物体が地

面と接触していない状態をゴール状態とした．ロボットの接触部位として前腕部の座標系を与え，全身逆運動学計算に基づいてロボットのコンフィギュレーションを生成した．

図 4.16 に物体操作の計画結果とそれに基づいて生成されたロボットの動作を示す．軽くて高摩擦の物体については両腕で左右の面を挟むような動作が計画され，重くて低摩擦の物体については傾けて底面に腕を回りこませて持ち上げる動作が計画された．計画時間は約 15 sec で，そのうち物体操作状態グラフの生成に要した時間が 13 sec であった．幾何制約を満たす 3836 個の物体操作状態のうち 1319 個が力学制約を満たした．基本物体運動における 1 ステップ分の並進・回転移動量は 200 mm，20 deg とした．

(A) 軽量・高摩擦物体　　(B) 重量・低摩擦物体

図 4.16: Baxter による抱え上げ動作の計画結果 [227]
物体の質量と摩擦係数に応じて幾何制約と力学制約を満たすロボットの抱え上げ動作が計画された．(A) 軽くて高摩擦の物体（$m = 1$ kg, $\mu = 0.5$）に対しては，両側を挟んで持ち上げる動作が計画された．(B) 重くて低摩擦の物体（$m = 10$ kg, $\mu = 0.2$）に対しては，傾けて底面を支えて持ち上げる動作が計画された．

図 4.17 に実際のロボットが計画された動作を実行している様子を示す．Baxter による抱え上げ動作では重量・低摩擦の物体を抱え上げの対象とした．軽量・高摩擦の物体に対して計画された動作（図 4.16 (A)）は計画通りに実現されなかったが重量・低摩擦の物体に対して計画された動作（図 4.16 (B)）は正しく実現されたことから，力学モデルパラメータに応じて正しい操作が計画されていることが確認された．

多様なマニピュレーション動作への適用

物体操作計画を以下の 5 種類のマニピュレーションに適用した．

(A) 等身大ヒューマノイド JAXON[228] によるドラム缶の運搬．

(B) 等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS による脚立の運搬．

(C) モバイルマニピュレータロボット PR2[229] による台車の運搬．

(A) Baxter による抱え上げ動作

(B) HRP2-JSKNTS による抱え上げ動作

図 4.17: 実ロボットによる抱え上げ動作の様子 [227]
Baxter と HRP2-JSKNTS が計画結果に基づいて全身で物体の抱え上げ操作を実行した．

(D) 等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS によるゴミ箱の運搬．

(E) 等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS によるやかんの運搬．

物体形状は凸多面体として近似し，物体力学特性は既知とした．

図 4.18 に計画されたロボットと物体の動作を示す．ドラム缶には転がし操作，脚立にはピボット操作，台車には押し操作，ゴミ箱には両手持ち上げ操作，やかんには片手持ち上げ操作がそれぞれ計画された．ドラム缶と脚立はどちらも重量で高摩擦の物体であり，脚立に関しては鉛直軸周りに 30 deg 以上回転しないという制約を導入したため，左右に交互に傾けるようなピボット操作が計画された．やかんに関しては取っ手に把持接触をサンプリングしたところ，ひとつの把持接触で持ち上げが実現可能であると判定された．表 4.1 に計画の計算時間を示す．それぞれの動作の計画時間は 30 sec から 3 min で，物体操作状態グラフの生成が計算時間の大部分を占めていた．グラフのノード数が大きいほど計算時間が長くなっており，ゴールに近いノードを優先して展開するヒューリスティクスの導入が高速化に有効であると考えられる．本節で説明した物体操作計画法により，多様な物体に対して適切なマニピュレーション動作が計画されていることが分かる．

4.2.8 本節のまとめ

本節では，物体の幾何制約，力学制約を満たす物体操作を計画する手法を提案した．物体操作は，物体コンフィギュレーション，接触，接触力のゴール状態までの列として表される．まず，物体の幾何制約を満たすコンフィギュレーションと接触をサンプリングして物体

(A) JAXON によるドラム缶の転がし操作 (m = 10 kg, μ^{robot} = 0.1, μ^{env} = 10.0)

(B) HRP2-JSKNTS による脚立のピボット操作 (m = 10 kg, μ^{robot} = 0.5, μ^{env} = 10.0)

(C) PR2 による台車の押し操作 (m = 10 kg, μ^{robot} = 0.1, μ^{env} = 0.05)

(D) HRP2-JSKNTS によるゴミ箱の両手持ち上げ操作 (m = 1 kg, μ^{robot} = 0.5, μ^{env} = 100.0)

(E) HRP2-JSKNTS によるやかんの片手持ち上げ操作 (m = 1 kg, μ^{robot} = 0.5, μ^{env} = 100.0)

図 4.18: ロボットによる多様なマニピュレーションの計画結果 [217]
$m, \mu^{robot}, \mu^{env}$ はそれぞれ物体の質量，物体・ロボット間の摩擦係数，物体・環境間の摩擦係数を表す．まず物体のコンフィギュレーションと接触が計画され，それに基づいてロボットの動作が計画されている．物体の力学モデルパラメータに応じて様々なマニピュレーション行動が適切に計画されている．

表 4.1: 物体操作計画の計算時間 [217]

操作タスク	計算時間 [sec]			ノード数	
	グラフ生成	経路探索	ロボット動作生成	物体操作状態グラフ	経路探索結果
(A)	165	0.031	0.49	10100	13
(B)	133	0.093	0.24	5859	13
(C)	164	0.026	0.14	2239	12
(D)	28	0.0052	0.17	1086	13
(E)	17	0.0035	0.11	1061	12

図 4.18 の各物体操作の計画時間とノード数を示す．計算時間の大部分が物体操作状態グラフの生成に費やされており，グラフのノード数が多いほど計算時間が長い．

操作状態を生成し，次に，物体操作状態が力学制約を満たすか判定する．力学制約の判定では，物理的整合性推論によって力学モデルパラメータの確率分布から操作実現確率が計算される．この計算法は，物体力学モデルパラメータが既知である場合の力学制約判定を一般化したものであり，これによって物体力学モデルパラメータが未知であり確率分布のみが与えられる場合にも適用可能となった．実現可能であると判定された物体操作状態を展開することで物体操作状態グラフを生成し，グラフ内で初期状態からゴール状態までの経路を探索することで物体操作を計画する．本手法の妥当性を検証するために，操作実現確率の計算例とシミュレーション上での物体操作計画例を示し，物体の力学モデルパラメータに応じて多様な操作が計画されることを確認した．さらに，全身逆運動学計算に基づくロボット動作生成法と統合してロボットのマニピュレーションへ適用する実験を行い，物体操作計画法の有効性を示した．本手法では，物体の制約が満たされるように，複雑な物体運動と接触切り替えを伴う把持操作からグラスプレス・マニピュレーションまでの多様な物体操作が自動的に計画されることから，幅広いマニピュレーションタスクへの適用が可能である．さらに，本手法はマニピュレーションにおける幾何・力学モデルに基づいているため，指定されたサンプリング幅で実現できるタスクでは十分な計算時間のもとで計画結果が確実に得られる完全性や操作実現確率が指定された最小値を上回る操作のみが選択される信頼性が保証されている点が，実世界でのマニピュレーションに適用する際の有用な特徴である．

今後の課題としては，物体操作において人間が常識として暗黙的に課しているルールを，物体操作状態ノードの展開におけるヒューリスティックな条件として与えずともロボットが自動的に獲得することが挙げられる．棚を運搬する際に，地面との接触を許容する面は底面のみであり，全体をひっくり返すような操作は望ましくないというような物体操作における

常識に関する条件は，物理法則を表す幾何制約，力学制約のみからは導出できず，ロボットが人に尋ねたり観察することで新たなルールを獲得する枠組みが必要となる．

4.3 幾何干渉計算による接触点導出に基づく全身接触運搬行動

4.3.1 全身接触運搬行動の関連研究

重量物運搬行動はロボットに実現することの期待される重要なタスクのひとつである．ヒューマノイドロボットは他の形態のロボットに比べ全身に多くの自由度を分布させており，持ち上げ操作 [106]，押し操作 [230]，抱え上げ操作 [107]，ピボット操作 [83] 等の多様な運搬動作戦略を実現することが可能である．ロボットが実現可能な運搬タスクの負荷上限は一般にハードウェア仕様によって決定されるが，多種多様な運搬行動の中から効率的な動作を選択することでロボット自身の身体構造を最大限に活用し，より高負荷な運搬タスクを実現することが可能となる．特に多自由度を有するヒューマノイドは実現可能な動作の範囲が広く，効率的な動作の生成法を明らかにすることの意義が大きい．

等身大ヒューマノイドが手先で物体と接触し操作する運搬動作に関しては多くの研究がなされている．二足歩行と比較した際の運搬動作の特徴は手先に外力が加わる点である．二足歩行におけるバランス指標として zero moment point (ZMP) [93] が広く使われている [95][231] が，これを応用することで運搬操作における歩行動作生成が可能となる [230][232][113]．物体を操作するために必要な接触力の大きさと作用点の位置から必要接触力に相当する ZMP オフセットを計算し，これを目標 ZMP に加えて動作を生成することで，対象物に力を加えながら歩行することができる．一般に物体を操作するために必要な接触力は未知であるため，手先接触力制御を用いて物体が動き始めた時点での接触力を計測することで，能動的に必要接触力を推定する手法が提案されている [108]．運搬操作における歩行時には運搬対象物を介して通常歩行時より大きな外乱を受けることが考えられる．二足歩行における外乱への対応策としては，姿勢センサ，力覚センサ情報を用いた安定化制御器により目標動作軌道への追従性を向上させる手法が提案されている [49]．本研究では，これらの先行研究で提案された動作生成，制御法に加え目標足配置をセンサ情報に基づいてオンラインで修正することで全身接触を伴う運搬操作行動を安定に実現する．また，物体を操作するための必要接触力は未知として扱い必要に応じて姿勢や接触部位を変えて物体を操作することを試行錯誤的に行い未知物体の運搬を実現する．

人間が重量物を押す場合には手先だけでなく肩，胸，脚等の部位を対象物に接触させており，ヒューマノイドにおいても全身の部位を接触させるような運搬操作は高負荷な運搬行動において有効な運搬動作戦略であることが期待される (図 4.19)．ヒューマノイドによる全身接触行動は手先・足先が環境と接触する従来の行動を拡張した行動様式と位置づけられ，これを実現するために様々なセンサ構成法や動作計画法が開発されている．外力の計測・推定法としては，スケーラブルな形状適合型の触覚センサを全身に実装する手法 [233] や全身関節トルク計測値から外力を推定する手法 [234] が提案されている．また，外力を外乱と見なしてこれを吸収するためのバランス安定化制御器が提案されている [50]．金広ら [235] は静的に安定な動作を遷移させることにより起き上がりのような複雑な全身接触動作を実現できることを等身大ヒューマノイド実機による実験で示している．本研究では位置指令型関節を有するロボットを想定し，関節トルク計測値を必要としない手先・足先の 6 軸力覚センサを利用する手法 [236] により，運搬対象物から受ける外力を推定し制御する．また，静的に安定な状態を維持しながら運搬姿勢を遷移させて，物体に加える接触力を段階的に大きくする手法を提案する．

本節では，物体との接触部位を手先に限定せず全身から選択することが可能な運搬動作姿勢の生成法を提案し，様々な接触部位を利用した運搬動作姿勢の生成例を示す．また，歩行時の足配置をセンサ情報に基づきリアルタイムに修正することで対象物の運動に対してロバストな歩行動作を実行する方法を提案し，等身大ヒューマノイド実機を用いて大型重量物の多様な運搬操作行動実験を行い提案手法の有効性を検証する．なお，本節の内容は筆者主著論文 [237] を本論文の趣旨に沿って書き改めたものである．

(A) 背中での接触による押し操作　(B) 前腕での接触による押し操作　(C) 人間による押し操作　(D) 台車型ロボットによる押し操作

図 4.19: 全身接触による押し操作の例 [237]

4.3.2 全身接触運搬行動の概要

全身接触による運搬行動の特徴

ロボットが動作を実現するために満たすべき制約のひとつに関節トルクの上限が挙げられる．押し操作姿勢の例を通して，手先以外の部位を対象物に接触させて押し操作力を加えることで全身の関節トルクを小さく抑えられることを示す．

図 4.20 は等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS[172] が物体を (A) 両手に 50N ずつの力を加えて前に押す場合と (B) 腰に 100N の力を加えて後ろに押す場合を示している．両者とも押し操作力を考慮した ZMP が足裏支持領域の中に入っており関節トルクが許容値に収まっているため実現可能な押し操作である．逆動力学計算により静止時の関節トルクを導出すると，全身関節トルクベクトル $\boldsymbol{\tau}$ のノルム $\|\boldsymbol{\tau}\|$，最大トルク比率ベクトルのノルム $\|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\|$，最大負荷関節のトルク $\max(\boldsymbol{\tau})$ は，(A) 両手で押す場合，$\|\boldsymbol{\tau}\| = 87.4$ Nm, $\|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\| = 0.61$, $\max(\boldsymbol{\tau}) = 54.5$ Nm (knee-pitch)，(B) 腰で押す場合，$\|\boldsymbol{\tau}\| = 60.8$ Nm, $\|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\| = 0.41$, $\max(\boldsymbol{\tau}) = 39.9$ Nm (knee-pitch) となっており，いずれの指標も腰で押す場合の方が小さいことが分かる．全身の関節トルクが小さいということは，より重たい物体をより小さいエネルギー消費で運搬できることを意味しており，エネルギー効率の観点において優れた運搬動作戦略である．

(A) 両手で押す場合

$\|\boldsymbol{\tau}\| = 87.4$ Nm
$\|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\| = 0.61$
$\max(\boldsymbol{\tau}) = 54.5$ Nm (knee – pitch)

(B) 腰で押す場合

$\|\boldsymbol{\tau}\| = 60.8$ Nm
$\|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\| = 0.41$
$\max(\boldsymbol{\tau}) = 39.9$ Nm (knee – pitch)

図 4.20: 両手と腰で接触する押し操作の比較 [237]
赤色の矢印はロボットが物体から受ける接触力を表す．(A) 左右それぞれの手で 50 N の接触力を前向きに加えて物体を押す．(B) 背中で 100 N の接触力を後ろ向きに加えて物体を押す．

エンドエフェクタリンク (手先) よりもルートリンク (腰) に近いリンクで物体に力を加えることは，関節最大トルク比率を小さくすることに寄与する場合が多い．図 4.21 のグラフは等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS の腰から手先までの関節最大許容トルクを表しており，ルートリンクに近い関節ほど最大許容トルクが大きいことが読み取れる．このことから，手先で押す動作において手先寄りの弱い関節で許容トルクを超えてしまうような運搬対象物であっても，ルートリンク寄りの他の部位を接触させることでトルク制約を満たしながら運搬できる可能性がある．また，ルートリンク寄りの部位を接触させることで，腰付近の関節のモーメントアームが短くなり負荷トルクが低減されることも期待される．

図 4.21: HRP2-JSKNTS の関節最大許容トルク [13]
グラフ中で関節は左から右に腰リンクから手先へ向かって並べられている．wist, shld, elbw, wrst はそれぞれ腰 (waist)，肩 (shoulder)，肘 (elbow)，手首 (wrist) を表す．ルートリンクである腰リンクに近い関節の方が大きなトルクを発揮できる傾向が読み取れる．

全身接触運搬行動の実行手順

全身接触運搬行動の実現のために解決すべき課題として以下の 4 点が挙げられる．(i) 全身の中からどの部位を接触させるか決定する，(ii) 運搬に必要な接触力を作用させることのできる姿勢への遷移を計画する，(iii) 力覚センサ未装着部位に作用する接触力を制御する，(iv) 直接計測できない外力が加わっている状況下で安定に歩行する．本節ではこれらの課題に対応する手法を提案し，等身大ヒューマノイドにより全身接触運搬行動を実現することを

目的とする．

図 4.22 に全身接触運搬行動の生成・実行手順を示す．まず，ロボットと対象物の幾何・力学モデルからオフラインで運搬操作のための全身接触姿勢を生成する．ここで生成された運搬操作姿勢の候補を実ロボットが試行的に適用し，物体を運搬するための姿勢と必要な接触力をセンサ情報に基づいて推定する．この接触力を加えながら歩行することでロボットによる物体の運搬が実現される．以降では，4.3.3 項でオフラインの全身接触運搬姿勢生成法，4.3.4 項で試行運搬操作の実行法，4.3.5 項で運搬歩行動作のための足配置修正法を提案し，4.3.6 項において実機とシミュレーションを用いた全身接触運搬行動実験を行い提案手法の有効性を示す．

図 4.22: 全身接触運搬行動の生成・実行手順 [237]
まず，ロボットと物体の幾何，力学モデルに基づいて全身接触姿勢を生成し運搬姿勢の候補とする．次に，実機で試行運搬操作を実行し必要な操作力を推定して，最後に，操作力を加えながら歩行することで物体を運搬する．

4.3.3 ヒューマノイドの全身接触運搬姿勢の生成・計画

本項では，全身接触運搬行動における全身接触姿勢生成や姿勢遷移計画をオフラインで行う手法を提案する．

全身接触運搬姿勢の生成・計画手順

図 4.23 に全身接触運搬姿勢の生成・計画手順を示す．操作対象物の運動と接触を表す物体コンフィギュレーション・接触・接触力 $\{\boldsymbol{\theta}_O, \boldsymbol{C}_O, \boldsymbol{Q}_O\}$ が与えられるものとする．これは，4.2 節の物体操作計画法による前段階処理で導出したりヒューリスティクスに基づいて決定することで得られる．まず，物体のコンフィギュレーション・接触・接触力とランダムなロボットコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_R^{\mathrm{rand}}$ から幾何干渉計算によってロボット・物体間の接触を導出し，幾何制約を満たすロボットの接触 $\{\boldsymbol{C}_R, \boldsymbol{Q}_R\}$ を決定する．その後，ロボットの力学制約が満たされるように ZMP を考慮した全身逆運動学計算によって，全身接触運搬姿勢を表すロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_R$ を生成する．

ロボット・物体間の接触 $\boldsymbol{C}_{RO}$ は，事前に与えられる物体の接触 $\boldsymbol{C}_O$ と後から決定されるロボットの接触 $\boldsymbol{C}_R$ の両方に含まれており，両者の間に矛盾が生じてはならない．ここでは，幾何干渉計算で導出されたロボットの接触が，事前に与えられた物体の接触に対して十分近傍であり操作が実現可能である場合のみ有効であるものとし，物体の接触の位置をロボットの接触の位置に合わせて上書くこととする．

図 4.23: 全身接触運搬姿勢の生成・計画手順
幾何干渉計算によって幾何制約を満たすロボット・物体間の接触を導出し，全身逆運動学計算によって力学制約を満たすロボットのコンフィギュレーションを生成する．物体のコンフィギュレーション・接触・接触力は物体操作計画によって事前に得られるものとする．

幾何干渉計算を利用した全身接触運搬姿勢のランダム生成

まず，ロボットが物体に加える接触力 $\boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}$ が与えられたときに，これを実現するためのロボットのコンフィギュレーション（全身関節角度とルートリンクの位置姿勢）$\boldsymbol{\theta}_R$ を生成す

る．ロボットによる実現可能性やエネルギー効率等を考慮して，全身関節負荷の小さい姿勢を生成することを目標とする．

Algorithm. 4.1 に全身姿勢の生成手順を示す．生成手順の概要は以下のとおりである：(1) ランダムな全身姿勢を生成する，(2) 物体との接触点を導出する，(3) バランス維持のために姿勢を修正する，(4) 関節負荷を計算し評価する．多様な押し姿勢が生成されることを期待してランダムベースな生成法を採用している．

Algorithm 4.1 全身接触運搬姿勢のランダム生成

1: Given: $\boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}$
2: $\boldsymbol{\theta}_R \leftarrow$ generateRandomPosture()
3: $\boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}} \leftarrow$ getContactPoint($\boldsymbol{\theta}_R$)
4: **repeat**
5: **while not** checkBalancing($\boldsymbol{\theta}_R, \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}, \boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}}$) **do**
6: $\boldsymbol{\theta}_R \leftarrow$ solveBalancingPosture($\boldsymbol{\theta}_R, \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}, \boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}}$)
7: **end while**
8: $\boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}} \leftarrow$ getContactPoint($\boldsymbol{\theta}_R$)
9: **until** checkBalancing($\boldsymbol{\theta}_R, \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}, \boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}}$)
10: $r_\tau \leftarrow$ calcTorque($\boldsymbol{\theta}_R, \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}, \boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}}$)
11: **return** $\boldsymbol{\theta}_R, r_\tau$

以下で Algorithm. 4.1 の関数について説明する．

generateRandomPosture() では，ランダムな全身姿勢を生成する．地面が水平であると仮定して，左右足裏が平行に並び水平面上に載るように足裏は配置されるものとする．上半身関節角 $\boldsymbol{\theta}_R^{\mathrm{upper}}$ については可動域内でランダムな角度を生成し，下半身関節角 $\boldsymbol{\theta}_R^{\mathrm{lower}}$ については上述の足裏配置条件を満たすランダムな左右足先目標位置から逆運動学計算により生成する．

getContactPoint() では，幾何干渉計算に基づきロボット･物体間の接触点を導出する．図 4.24 (A) に示すように幾何シミュレータ内において，物体モデルをロボットから十分離れた初期位置に配置し，ロボットモデルへ向けて物体モデルを微小移動してから干渉計算することを繰り返し行い，ロボットと物体が最初に接触した点を接触点とする．

checkBalancing() では，ロボットがバランス条件を満たすか判定する．以下でロボットが外力を受けているときの ZMP を導出し，これが支持領域内にあるための条件を定式化する．ZMP まわりのモーメント $\boldsymbol{n}_Z$ は次のように表される．

$$\boldsymbol{n}_Z = \dot{\boldsymbol{L}}_G + m(\boldsymbol{p}_G - \boldsymbol{p}_Z) \times (\ddot{\boldsymbol{p}}_G - \boldsymbol{g}) - (\boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}} - \boldsymbol{p}_Z) \times \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}} \tag{4.27}$$

$\boldsymbol{p}, \boldsymbol{f}, \boldsymbol{n}, \boldsymbol{L}$ はそれぞれ位置，力，モーメント，角運動量を表す．添字の Z, ex, G はそれぞれ ZMP，外力，重心を表す．m はロボットの質量である．本論文ではロボット・物体間の接触を点接触であるとみなし生じるモーメント $\boldsymbol{n}_{\mathrm{ex}}$ はゼロであると近似する．ZMP においては水平軸まわりのモーメントがゼロになるので，$\boldsymbol{n}_Z$ の y 成分 $n_{Z,y}$ がゼロであるとして ZMP $\boldsymbol{p}_Z$ の x 座標 x_Z が求まる．

$$\begin{aligned} x_Z &= \frac{-\dot{L}_{G,y} + m x_G(\ddot{z}_G + g) - m(z_G - z_Z)\ddot{x}_G}{m(\ddot{z}_G + g) - f_{\mathrm{ex},z}} \\ &\quad - \frac{x_{\mathrm{ex}} f_{\mathrm{ex},z} - (z_{\mathrm{ex}} - z_Z) f_{\mathrm{ex},x}}{m(\ddot{z}_G + g) - f_{\mathrm{ex},z}} \end{aligned} \tag{4.28}$$

ZMP の y 座標も同様に導出される．ここで，ロボットは準静的に物体を押すものとして加速度運動による影響はないものと近似すると

$$\dot{\boldsymbol{L}}_G = \ddot{\boldsymbol{p}}_G = \boldsymbol{0} \tag{4.29}$$

$$x_Z = \frac{m x_G g - x_{\mathrm{ex}} f_{\mathrm{ex},z} + (z_{\mathrm{ex}} - z_Z) f_{\mathrm{ex},x}}{mg - f_{\mathrm{ex},z}} \tag{4.30}$$

さらに，ロボットは前後方向にのみ物体に力を加え，足裏の載る平面の z 座標をゼロとすると

$$f_{\mathrm{ex},z} = z_Z = 0 \tag{4.31}$$

$$x_Z = \frac{m x_G g + z_{\mathrm{ex}} f_{\mathrm{ex},x}}{mg} \tag{4.32}$$

ロボットが転倒しないための条件は，図 4.24 (B) に示すように ZMP が足裏支持領域内に存在することであるので，x 方向の条件は次のようになる．

$$x_{\min} < x_Z < x_{\max} \tag{4.33}$$

$x_{\max}, x_{\min}$ は足裏支持領域の x 座標範囲の最大値，最小値である．

solveBalancingPosture() では，全身逆運動学計算によりバランス条件を満たすように全身姿勢を逐次更新する．

$$\boldsymbol{\theta}_R^{\mathrm{new}} = \boldsymbol{\theta}_R^{\mathrm{prev}} + \Delta\boldsymbol{\theta}_R \tag{4.34}$$

$$\Delta\boldsymbol{\theta}_R = \boldsymbol{J}_{\mathrm{limb}}^{\#} \Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{limb}} + (\boldsymbol{E} - \boldsymbol{J}_{\mathrm{limb}}^{\#} \boldsymbol{J}_{\mathrm{limb}}) \boldsymbol{J}_{\mathrm{G}}^{\#} \Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{G}} \tag{4.35}$$

$$\Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{limb}} = \boldsymbol{0} \tag{4.36}$$

$$\Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{G}} = -K_Z(\boldsymbol{p}_{\mathrm{Z}} - \boldsymbol{p}_{\mathrm{Z}}^{\mathrm{dest}}) \tag{4.37}$$

$$\text{where} \quad \Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{limb}} = \boldsymbol{J}_{\mathrm{limb}} \Delta\boldsymbol{\theta}_R\,, \quad \Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{G}} = \boldsymbol{J}_{\mathrm{G}} \Delta\boldsymbol{\theta}_R \tag{4.38}$$

(A) 接触点の導出　　(B) バランス条件

図 4.24: 全身接触運搬姿勢の生成の様子 [237]
(A) 物体とロボットの幾何干渉が検知されるまで，物体をロボットに向かって移動させることで接触点を導出する．(B) x_{max}, x_{min}, x_{Z}, $f_{\mathrm{ex,x}}$ は，それぞれ，つま先，かかと，ZMP，接触力作用点の x 座標を表す．ロボットがバランスを維持するためには，x_{Z} が x_{min} から x_{max} の間に存在する必要がある．

$\boldsymbol{p}_{\mathrm{limb}}$ は手先・足先位置を表し，式 4.38 のように $\boldsymbol{J}_{\mathrm{limb}}$ は手先・足先位置に関するヤコビアン，$\boldsymbol{J}_{\mathrm{G}}$ は重心ヤコビアンである．$X^{\#}$ は X の擬似逆行列を表す．K_{Z} は ZMP 誤差から重心修正量を計算する際の定数ゲインである．この計算により手先・足先位置を保持しながら，目標重心修正量 $\Delta\boldsymbol{p}_{\mathrm{G}}$ を指定して全身姿勢を更新することができる．目標 ZMP $\boldsymbol{p}_{\mathrm{Z}}^{\mathrm{dest}}$ は，安定余裕が最大になるように足裏支持領域の中心 (式 4.33 の範囲の中心) とした．現在の姿勢における ZMP $\boldsymbol{p}_{\mathrm{Z}}$ は，式 4.32 により計算する．式 4.37 において目標重心修正量として ZMP 修正量を指定しているが，式 4.32 を ZMP x_Z が重心 x_G の関数であるとみなすと

$$\frac{\partial x_Z}{\partial x_G} = 1 \tag{4.39}$$

であるから，重心位置の修正量が ZMP に反映されバランス条件を満たすように全身姿勢を修正することができる．

calcTorque() では，全身の関節トルクを導出し全身負荷指標として最大トルク比率 r_τ を計算する．関節トルクは接触力からヤコビアンの転置を用いて求められる．

$$\boldsymbol{\tau} = -\boldsymbol{J}_{\mathrm{ex}}^T \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}} \\ \boldsymbol{0} \end{pmatrix} - \boldsymbol{J}_l^T \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}_l \\ \boldsymbol{n}_l \end{pmatrix} - \boldsymbol{J}_r^T \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}_r \\ \boldsymbol{n}_r \end{pmatrix} + \boldsymbol{\tau}_G \tag{4.40}$$

式中の添字の l, r は左足，右足を表す．$\boldsymbol{J}_{\mathrm{ex}}, \boldsymbol{J}_l, \boldsymbol{J}_r$ は，ロボット・物体間の接触位置に関するヤコビアン，左右足先位置に関するヤコビアンである．$\boldsymbol{\tau}_G$ は自重補償のための関節トルクである．ロボットが物体との接触点の他に左右の足先でのみ環境と接触しているとき，左右足先にかかる力・モーメント $\boldsymbol{f}_l, \boldsymbol{n}_l, \boldsymbol{f}_r, \boldsymbol{n}_r$ は以下のように求められる．ロボットに加わる力・モーメントのつりあいの方程式は次のようになる．

$$\boldsymbol{G}\boldsymbol{f}_{feet} + \boldsymbol{h}_{\mathrm{ex}} = \boldsymbol{0} \tag{4.41}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{G} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{E} & \boldsymbol{O} & \boldsymbol{E} & \boldsymbol{O} \\ \boldsymbol{p}_l\times & \boldsymbol{E} & \boldsymbol{p}_r\times & \boldsymbol{E} \end{pmatrix} \tag{4.42}$$

$$\boldsymbol{f}_{feet} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}_l^T & \boldsymbol{n}_l^T & \boldsymbol{f}_r^T & \boldsymbol{n}_r^T \end{pmatrix}^T \tag{4.43}$$

$$\boldsymbol{h}_{\mathrm{ex}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}} + m\boldsymbol{g} \\ \boldsymbol{p}_{\mathrm{ex}} \times \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}} + \boldsymbol{p}_G \times m\boldsymbol{g} \end{pmatrix} \tag{4.44}$$

擬似逆行列を用いて足先力・モーメント $\boldsymbol{f}_{feet}$ は次のように求まる．

$$\boldsymbol{f}_{feet} = -\boldsymbol{G}^{\#}\boldsymbol{h}_{\mathrm{ex}} \tag{4.45}$$

$\boldsymbol{G}$ は 6×12 の行列であり，足先力・モーメントは一意に定まらない．式 4.45 はノルム最小解を返し，これは左右足先間の内力が最小の場合に対応する．式 4.40，式 4.45 より，全身関節トルクは外力とその作用位置から次のように計算される．

$$\boldsymbol{\tau} = -\boldsymbol{J}_{\mathrm{ex}}^T \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}} \\ \boldsymbol{0} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \boldsymbol{J}_l^T & \boldsymbol{J}_r^T \end{pmatrix} \boldsymbol{G}^{\#}\boldsymbol{h}_{\mathrm{ex}} + \boldsymbol{\tau}_G \tag{4.46}$$

$$r_\tau = \|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\| \quad \text{(division for each element)} \tag{4.47}$$

全身接触押し操作姿勢の生成例

提案した手法により等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS が 50 N, 100 N, 150 N, 200 N の押し操作力を加えながら物体を前後に押す姿勢を生成した．式 4.37 における K_Z は 0.6 とした．物体の押し方向が前後方向であることから，効率的に有効な姿勢を生成するために，generateRandomPosture() において左右対称な姿勢を生成するように制約を加えた．

図 4.25 に生成された全身接触運搬姿勢を示す．手先，手首，腰，背中，頭等多様な部位が接触点として選択されている．ここでは，左右対称な姿勢に限定したランダムな姿勢をもとに押し操作姿勢を生成している．押し操作力の大きい条件下ではロボットが全身を物体に傾けて自重を利用するような姿勢が自動的に生成されている．押し操作力が大きくなるほど

全身関節負荷は大きくなるが，操作力の大小に関わらず腰で後ろ向きに押す姿勢は他の部位で押す姿勢に比べて最大トルク比率が小さい傾向があることが分かる．

また，図 4.26 に示すように JAXON[228]，Atlas[14]，Pepper[4] 等多様なロボットにおいても提案手法により全身の部位を接触させる押し操作姿勢が生成されることを確認した．

全身接触運搬姿勢の遷移計画

一般に物体を操作するために必要な接触力は未知であるため，ロボットが物体に加える接触力 $\boldsymbol{f}_{\mathrm{ex}}$ を徐々に増加させ物体の運動を検知することで，必要接触力を調べることができる．まず，運搬操作のための全身接触姿勢が与えられたとき，その姿勢でバランスを維持することのできる接触力の範囲を求める．式 4.32 を式 4.33 に代入し接触力 $f_{\mathrm{ex},x}$ について解くことで，以下の条件式が得られる．

$$
\begin{aligned}
f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{min}} < f_{\mathrm{ex},x} < f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{max}} \\
f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{min}} = \frac{mg(x_{\mathrm{min}} - x_G)}{z_{\mathrm{ex}}} \\
f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{max}} = \frac{mg(x_{\mathrm{max}} - x_G)}{z_{\mathrm{ex}}}
\end{aligned}
\tag{4.48}
$$

接触力を徐々に大きくしていき上限値 $f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{max}}$ に達した状態において物体が運動しなかった場合，姿勢を切り替えてさらに大きな接触力を加える必要がある．この際に，ロボットのバランス維持，物体運搬操作の必要接触力検知の 2 点の理由から物体に加える接触力は連続的に変化させられることが望ましい．したがって，pose1, pose2 を共通の接触点をもつ異なる姿勢として pose1 から pose2 へ遷移するとき，接触力上下限値について以下の条件が満たされるべきである．

$$
f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{max}}^{\mathrm{pose1}} \geq f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{min}}^{\mathrm{pose2}} \tag{4.49}
$$

このとき $f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{min}}^{\mathrm{pose2}} \leq f_{\mathrm{ex},x} \leq f_{\mathrm{ex},x,\mathrm{max}}^{\mathrm{pose1}}$ なる接触力 $f_{\mathrm{ex},x}$ を加えて姿勢を遷移することで，接触力を連続に保ちながら増加させ続けることが可能となる．

ここでは遷移前後の姿勢が満たすべき条件を扱ったが，物体との接触を維持しながら足の踏み替えを行い姿勢を遷移させる動作は一般に動的なものとなる．この動作中に接触点における接触力を維持し続けるような動的動作生成法は今後の課題とする．

図 4.25: HRP2-JSKNTS による全身接触押し操作姿勢の生成結果 [237]
4 段階の押し操作力ごとに全身接触押し操作姿勢を生成した．姿勢は $r_\tau = \|\boldsymbol{\tau}/\boldsymbol{\tau}_{\max}\|$ の評価値が小さい順に並べられている．

(A) JAXON[228] (B) Atlas[14] (C) Pepper[4]

図 4.26: 様々なロボットによる全身接触押し操作姿勢の生成結果 [237]
JAXON と Atlas は 200 N の操作力，Pepper は 50 N の操作力で物体を押している．

4.3.4 操作力未知物体に対する試行運搬操作の実行

生成された全身接触運搬姿勢に基づいて運搬動作を実行する．全身接触運搬行動は，(i) 両足を接地させた姿勢で物体との接触力を徐々に増加させ物体運搬に必要な操作力を推定する試行フェーズと (ii) 推定された操作力を加えながら歩行して運搬する歩行フェーズの 2 フェーズによって実行される．本項では押し操作を対象として試行フェーズについて説明し，次項では歩行フェーズについて説明する．

インピーダンス制御による目標接触力の実現

静的な押し姿勢において，ロボットは足裏を通して地面から前後方向の力を受け，対応する力を物体に押し操作力として作用させる．ある押し姿勢において実現可能な接触力の範囲内 (式 4.48 参照) でロボットが物体に加える接触力を徐々に増加させるために，本論文では足先の押し方向に位置指令型インピーダンス制御 [238] を適用し接触力を制御する．インピーダンス制御では，次式を満たすように足先の力覚センサ情報に基づいて目標足先位置が

修正される．

$$M_v\ddot{\zeta} + D_v(\dot{\zeta} - \dot{\zeta}^{\mathrm{ref}}) + K_v(\zeta - \zeta^{\mathrm{ref}}) = f^{\mathrm{msr}} - f^{\mathrm{trg}} \tag{4.50}$$

ζ^{ref}，ζ は腰相対で表された足先位置の参照値，修正値，f^{msr}，f^{trg} は足先力の計測値，目標値を表す．M_v, D_v, K_v は仮想的な慣性，粘性，剛性を表す定数であり，足先位置はこれらのパラメータで指定されるインピーダンス特性に従って運動するように制御される．物体に対する目標押し操作力を左右足先のインピーダンス制御における目標足先力に均等に割り振ることで，物体押し操作力が制御される．

HRP2-JSKNTS 実機による検証実験の結果を図 4.27 に示す．押し操作力の目標値の増加に応じてロボットはほぼ同じ姿勢を保ったまま実際に物体に加える接触力を増加させていることが分かる．式 4.50 のインピーダンス特性パラメータには以下の値を用いた．
$M_v = 10.0$ kg，$D_v = 300.0$ Ns/m，$K_v = 600.0$ N/m.

幾何情報に基づく物体運動開始時点の検知

ロボットが物体に加える接触力が最大摩擦力に等しくなると物体は滑り始める．このときの物体の運動をロボットのセンサ情報から検知する．ロボットの足裏が滑らないという前提のもと，ロボット・物体間の接触点の位置は，エンコーダで計測された関節角度と姿勢センサで計測されたルートリンク姿勢をロボット幾何モデルに反映させ順運動学計算を解くことで導出される．

図 4.28 では，HRP2-JSKNTS 実機が押し操作力を増加させているときに接触点の変位が閾値を越えたと判定され物体の運動開始時点を検知している．このとき計測された接触力を，準静的に物体を押すために必要な接触力の推定値として用いる．

4.3.5 足配置修正による歩行動作安定化

歩行動作生成・制御法の概要

物体運搬に必要と推定された接触力でバランスのとれる全身姿勢をとりながら，運搬方向へ歩行動作を行うことで物体を運ぶことができる．本研究では，運搬経路から計画された足配置に基づき ZMP 軌道を生成し推定接触力と接触位置から式 4.32 に基づいて計算された ZMP オフセットを加え [232]，予見制御 [94] により重心軌道を導出した後，全身逆運動学計

図 4.27: インピーダンス制御によって目標接触力を実現する様子 [237]
ロボットはほぼ姿勢を変えることなく物体に加える押し操作力を増加させている．グラフ中の実接触力推定値 (estimated actual contact force) は，両足先の力覚センサ計測値を足しあわせて計算されている．

算によって歩行動作を生成する．また，生成された歩行軌道への追従性を向上させるために安定化制御器 [49] を用いる．本来，物体運搬を実現するための歩行動作は (i) 接触点が目標物体速度に応じて移動すること，(ii) 接触点における接触力が維持されることの 2 点を満たす必要があるが，このような歩行動作生成法は今後の課題とする．代わりに本研究では，歩幅や歩行周期を短くして片脚支持期間を短縮することで，接触点の意図しない運動を低減させる．

運搬動作中の歩行においては，床面摩擦特性の不均一性や物体加減速時の接触力変動等の要因によりロボットは物体を介して大きな外乱を受けることが予期される．安定化制御器 [49] は目標 ZMP 軌道 (足配置) への追従性を向上させるものであるが，より大きな外乱に対応するためには足配置そのものを修正することが必要になる．capture point [48] は，ロボッ

図 4.28: 幾何情報に基づく物体運動開始時点の検知の様子 [237]
足裏が地面に対して滑らず固定であるという前提のもとで幾何モデルやセンサ情報から接触点変位が計算され，物体が滑り始める瞬間が検知されている．接触点変位の閾値は実験から経験的に決定された．

トの重心位置・速度からバランスのとれる接地位置 (足配置) を直接的に導出することのできるバランス指標であり，本論文ではこの指標に基づき歩行動作中にリアルタイムに足配置を修正する手法を提案する．capture point には，(i) 足裏接触やノイズによる力覚センサ出力の変動に影響を受けない，(ii) 接地位置 (足配置) の変更との対応付けが容易である，(iii) 転倒の勢いを重心速度として定量的に扱える (ZMP は転倒時に支持領域の縁上に存在する) といった利点があり [239]，ZMP に基づく足配置修正法 [240] に比べて大きな外乱の予期される動作での歩行安定化や転倒回避に適した指標であると考えられる．

予見制御理論に基づく歩行軌道生成

まず，本論文で提案する足配置修正法の基礎となる歩行動作時の重心軌道生成法 [94] について説明する．

重心位置，ZMP，capture point の x 座標をそれぞれ，x, p, ξ と表す．以降では x 方向の修正法を導出するが，y 方向についても同様の式が導かれる．線形倒立振子モデルの重心位置

について以下の式が成り立つ．

$$\ddot{x} = \omega^2(x-p) \tag{4.51}$$

$$\omega = \sqrt{\frac{g}{z_c}} \tag{4.52}$$

z_c は重心高さで定数である．$(x\ \dot{x}\ \ddot{x})^T$ を状態変数，$\dddot{x}$ を入力，p を出力とすると，式 4.51 は次の離散システムとして表現される．

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_{k+1} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{b}u_k \\ p_k = \boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_k \end{cases} \tag{4.53}$$

$$\text{where}\ \ \boldsymbol{x}_k = \begin{pmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \\ \ddot{x}_k \end{pmatrix},\ \ u_k = \dddot{x}_k \tag{4.54}$$

$$\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t & \Delta t^2/2 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},\ \boldsymbol{b} = \begin{pmatrix} \Delta t^3/6 \\ \Delta t^2/2 \\ \Delta t \end{pmatrix} \tag{4.55}$$

$$\boldsymbol{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1/\omega^2 \end{pmatrix} \tag{4.56}$$

Δt はサンプリング時間であり，添字の k は時刻 $k\Delta t$ の値であることを表す．

システムを現在の値と 1 周期前の値の差分を用いた拡大系として表すと，次のように書き換えられる．

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}^*_{k+1} = \tilde{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}^*_k + \tilde{\boldsymbol{b}}\Delta u_k \\ p_k = \tilde{\boldsymbol{C}}\boldsymbol{x}^*_k \end{cases} \tag{4.57}$$

$$\text{where}\ \ \boldsymbol{x}^*_k = \begin{pmatrix} p_k \\ \Delta\boldsymbol{x}_k \end{pmatrix} \tag{4.58}$$

$$\Delta\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}_{k-1} \tag{4.59}$$

$$\Delta u_k = u_k - u_{k-1} \tag{4.60}$$

$$\tilde{\boldsymbol{A}} = \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{CA} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{A} \end{pmatrix},\ \tilde{\boldsymbol{b}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{Cb} \\ \boldsymbol{b} \end{pmatrix} \tag{4.61}$$

$$\tilde{\boldsymbol{C}} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \tag{4.62}$$

予見制御理論を用いると評価関数

$$J = \sum_{i=k}^{\infty} \left\{ Q(p_i^{\mathrm{ref}} - p_i)^2 + R\Delta u_i^2 \right\} \tag{4.63}$$

を最小化する制御入力は次式で与えられる．

$$\Delta u_k = -\tilde{\boldsymbol{K}}_{\boldsymbol{p}} \boldsymbol{x}_k^* + \sum_{i=1}^{N} \tilde{f}_i p_{k+i}^{\mathrm{ref}} \tag{4.64}$$

p_k^{ref} は時刻 $k\Delta t$ の目標 ZMP である．N は予見制御において考慮する将来の目標 ZMP の周期数を表す．$\tilde{\boldsymbol{K}}_{\boldsymbol{p}}, \tilde{f}_i$ は，Q, R, ω から決定される係数である．式 4.64 を $k = 0, 1, \cdots, K$ まで合計すると次式が得られる．

$$u_K = -\tilde{\boldsymbol{K}}_{\boldsymbol{p}} \sum_{i=0}^{K} \boldsymbol{x}_i^* + \sum_{i=0}^{K} \sum_{j=1}^{N} \tilde{f}_j p_{i+j}^{\mathrm{ref}} \tag{4.65}$$

ただし $u_i = 0\ (i < 0)$ とした．

capture point に基づくオンライン足配置修正

目標 ZMP 修正量と capture point の関係式を導くことで，capture point に基づく足配置修正法を導出する．

$L\Delta t$ 後に現在の遊脚が接地するものとする．現在の遊脚が次に足を置く位置を δp^{ref} だけオフセットさせるということは，$p_i^{\mathrm{ref}}\ (i = L, L+1, \cdots, N)$ を δp^{ref} だけ変更することに相当する．$K = 0$ として式 4.65 を用いると，L 周期先以降の目標 ZMP を δp^{ref} だけ修正したときの u_0 の変化量 δu_0 は次式により求められる．

$$\delta u_0 \quad = \quad \left(\sum_{i=L}^{N} \tilde{f}_i \right) \delta p^{\mathrm{ref}} \tag{4.66}$$

式 4.53 より，u_0 が δu_0 だけ変化したときの状態変数の変化量 $\delta \boldsymbol{x}_1$ は次のように表される．

$$\delta \boldsymbol{x}_1 \quad = \quad \boldsymbol{b} \delta u_0 \tag{4.67}$$

capture point ξ とその微分は，定義 [48] に基づき状態変数を用いて次式で表される．

$$\boldsymbol{\xi}_k = \boldsymbol{D} \boldsymbol{x}_k \tag{4.68}$$

$$\text{where } \boldsymbol{\xi}_k = \begin{pmatrix} \xi_k \\ \dot{\xi}_k \end{pmatrix}, \ \boldsymbol{D} = \begin{pmatrix} 1 & 1/\omega & 0 \\ 0 & 1 & 1/\omega \end{pmatrix} \tag{4.69}$$

式 4.68 より，状態変数が $\delta \boldsymbol{x}_1$ だけ変化したときの capture point の変化量 $\delta \boldsymbol{\xi}_1$ は次のように表される．

$$\delta \boldsymbol{\xi}_1 = \boldsymbol{D} \delta \boldsymbol{x}_1 \tag{4.70}$$

式 4.66，式 4.67，式 4.70 より 1 周期先の capture point の変化量 $\delta\boldsymbol{\xi}_1$ と L 周期先以降の目標 ZMP の変化量 δp^{ref} の関係は次のように表される．

$$\delta\boldsymbol{\xi}_1 = \left(\sum_{i=L}^{N} \tilde{f}_i\right) \boldsymbol{Db}\, \delta p^{\mathrm{ref}} \tag{4.71}$$

本研究では，この関係式に基づき現在の capture point の誤差から遊脚の接地位置を次式の δp^{ref} だけ修正する．

$$\delta p^{\mathrm{ref}} = \left(\sum_{i=L}^{N} \tilde{f}_i\right)^{-1} (\boldsymbol{Db})^{\#} \boldsymbol{K}_{\xi} (\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{act}} - \boldsymbol{\xi}^{\mathrm{ref}}) \tag{4.72}$$

$$\boldsymbol{K}_{\xi} = \begin{pmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{pmatrix} \tag{4.73}$$

k_1, k_2 は定数ゲインである．$X^{\#}$ は X の擬似逆行列を表す．δp^{ref} を L 周期先以降の目標 ZMP に加えることで足配置を修正する．capture point の計測値 $\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{act}}$ は姿勢センサ情報と関節角エンコーダ情報から，目標値 $\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{ref}}$ は予見制御で得られた重心軌道からそれぞれ算出する．足配置修正量は予見制御ゲインの和 $\sum_{i=L}^{N} \tilde{f}_i$ に反比例している．一般に $\tilde{f}_i$ は 0 より大きいため，L が小さいほど足配置修正量は小さくなる．これは遊脚接地の時点に近づくほど接地位置の修正量を小さくすることを意味しており，直感に合致する修正則となっている．

4.3.6 等身大ヒューマノイドロボットによる全身接触運搬行動実験

全身接触を伴う物体操作行動実験

提案手法を適用し，等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS が全身の各部位の接触を伴う動作によって多様な物体を操作する実験を行った．本実験では，物体の質量や摩擦係数等の力学特性を既知として 4.2 節の物体操作計画法で物体の運動と接触を計画し，それを実現するためのロボットの全身接触運搬姿勢を本節で説明した手法によって生成した．ロボットと物体の間の接触を導出するための幾何干渉計算を行う際は，ロボットのランダム姿勢や物体のアプローチ方向を操作対象物に応じてヒューリスティックに与え，導出されたロボット・物体間接触のもとで力学制約が満たされる姿勢を有効であるものとした．図 4.29 に生成された全身接触運搬姿勢と実ロボットによる実験の様子を示す．HRP2-JSKNTS が膝部や足部などの接触によって棚，踏み台，スーツケースの運搬を実現している．棚の運搬では，棚の上部を押すと棚が転倒してしまうことから下部を押して滑らせる操作が計画され，ロボットが

膝で物体と接触する姿勢が生成された (図 4.29 (A))．踏み台の運搬では，踏み台を押して滑らせる動作が計画され，ロボットが足部で物体と接触する姿勢が生成された (図 4.29 (B))．スーツケースの運搬では，スーツケースをロボットが前方へ押して移動させるために手前に傾ける操作を計画したところ，スーツケースと床面との間の摩擦係数が小さいことから，スーツケース手前側面の下部で接触しながら手前に引く操作が出力され，ロボットが足先で物体と接触する姿勢が生成された (図 4.29 (C))．いずれも手先のみでの接触では可到達性や許容トルクの問題から実現の難しい物体操作行動であり，全身接触の有効性が確認された．

(A) 膝部での接触による棚の運搬

(B) 足部での接触による踏み台の運搬

(C) 足先での接触によるスーツケース傾け操作

図 4.29: 等身大ヒューマノイドロボットによる全身接触を伴う物体操作行動実験
等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS が全身の各部位の接触を伴う動作によって多様な物体を操作する実験を行った．(A): 棚の下部を押す操作に対して，ロボットの膝部を接触させる姿勢が生成された．(B): 踏み台を押して滑らせる操作に対して，ロボットの足部を接触させる姿勢が生成された．(C): スーツケースの手前側面下部を支えながら手前に引いて傾ける操作に対して，ロボットの足先を接触させる姿勢が生成された．

全身押し操作行動実験

提案手法を適用することで，等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS が全身を接触させて大型重量物を押して運搬する実験を行った．図 4.30 (A1)-(A4) では，ロボットが手先で物体を軽く押して動かないことを確認した後，背中を接触させて姿勢を遷移させながら物体に加える接触力を徐々に増加させ物体の滑り始めを検知している．推定接触力でバランスを維持できる姿勢をとりながら後方へと歩行動作を行うことで物体の運搬が実現された．また，図 4.30 (B1)-(B4) では前腕の接触による大型重量物の前方への運搬が実現された．物体押し操作の全身姿勢は，ランダムな姿勢にヒューリスティクスに基づく微修正を加えた後，提案手法の手順で生成した．(A1)-(A4) における対象物の質量は 57 kg であり，押し操作力はフォースゲージによる実測で 299 N であった．押し操作姿勢を適切に選択しセンサフィードバックによって接触力やバランスを制御することで，実環境において大きな負荷を伴う大型重量物の押し操作行動が可能となることを確認した．本実験において物体の質量や摩擦係数等の力学特性は未知としているが，ロボットが徐々に物体を押して運動を検知することで押し操作に必要な接触力を推定し，これを利用することにより運搬が実現された．

図 4.30: 等身大ヒューマノイドロボットによる全身押し操作行動実験 [237]
等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS が全身の部位を物体に接触させ押し操作を実行する実験を行った．(A1)-(A4): 手先での押し操作を試した後に背中での押し操作に切り替え物体を運搬した．(B1)-(B4): 前腕での押し操作により物体を運搬した．

全身押し操作における足配置修正の検証実験

提案した足配置修正法により物体運搬中の歩行動作が外乱に対して安定に実現されることを，動力学シミュレータ OpenHRP3 [241] 上で検証した．図 4.31 は，摩擦が途中から変化する床面上において HRP2-JSKNTS が背中で物体を押して後方へ運搬する実験の様子である．物体・床面間の摩擦係数は 0.5 から 0.25 へと不連続に変化している．図 4.31 (A1)-(A3) は足配置修正を適用していない動作，(B1)-(B3) は適用した動作におけるシミュレーション画面と ZMP のグラフである．足配置を修正しない動作では，床面の摩擦が低減した後に物体から十分な接触力が得られずロボットが後方に転倒している．一方で，足配置を修正した動作では，図 4.31 (B3) において床面摩擦低減後は一歩あたりの目標 ZMP 変化量 (足幅) が増加しており，摩擦に応じた物体運動の変化に馴染むように目標 ZMP が修正されていることが分かる．式 4.72 において $\tilde{\boldsymbol{K}}_{\xi} \equiv (\boldsymbol{Db})^{\#}\boldsymbol{K}_{\xi}$ として $\tilde{\boldsymbol{K}}_{\xi}$ を新たなゲイン定数とみなし，本実験では $\tilde{\boldsymbol{K}}_{\xi} = [3.0 \;\; 0.05]$ とした．

図 4.31: 全身押し操作における足配置修正の検証実験 [237]
HRP2-JSKNTS が背中で物体を押している最中に床面の摩擦係数が変化する環境で，足配置修正の有効性を検証した．左側の濃い色の床面は摩擦係数が大きく，右側の薄い色の床面は摩擦係数が小さい．(A1)-(A3): 足配置修正を行わない場合，低摩擦の床面に到達した後にロボットは物体から十分な接触力を得られず後方に転倒した．(B1)-(B3): 足配置修正を行う場合，ロボットは摩擦の小さい床面では大きな歩幅をとることで押し操作を続行した．

4.3.7 本節のまとめ

本節では，全身の部位を物体に接触させる運搬動作をヒューマノイドにより実現するために，全身接触運搬姿勢の生成法と接触力制御法，足配置修正法を提案し，等身大ヒューマノイドによる実験において有効性を検証した．全身接触運搬姿勢生成においては，ランダムな姿勢のロボットモデルに幾何干渉計算を適用することでロボット・物体間の接触点を導出し，バランス制約を満たすように姿勢を修正することで，全身の多様な部位を接触させる姿勢を生成する．動作実行時には，物体に加える操作力を徐々に増加させ物体の運動を検知することで特性未知物体の必要操作力を推定し，capture point に基づいて足配置を修正することで外乱に対して安定に歩行動作を実行する．従来実現されていた手先での物体操作では関節トルク制約を満たすことのできない大型重量物が，提案手法により運搬可能となったことが確認され，本研究によりヒューマノイドの実現可能な運搬動作の範囲が拡張された．

第5章

物理特性の尤度評価に基づく
マニピュレーションパラメータ推定

5.1 はじめに

5.1.1 マニピュレーションにおける推定問題

4.1 節では，幾何，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が与えられる前提でマニピュレーションにおける計画問題を定義した．本論文では，幾何，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が未知である場合にセンサ情報に基づいてこれらを推定することをマニピュレーションにおける推定問題とする．

一般に，マニピュレーションではモデルパラメータの次元数が多く多様な値をとり得る．さらに，マニピュレーション中には必ずしも任意の情報をセンサで計測できるとは限らない．したがって，図 5.1 のようにセンサ情報からモデルパラメータを一意に同定できない状況を考える必要がある．最小二乗法や最尤推定等で単一の推定値を導出するような推定法ではこのようなセンサ情報の不十分性に適切に対処できない．本研究では次式で表されるモデルパラメータの確信度の分布を推定することでこれに対処し，必要に応じて最大事後確率推定（MAP 推定）等により単一の推定値を取得する．時刻 1 から T までのセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ が得られたときのモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ の確信度の分布を $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ の関数として次のように表す．

$$P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:T)}) \tag{5.1}$$

$z^{(1:T)}$ は時刻が 1 から T までのセンサ情報を表す．式 5.1 はセンサ情報 $z^{(1:T)}$ が与えられたもとでのモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ の確信度の分布であり，ベイズ統計学ではこの確信度の分布を $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ の空間における領域で積分した値が確率の公理を満たすものとして，これをベイズ確率と呼ぶ [173]．本論文ではベイズ統計学の立場にならって，以降では式 5.1 を単に確率分布と呼ぶこととする．ベイズの定理を用いるとこの確率分布は次式のように表される．

$$P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:T)}) = \frac{P(z^{(1:T)} \,|\, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})}{P(z^{(1:T)})} \tag{5.2}$$

$$\propto P(z^{(1:T)} \,|\, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \tag{5.3}$$

$P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ はモデルパラメータの事前分布を表す．モデルパラメータの事前情報がなく $P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ として一様分布を用いる場合を仮定すると，式 5.3 は次式で表される．

$$P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:T)}) \propto P(z^{(1:T)} \,|\, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \tag{5.4}$$

$P(z^{(1:T)} \,|\, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ はモデルパラメータが $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ であるときにセンサ情報 $z^{(1:T)}$ が得られる確率である．

図 5.1: センサ情報からモデルパラメータを一意に同定できない状況の例
ロボットが物体を傾ける操作を実行し，そのときの物体の位置姿勢や接触点位置，接触力をセンサ情報として取得している．物体の質量，重心位置，摩擦係数等の力学モデルパラメータが未知であるとする．一回の操作のセンサ情報だけからこれらを一意に同定することはできない．これは，センサ情報から導出される力学モデルパラメータの確率が複数の力学モデルパラメータについて同じになるからである．

センサ情報には一般にコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ や接触 $\hat{\boldsymbol{C}}$，接触力 $\hat{\boldsymbol{Q}}$ に関する情報が含まれている．$\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$ がセンサ情報の全てを表していると近似すると，$P(\boldsymbol{z}^{(1:T)}|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ は $P(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ と表される．3.3 節では，コンフィギュレーションと接触，接触力の一部が既知である場合に制約誤差に基づいて評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を導出する物理的整合性推論の手法を説明した（式 3.43 ）．この評価値はモデルパラメータが $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ であるときの $\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$ の尤もらしさを表しているので，これに基づいて確率 $P(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を導出することができる．以上で述べた推定手順を図 5.2 に示す．本章ではこの手順に従って幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ と力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ を推定する手法を説明する．

図 5.2: マニピュレーション推定問題の解法の手順
センサ情報 z からモデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}|z)$ を推定する．センサ情報は，コンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}$，接触 $\hat{\boldsymbol{C}}$，接触力 $\hat{\boldsymbol{Q}}$ を含んでおりこれらの評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を物理的整合性推論に基づいて計算することができる．評価値を確率 $P(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})\,(= P(z|\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}))$ へと変換し，ベイズの定理を適用することでモデルパラメータの確率分布が導出される．必要に応じて確率分布から最大事後確率推定（MAP 推定）により単一の推定値 $\boldsymbol{\kappa}^*, \boldsymbol{\phi}^*$ を定める．

モデルパラメータの確率分布の定義と意義

モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ は現実のロボット，物体，環境の特性値であり単一の決定的な値である．本論文での確率分布 $P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi} \mid z)$ は，ロボットがセンサ情報 z を観測したときにロボット自身がモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ をどの程度確からしいと考えるかという信念の度合い [242] を表す主観確率 [243]（ベイズ確率）の分布である．ここでは，モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が確率変数であり，センサ情報 z が固定値であると考えることができる．ある事象が起きる頻度に基づく客観確率においては，モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ が固定値であり，センサ情報 z が確率変数であると見なすことでモデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi} \mid z)$ を考えることができる．ここでの議論は統計学における客観確率を扱う頻度主義と主観確率を扱うベイズ主義の対比と関連している [173]．本研究では，ロボットが物体の物理的な特性を把握しながらマニピュレーション行動を獲得する枠組みを構築するために，ロボット自身が保持しているモデルパラメータの確からしさを直接的に表現している主観確率を用いることとする [1)]．

5.1.2 マニピュレーションで推定するモデルパラメータ

幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータはマニピュレーションの制約を規定するパラメータであり，3.2.1 項で定義された．本項ではこれらのモデルパラメータのうち，本章で説明する推定法が対象とするモデルパラメータについて説明する．

幾何モデルパラメータ

幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$ はロボットの形状や関節配置，可動域等の図形や空間に関するパラメータである．一般にロボットの幾何モデルパラメータは CAD データ等から取得できることが多い [2)]．一方，物体については，以前扱った物体から新規の物体まで対象が多様であるため，幾何モデルパラメータが既知であることを前提とできない場合を考慮する必要性が高い．物体の形状 $\mathcal{G}_O$ は物体を操作するための接触を計画する際に重要な情報である．本研

[1)] Pierre-Simon Laplace は土星の質量をベイズ推定によって主観確率を計算することで推定しており [244]，これは現代になってアメリカ航空宇宙局 (NASA) が公表している値と非常に近い値であることが知られている [245]．これに関して，土星の質量は推定値であっても確率的に分布するのではなく観測誤差が確率的に分布しているのであるという指摘があり，本研究でのマニピュレーションにおけるモデルパラメータの主観的な確率分布に関しても同様の構造の議論が生じうるものと考える．

[2)] 例として，PR2 については `https://github.com/pr2/pr2_common`，Baxter については `https://github.com/RethinkRobotics/baxter_common` で形状，関節配置，可動域，質量パラメータ等を含んだロボットモデルが公開されている．

究では，幾何モデルパラメータとして物体の形状を推定することとし，推定法を 5.3 節で説明する．

力学モデルパラメータ

力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ は質量，重心位置，慣性モーメント，摩擦係数等の力学に関するパラメータである．力学モデルパラメータについても幾何モデルパラメータと同様に，本研究ではロボットのパラメータについては既知であることを前提とする．一方で，物体の力学モデルパラメータは，物体の操作戦略に大きく影響するにも関わらず事前に既知であることは少ない．本研究では，力学制約に依存する物体の力学モデルパラメータとして質量 m_O，物体座標系での重心位置 $\bar{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{Og}}$，並進摩擦係数 μ_t，回転摩擦係数 μ_r を推定対象とし，推定法を 5.2 節で説明する．

5.2 力学的整合性に基づく物体力学特性の確率的オンライン推定

5.2.1 物体力学モデルパラメータ推定の関連研究

力学制約を考慮してマニピュレーションを計画するためには，力学制約を規定する力学モデルパラメータを取得することが必要である．グローバルにマニピュレーションを計画する従来研究のほとんどでは物体の力学モデルパラメータは既知として扱われている [58][201][88][53]．しかし，一般のマニピュレーションでは物体の力学モデルパラメータが既知であるとは限らない．これらを推定する研究としては，物体を把持して持ち上げたり [133] 地面に置いたまま傾けたり [134] したときのセンサ情報から物体の質量や重心位置を推定する研究がなされている．また，押し操作適用時の力センサ情報から摩擦中心を推定する手法が提案されている [78]．これらの推定法では，一般的なマニピュレーション計画での利用は目的とされておらずパラメータの同定自体が目的とされていることが多い．したがって，物体に一連の指定された操作を加えその間のセンサ情報を全て収集した後に推定する手順が取られている．しかし，本研究ではあくまで主目的はマニピュレーション計画であり，推定のための定型的な操作手順を前提とすることは望ましくない．

力学モデルパラメータそのものを推定せずに，接触力情報や制約の境界条件等の必要な情報のみを推定してマニピュレーションを実現するアプローチも提案されている [108] [132] [130]．このアプローチでは，ロボットのマニピュレーション動作はヒューリスティックな選

択ルール等で与えられることが前提となる．ロボットや物体のコンフィギュレーション空間をグローバルに探索する際には，制約を規定する力学モデルパラメータを全て知る必要があるので，このアプローチは適用できない．

本節では，移動ロボットの自己位置同定 [246][247] や物体姿勢推定 [248][249] で用いられている逐次ベイズ推定を利用して，逐次的に物体の力学モデルパラメータ（質量，重心位置，摩擦係数）を推定する手法を提案する．物理的整合性推論により仮定したパラメータで力学制約が成立するかを判定することで，任意のマニピュレーション中のセンサ情報から力学モデルパラメータの確からしさを導出することが可能である．

5.2.2 物体力学特性推定の処理手順

図 5.3 に本節で説明する物体力学モデルパラメータ推定の処理手順を示す．物体力学モデルパラメータ推定問題は，センサ情報 $\boldsymbol{z}^{(1:T)}$ から物体力学モデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}\,|\,\boldsymbol{z}^{(1:T)})$ を導出する問題として表される．本節では $\boldsymbol{\phi_O}$ を $\boldsymbol{\phi}$ と記すように物体を表す添字 O を略す．推定対象の物体力学モデルパラメータは物体の質量 m，物体座標系での重心位置 $\bar{\boldsymbol{p}}_g$，並進摩擦係数 μ_t，回転摩擦係数 μ_r とする [3]．つまり，推定する物体力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ は次式で表される

$$\boldsymbol{\phi} = \left\{ m, \bar{\boldsymbol{p}}_g, \mu_t, \mu_r \right\} \tag{5.5}$$

式 5.5 で定義される物体力学モデルパラメータを物体力学特性と称する．

本節で説明する推定法では，毎周期のセンサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ に対して逐次的に推定が更新される．まず，センサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ からセンサ情報処理によって物体のコンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}$，接触 $\hat{\boldsymbol{C}}^{(t)}$，接触力 $\hat{\boldsymbol{Q}}^{(t)}$ を導出する [4]．次に物理的整合性推論によって，$\boldsymbol{\phi}$ を仮定したもとでの $\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{C}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{Q}}^{(t)}$ の実現可能性評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{C}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{Q}}^{(t)}\,|\,\boldsymbol{\phi})$ が計算され，これを変換することでセンサ情報の尤度 $P_L(\boldsymbol{z}^{(t)}\,|\,\boldsymbol{\phi})$ が得られる．この計算を物体力学特性の空間にわたって行うことで尤度分布が導出される．尤度分布と一周期前の物体力学特性の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}\,|\,\boldsymbol{z}^{(1:t-1)})$ から，ベイズ推定により更新後の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}\,|\,\boldsymbol{z}^{(1:t)})$ が推定結果として得られる．

以降では，5.2.3 項でセンサ情報から尤度を導出するまでの処理，5.2.4 項でベイズ推定により確率分布を更新する処理について説明する．5.2.5 項で様々なマニピュレーションに推

[3] これらの力学モデルパラメータは，3.4.3 項で力学制約を定式化した際に定義した．
[4] コンフィギュレーションの定義は 3.2 節参照．接触，接触力の定義は 3.4 節参照．

図 5.3: 物体力学特性推定の処理手順
センサ情報 $z^{(t)}$ から逐次的にモデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}\,|\,z^{(1:t)})$ が更新される．5.2.3 項でセンサ情報から尤度を計算するまでの処理，5.2.4 項でベイズ推定により確率分布を更新する処理について説明する．

定法を適用する例，5.2.6 項で推定に基づいてロボットのマニピュレーション行動を決定する実験を示す．

5.2.3 物理的整合性推論による物体力学特性の尤度の導出

センサ情報処理による物体コンフィギュレーション・接触・接触力の導出

ロボットに搭載された関節エンコーダや IMU センサ等の内界センサと力センサやビジョンセンサ等の外界センサからセンサ情報 z が得られる．センサ情報 z から物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$，接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ を導出する過程を説明する．

ビジョンセンサで得られる画像や三次元ポイントクラウドから物体のコンフィギュレー

ション $\boldsymbol{\theta}_O$（位置姿勢，関節がある場合には関節角度）が認識される．Depth カメラで得られる距離画像から物体姿勢を認識する手法は 6.2 節で詳しく説明する．ロボットが 4.2 節の手法で計画された動作を実行している場合は，物体・ロボット間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ が計画に含まれており，さら内界センサ情報から順運動学計算により実機の状態を反映させることができる．実際に物体・ロボット間で接触が生じているかは力センサ等で判定することができる．物体・環境間の接触 $\boldsymbol{C}_{OE}$ は物体コンフィギュレーションと形状モデルに基づいて幾何干渉計算で自動的に導出される．よって物体の全ての接触 $\boldsymbol{C}_O\,(=\boldsymbol{C}_{OR}\cup\boldsymbol{C}_{OE})$ が得られる．接触力については，力センサから物体・ロボット間の接触力 $\boldsymbol{Q}_{OR}$ は得られるが，物体・環境間の接触力 $\boldsymbol{Q}_{OE}$ は得られない．以上のことから，センサ情報 $\boldsymbol{z}$ から次の情報 $\hat{\boldsymbol{z}}$ が得られる．

$$\hat{\boldsymbol{z}} = \left\{\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O, \hat{\boldsymbol{Q}}_{OR}\right\} \tag{5.6}$$

本節では，$\hat{\boldsymbol{z}}$ が $\boldsymbol{z}$ を余すところなく表しているものと近似する．つまり，センサ情報には $\hat{\boldsymbol{\theta}}_O, \hat{\boldsymbol{C}}_O, \hat{\boldsymbol{Q}}_{OR}$ 以外には物体力学特性推定に寄与する情報は含まれていないと考える．

物理的整合性推論による実現可能性評価値の導出

物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ に仮の値を設定したもとで，センサ情報 $\boldsymbol{z}$ から得られた物体コンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_O$ の実現可能性を物理的整合性推論により評価する．物体コンフィギュレーション $\hat{\boldsymbol{\theta}}_O$ は現実の状況を反映したものであるから，もしこの実現可能性が低い場合は矛盾が生じ背理法的に仮定した物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ が真値ではなかったと言える．このような原理に基づいて物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ の確からしさを導出するために，物理的整合性推論により実現可能性の評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ を導出する手法を説明する．

センサ情報から接触 $\hat{\boldsymbol{C}}_O$ と接触力の一部 $\hat{\boldsymbol{Q}}_{OR}$ が得られるため，ここでの物理的整合性推論は 3.3.1 項の説明における接触の一部が既知の場合に該当する．既知の接触，接触力 $\boldsymbol{C_D}, \boldsymbol{Q_D}$ と未知の接触，接触力 $\boldsymbol{C_U}, \boldsymbol{Q_U}$ は次式のようになる．

$$\boldsymbol{C_D} = \hat{\boldsymbol{C}}_O \tag{5.7}$$

$$\boldsymbol{C_U} = \emptyset \tag{5.8}$$

$$\boldsymbol{Q_D} = \boldsymbol{Q}_{OR} \tag{5.9}$$

$$\boldsymbol{Q_U} = \boldsymbol{Q}_{OE} \tag{5.10}$$

$\emptyset$ は対応する変数が存在しないことを表す．物理的整合性推論における制約としては，物体力学特性に依存する物体の力学制約のみを考慮する．3.4.3 項での定式化において，マニピュレーションにおける力学制約は式 3.129 ，式 3.130 のように接触力 $\boldsymbol{Q}$ について線形な等式・不等式として表されることを指摘した．以上のことから，連続的評価による物理的整合性推論における二次計画問題（式 3.44 ）は次式で表される．

$$\min_{\boldsymbol{Q}_{OE},\boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}} \quad \frac{1}{2}\begin{pmatrix}\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}^T & \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}^T\end{pmatrix}\boldsymbol{W}\begin{pmatrix}\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}\\ \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}\end{pmatrix} \tag{5.11}$$

$$\text{subject to} \quad \sum_{c\in\hat{\boldsymbol{C}}_O} \boldsymbol{A}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, c; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})\boldsymbol{q_c} + \boldsymbol{\varepsilon}_{eq} = \boldsymbol{b}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, \hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{O}}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \tag{5.12}$$

$$\sum_{c\in\hat{\boldsymbol{C}}_O} \boldsymbol{G}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, c; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})\boldsymbol{q_c} + \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \geq \boldsymbol{h}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, \hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{O}}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \tag{5.13}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \geq \boldsymbol{0} \tag{5.14}$$

$\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}, \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}$ はそれぞれ等式制約，不等式制約の誤差を表す．$\boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}$ は最適化の設計変数とするが，$\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}$ は式 5.12 から $\boldsymbol{q_c}$ が決まると一意に定まるので設計変数としない．$\boldsymbol{W}$ は重みを表す対角行列であり，決定法は尤度への変換を説明する際に述べる．上式では，制約誤差以外には環境からの接触力 $\boldsymbol{Q}_{OE}$ のみが未決定の変数である．$\boldsymbol{Q}_{OE}$ について線形であることを明示的に表すと式 5.11 は次のように変形される．

$$\min_{\boldsymbol{q}_{env},\boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}} \quad \frac{1}{2}\begin{pmatrix}\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}^T & \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}^T\end{pmatrix}\boldsymbol{W}\begin{pmatrix}\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}\\ \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}\end{pmatrix} \tag{5.15}$$

$$\text{subject to} \quad \boldsymbol{A}_{env}\boldsymbol{q}_{env} + \boldsymbol{\varepsilon}_{eq} = \boldsymbol{b}_{env} \tag{5.16}$$

$$\boldsymbol{G}_{env}\boldsymbol{q}_{env} + \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \geq \boldsymbol{h}_{env} \tag{5.17}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \geq \boldsymbol{0} \tag{5.18}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{q}_{env} = (\boldsymbol{q}_{\boldsymbol{c_1}}^{\boldsymbol{T}}\ \boldsymbol{q}_{\boldsymbol{c_2}}^{\boldsymbol{T}}\ \cdots\ \boldsymbol{q}_{\boldsymbol{c}_{\boldsymbol{N_{env}}}}^{\boldsymbol{T}})^T \tag{5.19}$$

$$\boldsymbol{A}_{env} = (\boldsymbol{A}_{\boldsymbol{c_1}}\ \boldsymbol{A}_{\boldsymbol{c_2}}\ \cdots\ \boldsymbol{A}_{\boldsymbol{c}_{\boldsymbol{N_{env}}}}) \tag{5.20}$$

$$\boldsymbol{G}_{env} = (\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{c_1}}\ \boldsymbol{G}_{\boldsymbol{c_2}}\ \cdots\ \boldsymbol{G}_{\boldsymbol{c}_{\boldsymbol{N_{env}}}}) \tag{5.21}$$

$$\boldsymbol{b}_{env} = \boldsymbol{b} - \sum_{c\in\hat{\boldsymbol{C}}_{OR}} \boldsymbol{A}_c\boldsymbol{q_c} \tag{5.22}$$

$$\boldsymbol{h}_{env} = \boldsymbol{h} - \sum_{c\in\hat{\boldsymbol{C}}_{OR}} \boldsymbol{G}_c\boldsymbol{q_c} \tag{5.23}$$

$$\{c_1, c_2, \cdots, c_{N_{env}}\} = \hat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{OE}} \tag{5.24}$$

$\boldsymbol{A}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, c_i; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を $\boldsymbol{A}_{\boldsymbol{c}_i}$，$\boldsymbol{b}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, \hat{\boldsymbol{C}}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を $\boldsymbol{b}$，$\boldsymbol{G}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, c_i; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を $\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{c}_i}$，$\boldsymbol{h}^{dyn}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{O}}, \hat{\boldsymbol{C}}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ を $\boldsymbol{h}$ と略した．さらに式 5.16 を用いて $\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}$ を消去すると，次式のように目的関数が設計変数の二次形式として表される．

$$\begin{aligned}
\min_{\boldsymbol{q}_{env}, \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}} \quad & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \boldsymbol{q}_{env}^T & \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{A}_{env}^T \boldsymbol{W}_{eq} \boldsymbol{A}_{env} & \boldsymbol{O} \\ \boldsymbol{O} & \boldsymbol{W}_{ineq} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{q}_{env} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \end{pmatrix} \\
& + \begin{pmatrix} -\boldsymbol{b}_{env}^T \boldsymbol{W}_{eq} \boldsymbol{A}_{env} & \boldsymbol{0}^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{q}_{env} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \end{pmatrix} + \frac{1}{2} \boldsymbol{b}_{env}^T \boldsymbol{W}_{eq} \boldsymbol{b}_{env} && (5.25) \\
\text{subject to} \quad & \boldsymbol{G}_{env} \boldsymbol{q}_{env} + \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \geq \boldsymbol{h}_{env} && (5.26) \\
& \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq} \geq \boldsymbol{0} && (5.27) \\
\text{where} \quad & \begin{pmatrix} \boldsymbol{W}_{eq} & \boldsymbol{O} \\ \boldsymbol{O} & \boldsymbol{W}_{ineq} \end{pmatrix} = \boldsymbol{W} && (5.28)
\end{aligned}$$

$\boldsymbol{W}_{eq}, \boldsymbol{W}_{ineq}$ は $\boldsymbol{W}$ のブロック対角行列であり，それぞれ等式制約，不等式制約に対応する重みを表す．式 5.25 の二次計画問題の最適値は式 5.11 ，式 5.15 の最適値に一致し，これが実現可能性評価値 $E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ である．

実現可能性評価値から物体力学特性尤度への変換

3.3.1 項で，$\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$ が制約を満たすとき実現可能性評価値は最小値 0 をとり，制約を満たさないとき実現可能性の評価が低いほど大きな値をとることを指摘した．したがって，次式のように適切な単調減少関数 f_L で評価値を変換することで実現可能性の尤もらしさ $P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ が導出される．

$$P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi}) = f_L\left(E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})\right) \tag{5.29}$$

この変換関数 f_L について説明する．

式 5.15 の二次計画問題の最適値における制約誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}, \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}$ を最小制約誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}_{eq}^*, \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}^*$ と呼ぶ．物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ が真値であるとき，$\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$ は力学特性が $\boldsymbol{\phi}$ である物体から得られた情報であるので，実現可能性は真であり評価値は 0 になるべきである．実際にはセンサ情報のノイズやモデル化誤差から評価値は 0 の周辺の値となる．ここで，次式のように最小制約誤差が平均 $\boldsymbol{0}$，分散 $\boldsymbol{\Sigma}$ の正規分布に従うと仮定する．

$$\boldsymbol{\varepsilon}^*(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{\Sigma}) \tag{5.30}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{\varepsilon}^* = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_{eq}^{*\,T} & \boldsymbol{\varepsilon}_{ineq}^{*\,T} \end{pmatrix}^T \tag{5.31}$$

式 5.30 では最小制約誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}^*$ が $\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}, \boldsymbol{\phi}$ に依存していることを明示的に表している．制約誤差間の相関はないものとして $\boldsymbol{\Sigma}$ は正定値の対角行列とする．$\boldsymbol{\varepsilon}^*$ の確率密度関数 f_{pdf} は次式のようになる．

$$f_{pdf}\left(\boldsymbol{\varepsilon}^*(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})\right) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^m \sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp\left(-\frac{1}{2}\boldsymbol{\varepsilon}^{*T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}^*\right) \tag{5.32}$$

m は $\boldsymbol{\varepsilon}^*$ の次元である．$|\boldsymbol{\Sigma}|$ は $\boldsymbol{\Sigma}$ の行列式を表す．尤度 $P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ は確率密度関数 f_{pdf} に比例するものとする．

$$P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi}) \propto f_{pdf}\left(\boldsymbol{\varepsilon}^*(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})\right) \tag{5.33}$$

式 5.15 の目的関数と式 5.32 の指数部は同じ形式をしており，次式のように $\boldsymbol{W}$ を定めることで符号の違いを除いて一致する．

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \tag{5.34}$$

$\boldsymbol{W}$ を式 5.34 のように定めたときの評価値を $E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ とすると，式 5.33 より尤度は次式で計算される．

$$P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi}) = \frac{K}{(\sqrt{2\pi})^m \sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp\left(-E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})\right) \tag{5.35}$$

K は式 5.33 の比例定数である．尤度は尤もらしさを表す指標であり正規化されている必要はないものとする．式 5.35 から $\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}, \boldsymbol{\phi}$ に依存しない係数を除去すると，式 5.29 の f_L は次式で表される．

$$P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi}) = \exp\left(-E(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})\right) \tag{5.36}$$

$\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$ がセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ の全てであると近似することで，$P_L(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{C}}, \hat{\boldsymbol{Q}} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ はセンサ情報の尤度 $P_L(\boldsymbol{z} \,|\, \boldsymbol{\phi})$ と見なされる．

$\boldsymbol{\Sigma}$ は式 5.16 ，式 5.17 の各制約の分散を表す．これらの制約は力の次元 ([N]) の式とモーメントの次元 ([Nm]) の式に分けることができる．本論文では力とモーメントの計測値のスケールに基づいて，力の次元の制約とモーメントの次元の制約それぞれの分散を決定した．

5.2.4 逐次ベイズ推定による物体力学特性の確率分布の導出

逐次ベイズ推定の概要

逐次ベイズ推定 (recursive Bayesian estimation) とは周期的に得られる尤度をベイズの定理に基づいて逐次的に統合することで確率分布を更新する手法である．一般に逐次ベイズ推定

では次式で表される予測フェーズと計測更新フェーズが繰り返される [242].

$$P\left(\boldsymbol{x}^{(t)} \,\middle|\, z^{(1:t-1)}\right) = \int P\left(\boldsymbol{x}^{(t)} \,\middle|\, \boldsymbol{x}^{(t-1)}\right) P\left(\boldsymbol{x}^{(t-1)} \,\middle|\, z^{(1:t-1)}\right) d\boldsymbol{x}^{(t-1)} \tag{5.37}$$

$$P\left(\boldsymbol{x}^{(t)} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right) = \eta P\left(z^{(t)} \,\middle|\, \boldsymbol{x}^{(t)}\right) P\left(\boldsymbol{x}^{(t)} \,\middle|\, z^{(1:t-1)}\right) \tag{5.38}$$

$\boldsymbol{x}$ は推定対象の状態，z はセンサ情報を表すものとする．$P(\boldsymbol{x}^{(t)} \,|\, z^{(1:t)})$ は時刻 1 から t までのセンサ情報 $z^{(1:t)}$ で条件付けられた $\boldsymbol{x}^{(t)}$ の確率分布を表す．式 5.37 は予測フェーズの処理を表す．これは時刻 $t-1$ から t までの間の状態の変化を状態遷移確率 $P(\boldsymbol{x}^{(t)} \,|\, \boldsymbol{x}^{(t-1)})$ に基づいて予測する処理である．式 5.38 は計測更新フェーズの処理を表す．これは計測確率 $P(z^{(t)} \,|\, \boldsymbol{x}^{(t)})$ として表された最新のセンサ情報を確率分布に反映させる処理である．η は正規化を表す記号である．上記の処理を再帰的に繰り返すことで，過去のセンサ情報 $z^{(1:t)}$ を保存せずともそれらで条件付けされた推定対象の確率分布を得ることができる．推定対象の $\boldsymbol{x}$ が定数である場合は，$\boldsymbol{x}$ の時刻を表す添字が消去され予測フェーズでは確率分布が更新されない．本研究では物体力学特性は操作の間変化しないものとし，計測更新フェーズのみを行う．

本節では，物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ が推定対象の状態 $\boldsymbol{x}$ に該当し，式 5.38 は次式のようになる．

$$P\left(\boldsymbol{\phi} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right) = \eta P\left(z^{(t)} \,\middle|\, \boldsymbol{\phi}\right) P\left(\boldsymbol{\phi} \,\middle|\, z^{(1:t-1)}\right) \tag{5.39}$$

計測確率 $P(z \,|\, \boldsymbol{\phi})$ として 5.2.3 項で導出したセンサ情報の尤度 $P_L(z \,|\, \boldsymbol{\phi})$ を用いる．物体力学特性に関する事前知識がない場合，初回のステップ ($t = 1$) では式 5.39 の $P(\boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:t-1)})$ として一様分布を用いる．

ベイズ推定は確率分布 $P(\boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:t)})$ の表現に応じて様々な実装が提案されている．例えば，ガウス分布で表現する場合はカルマンフィルタ，パーティクルの集合で表現する場合はパーティクルフィルタ，グリッド分割で表現する場合はグリッドベースフィルタ [250] [5] と呼ばれている．物体力学特性はガウス分布から大きく外れた確率分布として推定されるためカルマンフィルタを適用することは難しい．本項ではパーティクルフィルタとグリッドベースフィルタを適用する手法を説明する．

パーティクルフィルタによる物体力学特性の推定

パーティクルフィルタでは，物体力学特性の空間にサンプリングされたパーティクル $\mathcal{P}_\Phi = \{\boldsymbol{\phi}_{[1]}, \boldsymbol{\phi}_{[2]}, \cdots, \boldsymbol{\phi}_{[K]}\}$ が確率分布 $P(\boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:t)})$ を表す．K はパーティクルの粒子数である．パー

[5] ヒストグラムフィルタとも呼ばれる [242].

ティクルフィルタによって推定を更新する際の 1 ステップ分の処理を Algorithm. 5.1 に示す．

Algorithm 5.1 パーティクルフィルタによる物体力学特性の推定更新

1: Given: $\mathcal{P}_{\Phi}^{(t-1)}, z^{(t)}$
2: $\bar{\mathcal{P}}_{\Phi}^{(t)} \leftarrow \emptyset$
3: **for** $k = 1, 2, \cdots, K$ **do**
4: sample $\boldsymbol{\phi}_{[k]}^{(t)} \sim \mathcal{N}\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]}^{(t-1)}, \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\phi}}\right)$
5: $w_{[k]}^{(t)} \leftarrow P_L\left(z^{(t)} \middle| \boldsymbol{\phi}_{[k]}^{(t)}\right)$
6: add $\left\langle \boldsymbol{\phi}_{[k]}^{(t)}, w_{[k]}^{(t)} \right\rangle$ to $\bar{\mathcal{P}}_{\Phi}^{(t)}$
7: **end for**
8: $\mathcal{P}_{\Phi}^{(t)} \leftarrow \emptyset$
9: **for** $k = 1, 2, \cdots, K$ **do**
10: draw i from $\bar{\mathcal{P}}_{\Phi}^{(t)}$ with probability $\propto w_{[i]}^{(t)}$
11: add $\boldsymbol{\phi}_{[i]}^{(t)}$ to $\mathcal{P}_{\Phi}^{(t)}$
12: **end for**
13: **return** $\mathcal{P}_{\Phi}^{(t)}$

時刻 $t-1$ のパーティクル $\mathcal{P}_{\Phi}^{(t-1)}$ と時刻 t のセンサ情報 $z^{(t)}$ から時刻 t のパーティクル $\mathcal{P}_{\Phi}^{(t)}$ が導出される．物体力学特性の真値は変化しないものとしているが，パーティクルによる確率分布表現の精度を上げるためにランダムな更新が行われる（4 行目）．尤度 $P_L(z^{(t)}|\boldsymbol{\phi}_{[k]}^{(t)})$ がパーティクルの重み $w_{[k]}^{(t)}$ として用いられ（5 行目），この重みに基づいてパーティクルがリサンプリングされる（10 行目）．物体力学特性空間にランダムにサンプリングされたパーティクルが一様分布を表現するものとして，これを確率分布の初期値に用いる．

グリッドベースフィルタによる物体力学特性の推定

グリッドベースフィルタでは，物体力学特性の空間をグリッド状に分割し，各セルの中心の物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}_{[k]}$ $(k = 1, 2, \cdots, K)$ の確率の集合 $\mathcal{G}_{\Phi}$ として確率分布 $P(\boldsymbol{\phi} \,|\, z^{(1:t)})$ を表す．K はグリッド分割されたセルの個数である．グリッドベースフィルタによって推定を更新する際の 1 ステップ分の処理を Algorithm. 5.2 に示す．

時刻 $t-1$ のグリッド $\mathcal{G}_{\Phi}^{(t-1)}$ と時刻 t のセンサ情報 $z^{(t)}$ から時刻 t のグリッド $\mathcal{G}_{\Phi}^{(t)}$ が導出される．グリッドの各セルの確率に尤度 $P_L(z^{(t)} \,|\, \boldsymbol{\phi}_{[k]})$ を掛けることでセンサ情報を反映させる（3 行目）．これを全グリッドにわたって足して 1 になるように正規化することでグリッド表

Algorithm 5.2 グリッドベースフィルタによる物体力学特性の推定更新

1: Given: $\mathcal{G}_{\Phi}^{(t-1)}, z^{(t)}$
2: **for** $k = 1, 2, \cdots, K$ **do**
3: $\quad \bar{P}\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right) \leftarrow P_L\left(z^{(t)} \,\middle|\, \boldsymbol{\phi}_{[k]}\right) P\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]} \,\middle|\, z^{(1:t-1)}\right)$
4: **end for**
5: $\mathcal{G}_{\Phi}^{(t)} \leftarrow \emptyset$
6: **for** $k = 1, 2, \cdots, K$ **do**
7: $\quad P\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right) \leftarrow \dfrac{\bar{P}\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right)}{\sum_k \bar{P}\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right)}$
8: $\quad$ add $\left\langle \boldsymbol{\phi}_{[k]}, P\left(\boldsymbol{\phi}_{[k]} \,\middle|\, z^{(1:t)}\right)\right\rangle$ to $\mathcal{G}_{\Phi}^{(t)}$
9: **end for**
10: **return** $\mathcal{G}_{\Phi}^{(t)}$

現の確率分布が得られる（7 行目）．全てのグリッドが等確率 $1/K$ をもつ一様分布を確率分布の初期値として用いる．グリッドベースフィルタには，パーティクルフィルタと異なり大域的に確率分布を表し続けることができる利点がある一方で，推定対象のパラメータの次元が大きい場合にグリッドのセル数 K が指数関数的に増加し計算コストが大きくなるという欠点がある．

5.2.5 物体力学特性推定の適用例

二次元物体操作における物体力学特性の推定の例

二次元物体操作について物体力学特性をグリッドベースフィルタで推定する例を示す．二次元の物体については次の 4 つの力学特性変数が力学制約に影響する．

$$\boldsymbol{\phi} = \left\{ m, \bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gz}, \mu_T \right\} \tag{5.40}$$

m は物体の質量，$\bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gz}$ は物体座標系での重心位置，μ_T は物体・環境間の摩擦係数である．物体・ロボット間の摩擦係数は 0 とする．力学特性空間中の次式で表される領域を推定範囲とする．

$$\boldsymbol{\phi}^{min} \leq \boldsymbol{\phi} \leq \boldsymbol{\phi}^{max} \tag{5.41}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{min} = \{ 0.0 \text{ kg}, -0.5 \text{ m}, 0.0 \text{ m}, 0.5 \} \tag{5.42}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{max} = \{ 0.4 \text{ kg}, 0.5 \text{ m}, 1.0 \text{ m}, 2.0 \} \tag{5.43}$$

図 5.4 (C6) のように m, μ_T については 10 分割，$\bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gz}$ については 5 分割することで，この領域を 2500 個のセルで表現した．図 5.4 (A) に推定対象の力学特性の真値 $\boldsymbol{\phi}^{true}$，図 5.4 (B) に物体操作のセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ を示す．これらの例では力・モーメントのつりあいから物体・ロボット間の接触力 $\boldsymbol{Q}_{OR}$ が解析的に求まるが，一般には不静定問題となり一意に定まらない．センサ情報の尤度分布 $P_L(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{\phi})$ において，力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ を変数とみなしたものを力学特性の尤度分布 $L(\boldsymbol{\phi}|\boldsymbol{z})$ とする．各操作について推定された力学特性の尤度分布 $L(\boldsymbol{\phi}|\boldsymbol{z})$ を図 5.4 (C1)-(C4) に，それらを統合して得られた確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}|\boldsymbol{z})$ を図 5.4 (C5) に示す．尤度分布の傾向としては，持ち上げ操作と傾け操作では質量と重心位置に，押し操作では質量と摩擦係数に大きく依存していることが分かる．推定結果の妥当性の検証のために，それぞれの尤度分布について次式が成り立つことを確認した．

$$\boldsymbol{\phi}^{true} \in \bigcup_k \boldsymbol{\Phi}_k \quad \text{s.t.} \quad L(\boldsymbol{\phi}_k|\boldsymbol{z}) \fallingdotseq \max_{i=1,2,\cdots,K} L(\boldsymbol{\phi}_i|\boldsymbol{z}) \tag{5.44}$$

$\boldsymbol{\Phi}_k$ は k 番目のグリッドの領域，$\boldsymbol{\phi}_k$ はその中心の代表値を表す．式 5.44 は，力学特性の真値 $\boldsymbol{\phi}^{true}$ が最も尤度の高いグリッド領域の中に含まれていることを意味している．真値 $\boldsymbol{\phi}^{true}$ と真値の属するグリッドの代表値 $\boldsymbol{\phi}_k$ にはグリッドの細かさに依存した差が生じるため，式 5.44 中の等号は誤差を許容する必要がある．今回の例では 10^{-7} までの誤差を許容した．それぞれの尤度分布の導出に要した時間は約 8 sec であった．

シミュレーション上での物体操作における物体力学特性推定実験

本節で説明した物体力学特性推定法を Open Dynamics Engine (ODE) [220] に基づいた動力学シミュレータ [221] 上での直方体形状状物体の操作に適用した．物体質量 $m = 1.0$ kg は既知として，次の物体力学特性変数を推定対象とした．

$$\boldsymbol{\phi} = \left\{ \bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gy}, \bar{p}_{gz}, \mu_T, \mu_R \right\} \tag{5.45}$$

$\bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gy}, \bar{p}_{gz}$ は物体座標系での重心位置，μ_T, μ_R は物体・環境間の並進，回転摩擦係数である．物体底面の中心を物体座標系の原点とする．シミュレーション中の物体の力学特性真値を次式のように定める．

$$\boldsymbol{\phi}^{true} = \{ -0.2 \text{ m}, 0.1 \text{ m}, 0.3 \text{ m}, 0.4, 0.2 \} \tag{5.46}$$

図 5.4: 二次元物体操作における物体力学特性の推定の例 [219]

(A) m は物体の質量，$\bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gz}$ は物体座標系での重心位置，μ_T は物体・環境間の摩擦係数を表す．(B) 4 種類の物体操作における接触力を示す．三角形の接触点がロボットによる接触を表す．赤色の矢印で示された物体・ロボット間の接触力 $\boldsymbol{Q}_{OR}$ が推定で用いられる．(C) 各操作から推定された物体力学特性の尤度分布 $L(\boldsymbol{\phi}|z)$ とそれらを統合した確率分布 $P(\boldsymbol{\phi}|z)$ を示す．尤度分布と確率分布は 4 次元の力学特性空間における関数であり，次式で表される周辺分布 $L^{1,2}, L^{3,4}$ や $P^{1,2}, P^{3,4}$ として可視化されている．

$L^{1,2}(m,\ \bar{p}_{gx}|z) = \int\int L(m, \bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gz}, \mu_T|z)\, d\bar{p}_{gz} d\mu_T$

$L^{3,4}(\bar{p}_{gz}, \mu_T|z) = \int\int L(m, \bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gz}, \mu_T|z)\, dm\, d\bar{p}_{gx}$

グラフ中の白色の点は真値を示す．グラフではもっとも尤度や確率の高いセルに真値が属していないように見えるが，これは周辺分布のグラフにプロットしているためであり，実際には式 5.44 が成立している．

力学特性空間中の次式で表される領域を推定範囲とする．

$$\boldsymbol{\phi}^{min} \leq \boldsymbol{\phi} \leq \boldsymbol{\phi}^{max} \tag{5.47}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{min} = \{-1.0\ \mathrm{m}, -1.0\ \mathrm{m}, 0.0\ \mathrm{m}, 0.0, 0.0\} \tag{5.48}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{max} = \{1.0\ \mathrm{m}, 1.0\ \mathrm{m}, 2.0\ \mathrm{m}, 2.0, 2.0\} \tag{5.49}$$

シミュレーション上で押し，持ち上げ，傾け，ピボットといった多様な操作を物体に加え，そのときのセンサ情報からパーティクルフィルタとグリッドベースフィルタによって物体力学特性を推定した．パーティクルフィルタでは粒子数を 100，グリッドベースフィルタでは各次元を 7 分割しグリッド数を 16807 ($= 7^5$) とした．図 5.5 (A) に各操作について導出された尤度分布，図 5.5 (B) にそれらを統合して得られた確率分布を示す．それぞれの操作から尤度分布が適切に計算されており，それらを時系列的に統合することで真値が正しく推定された．一回のセンサ情報からの確率分布更新に要した計算時間は，パーティクルフィルタでは約 0.4 sec，グリッドベースフィルタでは約 60 sec であった．グリッドベースフィルタでは高次元の力学特性空間でグリッド数が多くなり計算に時間がかかる．オンラインで推定する場合にはパーティクルフィルタ，大域的な分布を導出する場合にはグリッドベースフィルタを用いるというような使い分けが有効である．

ロボットの物体操作による物体力学特性推定実験

等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS が実際に物体を操作して得られたセンサ情報から物体の力学特性を推定する実験を行った．図 5.6 (A) に示す 0.5 m × 0.5 m × 1.0 m の直方体フレームを対象物体とする．力学特性空間中の次式で表される領域を推定範囲とする．

$$\boldsymbol{\phi}^{min} \leq \boldsymbol{\phi} \leq \boldsymbol{\phi}^{max} \tag{5.50}$$

$$\boldsymbol{\phi} = \left\{ m, \bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gy}, \bar{p}_{gz}, \mu_T, \mu_R \right\} \tag{5.51}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{min} = \{0.0\ \mathrm{kg}, -0.25\ \mathrm{m}, -0.25\ \mathrm{m}, -0.5\ \mathrm{m}, 0.0, 0.0\} \tag{5.52}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{max} = \{10.0\ \mathrm{kg}, 0.25\ \mathrm{m}, 0.25\ \mathrm{m}, 0.5\ \mathrm{m}, 2.0, 1.0\} \tag{5.53}$$

物体重心位置は物体の中心を原点とする物体座標系で表されている．各次元を 5 分割することでこれらの領域を 15625 個のセルにグリッド分割しグリッドベースフィルタを適用した．ロボットは地面に接する 4 つのエッジ周りの傾け操作と並進滑り，回転滑り操作を適用

(A1) 傾け操作の尤度分布

(A2) ピボット操作の尤度分布

(A3) 押し操作の尤度分布

(A4) 持ち上げ操作の尤度分布

(A) 物体力学特性の尤度分布

(B1) グリッドベースフィルタで推定された確率分布

(B2) パーティクルフィルタで推定された確率分布

(B) 物体力学特性の確率分布

図 5.5: シミュレーション上での物体操作における物体力学特性推定実験
物体力学特性 $\boldsymbol{\phi}$ (重心位置 $\bar{\boldsymbol{p}}_g$ と摩擦係数 μ_T, μ_R) がマニピュレーション中のセンサ情報 z から推定されている．尤度分布や確率分布は重心位置と摩擦係数について分けて 2 つのグラフで表示されている．グラフ中の黄色の点が真値を表す．グリッドベースフィルタのグラフでは，赤色が確率が高く青色が確率が低いことを表している．パーティクルフィルタのグラフでは，各パーティクルがプロットされておりピンク色の点がパーティクルの平均を表す．(A) 4 種類の操作中のセンサ情報から物体力学特性の尤度分布がグリッドベースに計算されている．(B) 時系列センサ情報から物体力学特性の確率分布をグリッドベースフィルタとパーティクルフィルタで計算している．およそ 10 ステップ分のセンサ情報が用いられている．

した．図 5.6 (B) にこれらの操作により推定された物体力学特性の確率分布を示す．本実験では物体の重心が中心にある場合と偏った位置にある場合の二通りの力学特性の物体を対象とした．重心が中心にある物体の力学特性の真値 $\boldsymbol{\phi}^{true}$ と推定結果の平均値 $\boldsymbol{\phi}^{estimate}$ は次のようになった．

$$\boldsymbol{\phi}^{true} = \{4.1\ \mathrm{kg}, 0.0\ \mathrm{m}, 0.0\ \mathrm{m}, 0.0\ \mathrm{m}, 0.25, 0.11\} \tag{5.54}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{estimate} = \{3.8\ \mathrm{kg}, 0.0\ \mathrm{m}, -0.02\ \mathrm{m}, -0.11\ \mathrm{m}, 0.60, 0.18\} \tag{5.55}$$

重心が偏った位置にある物体の力学特性の真値 $\boldsymbol{\phi}^{true}$ と推定結果の平均値 $\boldsymbol{\phi}^{estimate}$ は次のようになった．

$$\boldsymbol{\phi}^{true} = \{\,8.2\ \mathrm{kg}, 0.03\ \mathrm{m}, 0.12\ \mathrm{m}, 0.20\ \mathrm{m}, 0.25, 0.11\,\} \tag{5.56}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{estimate} = \{\,7.4\ \mathrm{kg}, 0.02\ \mathrm{m}, 0.10\ \mathrm{m}, -0.06\ \mathrm{m}, 0.33, 0.13\,\} \tag{5.57}$$

どちらの推定においても得られた確率分布が一点に集中したものでないため，推定の成否に関わらず $\boldsymbol{\phi}^{true}$ と $\boldsymbol{\phi}^{estimate}$ が一致するとは限らない．式 5.44 が等式の許容誤差 10%のもとで成立したことから，真値は確率分布の最瀕値に含まれており妥当な推定結果であることが確認された．

(A) ロボットが物体を操作する様子

(B1) 重心が中心にある物体

(B2) 重心が偏った位置にある物体

(B) 物体力学特性の確率分布

図 5.6: ロボットの物体操作による物体力学特性推定実験 [219]
HRP2-JSKNTS の物体操作で得られたセンサ情報から物体の質量 m，重心位置 $\bar{\boldsymbol{p}}_g$，摩擦係数 μ_T, μ_R をグリッドベースフィルタで推定した．推定結果の確率分布は図 5.4 と同様の周辺分布として可視化されている．グラフ中の白色の点は真値を示す．

5.2.6 ロボットマニピュレーションへの適用

物体力学特性推定に基づく操作実現確率の導出例

物体力学特性の推定によって候補となる物体操作の実現可能性を定量的に評価することが可能となる．本節の推定と 4.2 節の操作実現確率の計算を合わせることで，ロボットが物体操作時に得られるセンサ情報から物体力学特性の確率分布を推定し，操作候補の実現確率を導出する計算例を示す．図 5.7 に示す二次元ロボットマニピュレーションにおいて，物体座

標系での重心位置 x 座標 $\bar{p}_{gx}$（紙面上での右向きを x 軸正方向とする）と床面との間の摩擦係数 μ_T を未知とする．力学特性空間中の次式で表される領域を推定範囲として，各次元を 20 分割し 400 個のセルにグリッド分割する．

$$\boldsymbol{\phi}^{min} \leq \boldsymbol{\phi} \leq \boldsymbol{\phi}^{max} \tag{5.58}$$

$$\boldsymbol{\phi} = \left\{ \bar{p}_{gx}, \mu_T \right\} \tag{5.59}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{min} = \{ 0.0 \text{ m}, 0.0 \} \tag{5.60}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{max} = \{ 1.0 \text{ m}, 2.0 \} \tag{5.61}$$

物体座標系の原点は，紙面上で物体の左下の頂点におかれているものとする．物体の幅は 1 m として，物体の質量や重心高さは既知とする．図 5.7 に操作実現確率の計算結果を示す．ロボットによる 3 種類の物体操作で得られる力覚センサ情報をシミュレートし，それに基づいて逐次的に物体力学特性の確率分布が更新された．2 種類の物体操作候補に対して，物体力学特性の確率分布を操作実現可能な領域で積分することで，各時点での操作実現確率が導出された．

大型物体マニピュレーションの操作戦略選択実験

等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS による大型箱 (0.6 m × 0.6 m × 1.4 m, 10.0 kg) の運搬において，本節の推定法で得られた物体力学特性の確率分布に基づいて 4.2 節の手法で操作実現確率を計算することで適切な操作戦略を選択する実験を行った．本実験では，操作戦略の候補として図 5.8 (A) に示す持ち上げ操作，押し操作，両手傾け操作，片手傾け操作の 4 つを与えた．物体座標系での重心の z 座標（箱の長辺方向の重心位置）$\bar{p}_{gz}$ と並進摩擦係数 μ_T を未知としてこれらを推定対象の物体力学特性とした．次式で表される物体力学特性空間の領域を推定範囲として，各次元を 10 分割し 100 個のセルにグリッド分割する．

$$\boldsymbol{\phi}^{min} \leq \boldsymbol{\phi} \leq \boldsymbol{\phi}^{max} \tag{5.62}$$

$$\boldsymbol{\phi} = \left\{ \bar{p}_{gz}, \mu_T \right\} \tag{5.63}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{min} = \{ 0.0 \text{ m}, 0.0 \} \tag{5.64}$$

$$\boldsymbol{\phi}^{max} = \{ 1.6 \text{ m}, 2.0 \} \tag{5.65}$$

ロボットの全身動作はロボット・物体の幾何形状モデルと操作における物体運動・把持点

図 5.7: 物体力学特性推定に基づく操作実現確率の導出例
ロボットによる 3 種類の物体操作から物体力学特性の確率分布が逐次的に更新され，それぞれの時点において 2 種類の物体操作候補の操作実現確率が計算されている．尤度分布と確率分布のグラフでは，赤色は尤度や確率が高く青色は低いことを表す．グラフ中の白色の点は物体力学特性の真値を表す．操作実現可能な領域のグラフでは，赤色が操作実現不可，青色が操作実現可能であることを表す．

情報から全身逆運動学計算により生成した．物体操作中のヒューマノイドの全身バランス制御，接触力制御等については文献 [251] に詳しく記している．

物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_O$，接触 $\boldsymbol{C}_O$，接触力 $\boldsymbol{Q}_{OR}$ は操作中のロボットのセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ から導出される．物体コンフィギュレーション（位置姿勢）$\boldsymbol{\theta}_O$ は，ロボット実機の把持位置と物体形状モデルに付加された把持位置が重なるように簡易的に計算する．物体・ロボット間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ は，ロボットの幾何形状モデルと関節エンコーダ，IMU センサ情報に基づき計算される．物体・環境間の接触 $\boldsymbol{C}_{OE}$ は，物体位置姿勢と物体形状モデルに基づいて幾何干渉計算により導出する．物体・ロボット間の接触力 $\boldsymbol{Q}_{OR}$ はロボットのエンドエフェクタに搭載された 6 軸力センサにより計測する．

図 5.8 (B) は実験中のロボットの様子，図 5.8 (C) は物体力学特性の確率分布と操作実現確率の推移である．実験では，キャスタを付けた低摩擦特性の大型箱と滑り止めを付けた高摩

擦特性の大型箱の二通りの対象物を扱った．低摩擦の大型箱に対しては，押し操作を実行し摩擦係数が小さい領域の確率が高いと推定され，押し操作の操作実現確率が上昇した．これにより押し操作を続行することで運搬を実現した．高摩擦の大型箱に対しては，まず押し操作を実行し高摩擦領域の確率が上昇したため押し操作の操作実現確率が低下した．そこで，最も操作実現確率の高い両手での傾け操作に切り替え運搬を行った．また，傾け操作によって物体の重心高さが推定された．本実験では 2 Hz 程度で力学特性確率分布の更新と操作実現確率の計算が行われた．実験結果から本手法により力学特性の違いに応じて適応的に物体操作戦略が選択されることが検証された．

5.2.7 本節のまとめ

本節では，ロボットのセンサ情報から物体の質量，重心位置，摩擦係数等の力学特性を逐次的に推定する手法を提案した．一般にマニピュレーション中のセンサ情報は物体力学特性を一意に同定できるだけの情報を含まないため，本手法では推定結果を物体力学特性の確率分布として表す．まず，センサ情報が物体コンフィギュレーションと接触，接触力として表されることを指摘し，物理的整合性推論により物体力学特性の評価値を導出し尤度へ変換する．次に，尤度分布を逐次ベイズフィルタによって時系列的に統合することで，物体力学特性の確率分布の推定が更新される．逐次ベイズフィルタとしてパーティクルフィルタとグリッドベースフィルタを実装し，それぞれの特徴を議論した．本手法の妥当性を検証するために，シミュレーションと現実のマニピュレーションへ適用し，多様な物体操作のセンサ情報に基づいて物体力学特性が推定されることを確認した．さらに，本手法を物体力学特性の確率分布を入力とする物体操作計画法と統合して，ロボットが物体力学特性の推定結果に応じて適応的に操作戦略を選択しマニピュレーションを実現する実験を行い，推定法の有効性を示した．本手法では，物理的整合性推論によってマニピュレーション中の任意のセンサ情報から物体力学特性の尤もらしさが連続的に評価されるため，幅広いマニピュレーションタスクへの適用が可能である．

(A1) 持ち上げ操作 $\boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{lift}}$　(A2) 押し操作 $\boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{push}}$　(A3) 両手傾け操作 $\boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{tilt2}}$　(A4) 片手傾け操作 $\boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{tilt1}}$

(A) 物体操作戦略候補の実現可能領域

(B1)　(B2)　(B3)　(B4)

(B5)　(B6)　(B7)　(B8)

(B) ロボットによる物体操作の様子

$P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_{\text{lift}})$	11%	11%	11%	10%	10%	13%	20%	7%
$P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_{\text{push}})$	65%	100%	100%	67%	100%	52%	79%	26%
$P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_{\text{tilt2}})$	80%	67%	66%	74%	60%	80%	92%	100%
$P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}_{\text{tilt1}})$	63%	56%	56%	57%	50%	48%	44%	100%
対応する図番号		(B1)	(B2)			(B3)	(B4)	(B5)

(C) 物体力学特性の確率分布と操作実現確率の推移

図 5.8: 大型物体マニピュレーションにおける操作戦略選択実験 [219]
(A) 物体操作戦略の 4 つの候補とそれらが実現可能となる物体力学特性の領域を示す．物体力学特性領域のグラフの横軸は重心高さ $\bar{p}_{gz}$，縦軸は並進摩擦係数 μ_T である．
(B) ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS が大型箱をマニピュレーションする様子を示す．(B1)-(B2) ではロボットがキャスタ付きの低摩擦特性の大型箱を押し操作により運搬している．(B3)-(B8) ではロボットが滑り止め付きの高摩擦特性の大型箱に押し操作を適用した後に傾け操作で運搬している．
(C) 重心高さ $\bar{p}_{gz}$ と並進摩擦係数 μ_T の尤度分布と確率分布がグリッドベースフィルタにより推定されそれに基づいて操作戦略候補の操作実現確率 $P_{\text{feasible}}(\boldsymbol{\sigma})$ が計算されている．$\boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{lift}}, \boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{push}}, \boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{tilt2}}, \boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{tilt1}}$ はそれぞれ (A) で示された操作戦略候補を表す．

5.3 幾何的整合性に基づく占有格子表現による物体形状モデルの生成

5.3.1 物体形状モデル生成の関連研究

物体形状モデルの生成は，コンピュータビジョンからロボティクスまでの幅広い分野において研究されている．視覚情報から物体の形状モデルを生成するためには，物体の表面全体を見渡すことのできる複数の視点で得られた視覚情報を統合することが必要になる．時系列の三次元点群情報を統合する汎用的な手法として，TSDF (truncated signed distance field) [252] を利用した Kinect Fusion [143] や占有格子地図 (occupancy grid map) [253] を利用した OctoMap [142] が提案されている．これらの手法では，環境をグリッド状に分割して物体表面までの距離や占有確率の値をもたせるデータ構造が用いられ，時系列の視覚情報をデータ容量を抑えながら精度よく統合することができる．また，物体を見回すための視点の決定法についても研究されている [254][255].

オクルージョン等によって物体表面の一部分のみが観測できるような場合には，手探り [256][257] によって触覚，力覚，近接覚 [140] の情報を取得し物体形状モデルを生成することが有効である．本研究では，マニピュレーションを目的として，物体形状モデルは物体とロボットや環境との間の接触を決定するために使われる．ロボットが手を伸ばし実際に接触したという触覚，力覚，近接覚の情報から形状モデルを生成することは，この目的に沿ったものである．先行研究では，近接センサ情報を利用した把持が実現されている [139][140] が，物体形状モデルは明示的に生成されていない．

本節では，ロボットのセンサから得られる視覚情報と力覚情報を統合して，物体形状モデルを生成する手法を提案する．時系列の視覚情報の統合には，Kinect Fusion [143] や OctoMap [142] を利用ものとし，オクルージョン領域の情報を力覚から更新する方法について説明する．

5.3.2 物体形状モデル生成の処理手順

図 5.9 に本節で説明する物体形状モデル生成の処理手順を示す．まず，見回し動作によって物体を観測して得られる三次元点群を時系列的に統合し，対象物体を含む環境の三次元の占有格子地図を生成する．三次元点群の統合には OctoMap [142] や Kinect Fusion [143] の従来手法を用いる．OctoMap では，直接占有格子地図が出力され，Kinect Fusion では，得られた TSDF [252] から物体内部のグリッドが占有されているような占有格子地図を出力する．

次に，見回し動作で得られた占有格子地図でオクルージョン等により占有が未知の領域について，手探り動作で力覚情報を統合することで占有格子地図を更新する．最後に，占有格子地図から物体領域を抽出することで物体形状モデルが生成される．本手法で得られる形状モデルはボクセルで表現された形式となるが，物体操作計画においてそのまま利用することが可能である．以降では，5.3.3 項で手探り動作について説明し，5.3.4 項で物体形状モデルの生成例を示す．

図 5.9: 物体形状モデル生成の処理手順
見回し動作については既存手法を用いるものとして，5.3.3 項で手探り動作について説明する．

5.3.3 手探り動作による物体形状モデル生成

本項では，ボクセル形式の物体形状モデルを生成するために，手探り動作によって占有格子地図の未知領域を更新する手法について述べる．

占有格子地図による環境の表現

本研究では，環境をセル分割して各セルが物体や環境で占有されているか否かを確率的に表現する占有格子地図を用いる．セルが占有されていることを occupied，占有されていないことを free，どちらか分からないことを unknown と呼ぶ．i 番目のセル $\boldsymbol{m_i}$ は占有の確率 $p(\boldsymbol{m_i})$ を保持し，$p(\boldsymbol{m_i}) = 1$ は occupied，$p(\boldsymbol{m_i}) = 0$ は free，$p(\boldsymbol{m_i}) = 0.5$ は unknown を表す．以下では，センサ情報から占有の確からしさを導出するためのセンサモデルが与えられているもとで，占有確率 $p(\boldsymbol{m_i})$ をセンサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ から更新する手法を説明する．t は計測時点の周期を表す添字であり，$\boldsymbol{z}^{(1:t)}$ は 1 周期目から t 周期目までのセンサ情報，$p(\boldsymbol{m_i} \mid \boldsymbol{z}^{(1:t)})$ は $\boldsymbol{z}^{(1:t)}$ が得られたもとでの占有確率を表す．$p(\boldsymbol{m_i} \mid \boldsymbol{z}^{(1:t-1)})$ と $\boldsymbol{z}^{(t)}$ から $p(\boldsymbol{m_i} \mid \boldsymbol{z}^{(1:t)})$ を求められれば，周期的に新しいセンサ情報を統合しマップを更新することができる．

ベイズの定理や条件付き確率の独立性から次の関係式が導出される．

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)}) &= \frac{p(z^{(t)} \mid \boldsymbol{m_i}, z^{(1:t-1)})\, p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t-1)})}{p(z^{(t)} \mid z^{(1:t-1)})} \\ &= \frac{p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(t)})\, p(z^{(t)})\, p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t-1)})}{p(\boldsymbol{m_i})\, p(z^{(t)} \mid z^{(1:t-1)})} \end{aligned} \tag{5.66}$$

セルが occupaied の確率 $p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})$ と free の確率 $p(\neg \boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})$ の比をとると，次式のように簡単になる．

$$\frac{p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})}{p(\neg \boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})} = \frac{p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t-1)})}{p(\neg \boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t-1)})} \frac{p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(t)})}{p(\neg \boldsymbol{m_i} \mid z^{(t)})} \frac{p(\neg \boldsymbol{m_i})}{p(\boldsymbol{m_i})} \tag{5.67}$$

$$\text{where} \quad p(\neg \boldsymbol{m_i}) = 1 - p(\boldsymbol{m_i})$$

両辺にロジット関数 [6] を適用すると次式のように変形される．

$$l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)}) = l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t-1)}) + l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(t)}) - l(\boldsymbol{m_i}) \tag{5.69}$$

$$\text{where} \quad l(x) = \mathrm{logit}(p(x)) = \log \frac{p(x)}{1 - p(x)}$$

環境の事前知識がないとすると次式が成立する．

$$p(\boldsymbol{m_i}) = 0.5 \tag{5.70}$$

$$l(\boldsymbol{m_i}) = 0 \tag{5.71}$$

式 5.71 を式 5.69 に代入すると，占有確率のロジットの更新式が次式のように得られる．

$$l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)}) = l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t-1)}) + l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(t)}) \tag{5.72}$$

これによってセンサ情報 $z^{(t)}$ から占有格子地図を逐次的に更新することができる．$l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(t)})$ は，センサ情報から占有の確からしさを導くためのセンサモデルであり，従来研究ではレーザレンジセンサや深度カメラ等の視覚センサのセンサモデルが提案されている [242]．本研究では，触覚センサや力覚センサのセンサモデルを提案することで，これらのセンサによって占有格子地図を更新することを可能にする．また，ロジット $l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})$ から確率 $p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})$ へ次式のように変換することができる．

$$p(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)}) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\left(l(\boldsymbol{m_i} \mid z^{(1:t)})\right)} \tag{5.73}$$

[6] ロジット関数 (logit) はロジスティック関数の逆関数であり，次式で表される．

$$\mathrm{logit}(x) = \log \frac{x}{1 - x} \tag{5.68}$$

触覚センサ・力覚センサによる占有格子地図の更新

式 5.72 の $l(\boldsymbol{m_i} \mid \boldsymbol{z}^{(t)})$ はセンサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ からセル占有確率を返す関数で，センサモデルと呼ばれる．移動ロボットのナビゲーションにおいては，ソナーセンサやレーザレンジセンサのセンサモデルを導入することで占有格子地図が生成されている [242]．視覚センサ情報が使えない手探り動作においては，触覚センサや力覚センサのセンサモデルを導入し，これらのセンサ情報から地図を更新する．

触覚センサに対して次式のセンサモデルを導入する．

$$l_{\mathrm{tct}}(\boldsymbol{m_i} \mid \boldsymbol{z}^{(t)}) = \begin{cases} v_{\mathrm{tct}} & \boldsymbol{m_i} \in \mathrm{CR} \\ \bar{v}_{\mathrm{tct}} & \boldsymbol{m_i} \notin \mathrm{CR} \wedge \boldsymbol{m_i} \in \partial(\mathrm{Link}) \\ \bar{v}_{\mathrm{tct}} & \boldsymbol{m_i} \in \mathrm{Link} \\ v_{\mathrm{unk}} & \mathrm{otherwise} \end{cases} \tag{5.74}$$

CR は触覚センサ上の接触を検知している領域で，センサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ に含まれる．Link，∂(Link) はそれぞれ触覚センサの配置されているリンクの占める領域，表面の領域を表し，ロボットの幾何形状モデルから順運動学計算によって得られる．式 5.74 は，触覚センサ上で接触が検知されている領域は occupied で，それ以外のリンク表面やリンク内部は free と推定されることを表す．$v_{\mathrm{tct}}, \bar{v}_{\mathrm{tct}}, v_{\mathrm{unk}}$ はそれぞれ，occupied, free, unknown であると推定されることを表す確率であり，以下の範囲から設定する．

$$\mathrm{logit}(0.5) < v_{\mathrm{tct}} < \mathrm{logit}(1)$$

$$\mathrm{logit}(0) < \bar{v}_{\mathrm{tct}} < \mathrm{logit}(0.5)$$

$$v_{\mathrm{unk}} = \mathrm{logit}(0.5)$$

同様に，力覚センサに対して以下のセンサモデルを導入する．

$$l_{\mathrm{frc}}(\boldsymbol{m_i} \mid \boldsymbol{z}^{(t)}) = \begin{cases} v_{\mathrm{frc}} & \boldsymbol{m_i} \in \partial(\mathrm{Link}),\ \mathrm{Contact} \\ \bar{v}_{\mathrm{frc}} & \boldsymbol{m_i} \in \partial(\mathrm{Link}),\ \neg\,\mathrm{Contact} \\ \bar{v}_{\mathrm{frc}} & \boldsymbol{m_i} \in \mathrm{Link} \\ v_{\mathrm{unk}} & \mathrm{otherwise} \end{cases} \tag{5.75}$$

Contact, ¬ Contact は力覚センサによる接触検知の有無を表しており，センサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ から得られる．式 5.75 は，力覚センサが接触を検知している場合はそのリンクの表面は occupied の可能性があり，それ以外のリンクの表面や全リンクの内部は free と推定されることを表

す．$v_{\mathrm{frc}}, \bar{v}_{\mathrm{frc}}$ は触覚センサモデルと同様，occupied, free であると推定されることを表す確率であり，以下の範囲から設定する．

$$\mathrm{logit}(0.5) < \quad v_{\mathrm{frc}} < \quad \mathrm{logit}(1)$$

$$\mathrm{logit}(0) < \quad \bar{v}_{\mathrm{frc}} < \quad \mathrm{logit}(0.5)$$

図 5.10 に触覚センサ，力覚センサのセンサモデルを二次元のグリッド形式で示す．触覚センサは正確な接触位置まで検知できるが力覚センサからは接触位置が分からない．そのため，力覚センサのセンサモデルでは，実際に接触しているのはリンク表面の一部であるが，リンク表面全域に接触の可能性があるとしている．このことから $v_{\mathrm{frc}} < v_{\mathrm{tct}}$ であることが望ましいと考えられる．

本論文では扱わないが，関節トルク制御のロボット [258] についても，関節トルクセンサ情報から占有確率を表すセンサモデルを導入すれば，占有格子地図が更新できる．

図 5.10: 触覚センサと力覚センサのセンサモデル [259]
占有確率を表すグリッドにおいて，赤色は occupied，青色は free，灰色は unknown を表す．

触覚センサ・力覚センサによる占有格子地図の更新の例

提案したセンサモデルによって幾何シミュレータ上で触覚センサ，力覚センサの情報から占有格子地図を更新する実験を行った．2 次元平面領域を縦 60，横 50 区画に等分割した占有格子地図として表し，6 関節アームロボットの運動によって占有確率を更新した．初期状態では環境全域が未知であるとして，ランダムな関節速度をロボットの各関節に与え，センサ情報から環境地図を繰り返し更新した．全リンクが触覚センサをもつロボットと力覚センサをもつロボットを扱った．センサモデル 式 5.74 , 式 5.75 における占有確率を表すパラメータには以下の値を用いた．

$$v_{\mathrm{tct}} = \mathrm{logit}(0.9) \tag{5.76}$$

$$\bar{v}_{\mathrm{tct}} = \mathrm{logit}(0.1) \tag{5.77}$$

$$v_{\mathrm{frc}} = \mathrm{logit}(0.7) \tag{5.78}$$

$$\bar{v}_{\mathrm{frc}} = \mathrm{logit}(0.1) \tag{5.79}$$

$$v_{\mathrm{unk}} = \mathrm{logit}(0.5) \tag{5.80}$$

図 5.11 に触覚センサ，力覚センサによる占有格子地図の更新の過程と結果を示す．図 5.11 の最右図は 20000 回関節角を更新した後の様子であり，触覚センサ，力覚センサのいずれを用いても，各リンクの時系列センサ情報を統合してロボット可動範囲内の環境が正しく把握されていることが分かる．

5.3.4 物体形状モデル生成の適用例

見回しによる物体形状モデルの生成実験

視覚情報から物体のボクセルモデルを生成する実験を行った．視覚センサとしては，ロボットに搭載されているカメラと同一の RGB-D カメラ Xtion PRO LIVE[7] を使用し，本実験では人間がカメラを持って物体を見回すように動かした．時系列の深度画像を統合する手法として Kinect Fusion [143] のオープンソース実装である Kinfu[8] を用いた．

図 5.12 に物体形状モデル生成の様子を示す．物体を見回すことで，椅子の物体形状モデルがボクセル形式で生成された．ひとつの視点の視覚情報だけからはオクルージョンによっ

[7] https://www.asus.com/jp/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE
[8] http://pointclouds.org/documentation/tutorials/using_kinfu_large_scale.php

(A) 触覚センサをもつロボットによる更新

(B) 力覚センサをもつロボットによる更新

図 5.11: 触覚センサ・力覚センサ情報による占有格子地図の更新の様子 [259]
ロボットの全リンクに触覚センサや力覚センサが搭載されているものとする．左から右に更新の過程を示す．最右図は 20000 回ロボットにランダムな関節速度の運動指令を送りセンサ情報から地図を更新した結果である．図中の黒色のブロックは障害物，カラフルな連結されたブロックは 6 関節アームロボットを表す．占有格子地図では，各セルの占有確率 $p(\boldsymbol{m}_i)$ が 0 から 1 まで連続的に更新されている．図中では，各セルの占有確率が，$p(\boldsymbol{m}_i) = 1$ (occupied) は橙色，$p(\boldsymbol{m}_i) = 0.5$ (unknown) は灰色，$p(\boldsymbol{m}_i) = 0$ (free) は青色，その間の確率は補間された色で示されている．

て一部の物体領域が観測されないが，見回しにより時系列の視覚情報を統合することで物体全体の形状モデルが生成されている．また，図 5.13 に生成されたボクセルモデルを用いて，4.2 節の手法で物体操作を計画した結果を示す．

見回しと手探りによる物体領域の占有格子地図生成実験

等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS[172] によって，物体領域の占有格子地図を視覚情報と力覚情報から更新し，物体の部分的な寸法を推定する実験を行った．HRP2-JSKNTS は手首に 6 軸力覚センサが搭載されている．5.3.3 項で導入した力覚センサモデルでは接触が検知されているとき，リンク表面の全領域に接触の可能性があるとしたが，HRP2-JSKNTS

図 5.12: 見回しによる物体形状モデルの生成実験
RGB-D カメラから得られる約 30 sec 間の深度情報から環境のボクセルモデルを生成し，物体領域を抽出することで物体形状モデルが得られた．(A1)-(A4),(B1)-(B4),(C1)-(C4) はそれぞれ同じ時点での RGB 画像，深度画像，環境ボクセルモデルを表す．環境ボクセルモデルでは過去の情報が積算され徐々にモデルが拡張されている．生成された椅子の物体形状モデルを (D) に示す．

図 5.13: 生成された物体形状モデルによる物体操作計画
生成された椅子のボクセルモデル (図 5.12 (D)) を用いて，4.2 節の物体操作状態グラフに基づいた計画法で持ち上げ動作と押し操作を計画した結果を示す．

の力覚センサが搭載されたハンドリンクは大きく表面形状が複雑であるため，図 5.14 のように計測力の向きを考慮して単純化された領域に接触の可能性があるとするセンサモデルを用いることとする．また，手先以外の腕リンクにはセンサが搭載されておらず，これらのリンクが侵入した領域は物体により占有されていないとして更新する．

図 5.14: HRP2-JSKNTS の手首力覚センサのセンサモデル [259]
赤色の面はハンドリンクの単純化された表面を表す．f_x, f_y, f_z は計測力の x, y, z 成分を表し，f_{thre} は接触を判定するための閾値を表す．

(A) 実機の様子　(B) 視覚センサによる更新　(C) 力覚センサによる更新

図 5.15: 見回しと手探りによる物体領域の占有格子地図生成実験
赤色と紫色のグリッドはそれぞれ occupied と unknown であることを表す．占有格子地図は，見回し動作で得られた視覚情報で更新された後に，手探り動作で得られた力覚情報で更新されている．

図 5.15 に実験の様子を示す．ロボットは正面にある大型モニタ（厚さ 85 mm）を含む領域の占有格子地図を生成して物体の厚みを推定する．占有格子地図は，一辺 400 mm の立方体領域を一辺 15 mm の立方体のセルへと分割したグリッドで表現した．まず，視覚センサから深度情報を取得することで，物体の手前の面を占有格子地図上で認識した．次に，ロボットは大型モニタの裏側に手を伸ばして手先リンクで接触した．このとき，力覚情報とロボットの幾何形状モデルを用いた順運動学計算により，手先が接触している大型モニタの裏側の面が占有格子地図上で物体に占有されていると更新された．このようにして，視覚情報と力覚情報から占有格子地図が更新され，大型モニタの厚さが 60 mm から 90 mm の間であると

正しく推定された．本実験により，視覚情報と力覚情報を占有格子地図上で相補的に統合し物体形状の情報を取得できることが示された．

5.3.5 本節のまとめ

本節では，見回し動作と手探り動作によって物体形状モデルを生成するために，占有格子地図を視覚情報と力覚情報から更新する手法を提案した．力覚センサから占有の確率を導出するためのセンサモデルを導入することで，視覚と力覚の情報が占有格子地図上で相補的に統合され，オクルージョン領域の物体寸法の推定が可能になることを示した．見回しと手探りを合わせて効率的に物体形状モデルを生成するための動作の計画は今後の課題となる．

第6章

マニピュレーション対象物体の
姿勢認識と運動予測

6.1 はじめに

6.1.1 マニピュレーションにおける物体運動

マニピュレーションにおいて物体運動は幾何制約，力学制約やタスクの目的に直接的に関係する重要な要素である．本研究では，ロボットと物体のコンフィギュレーションがマニピュレーションにおけるある瞬間の状態を表すものとしており，マニピュレーションを実現することはコンフィギュレーションを計測し制御することに他ならない．ロボットに関しては，搭載されたセンサやアクチュエータによって直接的にコンフィギュレーションを計測，制御できるが，物体には一般にセンサ，アクチュエータが搭載されていないため，ロボットを介してそのコンフィギュレーションの計測，制御を行う必要がある．また，幾何制約や力学制約を規定するモデルパラメータに関して，ロボットが自身の身体に関するパラメータを既知とするのは自然なことであるが，物体は対象が多様であり初見のものも想定しなければならないため，未知であることを前提とするべきである．

このようにマニピュレーションにおける物体運動の扱いには特有の難しさがある．本章では，マニピュレーションで有用な物体運動に関する処理として認識と予測について説明する．物体運動の認識はマニピュレーションの計画や推定において必須であり，4.2 節，5.2 節で述べた計画法，推定法では現在の物体姿勢が取得されていることが前提とされている．準静的なマニピュレーションにおいては，物体運動は時系列の物体姿勢として表されるため，本研究では物体姿勢の認識法を提案する．物体運動認識は過去から現在の物体運動を対象とするものであるが，未来の物体運動を予測することは高度なマニピュレーション行動を実現する上で有用である．一般に物体運動は物理法則に従って生じるが，情報の不十分性や不確実性，モデル化誤差から物理法則のみに基づいて物体運動を予測することは難しい場合が多い．そこで，本研究では，ロボットの操作によって生じる物体運動を機械学習的なアプローチで予測する物体運動予測法を提案する．以降では，物体姿勢の認識について 6.2 節，物体運動の予測について 6.3 節でそれぞれ物理的整合性推論と関連させながら説明する．

6.2 幾何要素対応に基づく三次元物体姿勢の視覚認識

6.2.1 物体姿勢認識の関連研究

センサ情報から物体姿勢を認識することは計画や推定において現在の状態を取得するために不可欠である．また，幾何制約，力学制約を満たすようなマニピュレーション動作を計画

し実行しても予期せぬ外乱やモデル化誤差により計画通りに物体が運動するとは限らない [260]．現実の物体運動に応じて適応的に動作を修正，更新するためには物体姿勢の認識が必要となる．

カメラ画像に基づく物体姿勢の認識はコンピュータビジョン分野における主要な研究テーマのひとつである．画像から物体姿勢を認識する手法は主にエッジに基づく手法と特徴に基づく手法の 2 つに分けられる．エッジに基づく手法では，画像から抽出されたエッジとカメラ画像面に投影された物体形状モデルのエッジが重なるような物体姿勢が計算される [261][262]．また，輪郭の重なり具合を表すエネルギー関数を最適化することでオンラインでのセグメンテーションとトラッキングが実現されている [263]．特徴に基づく手法では，SIFT [264] 等の特徴抽出で計算された物体のキーポイントがトラッキングされる [265][266]．エッジに基づく手法はテクスチャが多い環境に不向きであり特徴に基づく手法はテクスチャの少ない整然とした環境に不向きであることから，これらを相補的に統合することでロバスト性を向上することも提案されている [267][268]．

Microsoft Kinect[1] 等の深度カメラ (depth camera) で取得される三次元点群 (point cloud) には影やテクスチャの影響を受けづらいという利点がある．ICP (iterative closest point)[269][270] は 2 つの点群を重ねあわせる剛体変換を計算するための方法であり，物体形状モデルの表面にサンプリングされた点群を用いることで物体の姿勢認識にも利用できる．ロバスト性や収束速度を向上させるために多くの ICP の拡張手法が提案されている [271][272][273]．点群から物体姿勢を推定する他の手法としては，パーティクルフィルタを用いる手法 [274] や三次元特徴点 [275][276][277] を用いる手法が提案されている．

本節では，ロボットが物体を操作しているときのセンサ情報から物体の姿勢を認識する手法を提案する．センサから得られる三次元点群や把持位置の情報を物体の接触と見なすことで物理的整合性推論による実現可能性評価値に基づいて姿勢が計算されることを示す．マニピュレーション中の物体姿勢認識の難しさとしては，ロボットが物体に手の届く範囲に接近する必要があるため，図 6.1 のように物体の大部分がロボットの視覚センサの観測領域の外に出てしまうことが挙げられる．三次元エッジ認識で得られた物体エッジ上の点群の重なりを考慮することで，従来の ICP では認識の難しい状況でも本手法が有効に働くことを示す．

[1] https://developer.microsoft.com/en-us/windows/kinect

図 6.1: マニピュレーション中の物体姿勢の認識
左図のように物体を操作しているときに視覚センサで得られる三次元点群と物体姿勢の認識結果を右図に示す．物体表面の一部のみが三次元点群として得られており，大部分はロボットの観測領域外にあることやオクルージョンが原因となって観測されない．

6.2.2 物体姿勢認識の定式化と処理手順

物体姿勢認識の定式化

物体姿勢認識はセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ から物体姿勢 $\boldsymbol{T} \in SE(3)$ [2] を導出する問題として表される．このとき物体形状モデル $\boldsymbol{\kappa}$ は既知であるものとする．物体姿勢は物体コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ [3] に含まれる情報である．物体が関節を持つ場合は関節角度 $\boldsymbol{\psi}$ もコンフィギュレーションに含まれるが，本節ではこれは既知であるものとする．本節では $\boldsymbol{T_O}$ を $\boldsymbol{T}$ と記すように物体を表す添字 O を略す．センサ情報が $\boldsymbol{z}$，物体形状モデルが $\boldsymbol{\kappa}$ であるときに物体姿勢が $\boldsymbol{T}$ である尤もらしさを表す評価値を $E(\boldsymbol{T} \mid \boldsymbol{z}, \boldsymbol{\kappa})$ とする．尤もらしさが高いほど評価値が小さいとすると，物体姿勢の認識結果 $\boldsymbol{T}^*$ は次式で得られる．

$$\boldsymbol{T}^* = \underset{\boldsymbol{T}}{\operatorname{argmin}}\ E(\boldsymbol{T} \mid \boldsymbol{z}, \boldsymbol{\kappa}) \tag{6.1}$$

代表的な従来手法である ICP (iterative closest point)[269][270] でも式 6.1 に従って物体姿勢が計算される．ICP では評価値 $E(\boldsymbol{T} \mid \boldsymbol{z}, \boldsymbol{\kappa})$ として次式の関数が用いられる．

$$E_{icp}(\boldsymbol{T} \mid \boldsymbol{z}, \boldsymbol{\kappa}) = \sum_{i \in \mathcal{N}} \|\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{x}}_i)\|^2 \tag{6.2}$$
$$\text{where} \quad \boldsymbol{T}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{R}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{t}$$

[2] 本節では物体の位置姿勢を物体姿勢と呼ぶ．SE は特殊ユークリッド群を表す．
[3] コンフィギュレーションの定義は 3.2 節参照．

$\boldsymbol{x_i} \in \mathbb{R}^3$ はセンサから得られた三次元点群のうちの一点の座標，$\mathcal{N}$ はセンサから得られた三次元点群の点番号の集合を表す．$\hat{\boldsymbol{x}}_i \in \mathbb{R}^3$ は $\boldsymbol{x_i}$ に対応する物体形状モデル上の点である．ICP ではモデル上にサンプリングされた点群のうち最も $\boldsymbol{x_i}$ に近い点を対応する点 $\hat{\boldsymbol{x}}_i$ とする．$\boldsymbol{t} \in \mathbb{R}^3, \boldsymbol{R} \in SO(3)$[4] は $\boldsymbol{T}$ の変換における並進ベクトル，回転行列で，$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{x})$ は $\boldsymbol{x}$ に $\boldsymbol{T}$ の変換を施すことを表す．式 6.2 は対応する点の距離の二乗和を評価値とすることを表す．式 6.2 の点と点の間の距離を次式のように点と面の間の距離に置き換えることで収束速度が向上することが指摘されている [271].

$$E_{icp\text{-}plane}(\boldsymbol{T} \mid z, \boldsymbol{\kappa}) = \sum_{i \in \mathcal{N}} \left\{ \boldsymbol{n_i}^T \left(\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{x}}_i) \right) \right\}^2 \tag{6.3}$$

$\boldsymbol{n_i} \in \mathbb{R}^3$ は観測点 $\boldsymbol{x_i}$ の周辺領域の単位法線ベクトルを表す．

本論文では式 6.1 の評価値 $E(\boldsymbol{T} \mid z, \boldsymbol{\kappa})$ として 3.3.1 項で導出した物理的整合性推論による実現可能性評価値 $E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \hat{\boldsymbol{C}})$ を用いる．センサ情報 z から抽出されたエッジ，面や把持位置の情報は物体の接触 $\hat{\boldsymbol{C}}$ としての意味をもつ．これらの接触が満たすべき幾何制約を定式化し，これに基づいて物理的整合性推論を行うことで $\boldsymbol{T}$ を評価することができる．

物体姿勢認識の処理手順

図 6.2 に本節で説明する物体姿勢認識における三次元点群情報の処理手順を示す．本節では点，エッジ，面を合わせて幾何要素と呼ぶ．まず，計測された三次元点群から幾何要素を抽出する．次に，抽出された幾何要素と物体形状モデルの幾何要素の対応が計算される．最後に，対応する幾何要素の位置が一致するという拘束が幾何制約であることを指摘し，物理的整合性推論による実現可能性評価値に基づいて物体姿勢を導出する．また，ロボットのエンドエフェクタと物体把持部の位置が一致するという拘束を幾何制約として定式化し評価値に反映させる．

以降では，6.2.3 項で幾何要素の抽出と対応計算，6.2.4 項で物体姿勢の計算について説明し，6.2.5 項で物体姿勢認識の評価と適用例を示す．6.2.6 項で物体姿勢認識によりロボットが適応的にエラー復帰動作を実行する実験を行う．

[4] $SO(3)$ は 3 次の特殊直交群を表す．

図 6.2: 物体姿勢認識の処理手順
計測された三次元点群から物体の姿勢を認識する．6.2.3 項で幾何要素の抽出と対応計算，6.2.4 項で物体姿勢の計算について説明する．

6.2.3 三次元点群に基づく幾何要素の抽出と対応計算

三次元点群に基づく幾何要素の抽出

図 6.3 のようにロボットのセンサで計測された三次元点群から物体の幾何要素（点，エッジ，面）とそれらに対応する点群を抽出する．本論文では，三次元点群は深度画像から生成されたものであることを前提とする [5]．このような点群には元の深度画像のピクセル位置を考慮することで点群に対応するマスク画像の作成や隣接する点へのアクセスが高速であるという利点がある．本項で説明する処理は一般の点群にも原理的には適用できるが処理速度は低下する．また，本項で説明する処理の多くは Point Cloud Library (PCL) [274] に実装されている．

(A) 三次元点群　　(B) 抽出されたエッジと面

図 6.3: 三次元点群からエッジと面を抽出する様子

[5] このような三次元点群は organized であると呼ばれる．

図 6.4: 三次元点群からエッジと面を抽出する処理の流れ
図中の 1 行目は物体点群の抽出，2,3 行目はエッジの抽出，4 行目は面の抽出における処理の流れを示す．

まず，図 6.4 の 1 行目のようにセンサで計測された点群全体から物体に属するおおよその点群を抽出する．ロボットが物体を把持しているときはロボットに近い範囲の点群を抽出するというように，対象物体に応じてヒューリスティックな処理を用いる．近年，深層学習により画像から物体領域をセグメンテーションする手法 [278] が提案されており，これを用いて物体点群を抽出することも可能である [279].

物体点群からエッジを抽出する処理を図 6.4 の 2,3 行目に示す．まず，物体点群をマスク画像に変換し膨張させた後に三次元復元することで物体周辺点群が得られる．物体周辺点群は物体とそのわずかな周囲の点群であり，これを用いることで三次元物体点群の縁が見切れることで生じたものか，物体と背景の境界として生じたものかが判別される．これは二次元画像のエッジからは得られない情報であり，三次元エッジを用いる利点である．隣接点の深度と曲率のギャップに基づくエッジ認識によって物体周辺点群からエッジ点群が得られる．このエッジ点群を画像へ変換してハフ変換を施すことで，エッジ画像からエッジに対応する線

分が導出されエッジクラスタ点群が得られる．最後に RANSAC (random sample consensus) [280] と呼ばれるロバストフィッティング処理によりエッジのパラメータ（エッジ上の点と向き）が計算される．

物体点群から面を抽出する処理を図 6.4 の 4 行目に示す．隣接点の深度と法線のギャップに基づく平面認識によって物体点群から平面点群が得られる．隣接点における法線は局所点群の座標の分散共分散行列の固有値分解に基づいて主成分分析をすることで計算される．RANSAC によって面のパラメータ（面上の点と法線）が計算される．

物体運動を考慮した幾何要素間距離に基づく幾何要素の対応計算

本論文では物体は多面体として表されるものとする．計測点群から抽出されたエッジと面に対応する物体形状モデル上のエッジと面を探索する．ICP では計測点に最も近いモデル上の点が対応するものとされる．エッジや面の幾何要素についても，次式のように計測された幾何要素と最も距離の小さいモデル上の幾何要素が対応すると考える．

$$\hat{\boldsymbol{\rho}}^* = \underset{\hat{\boldsymbol{\rho}}}{\operatorname{argmin}}\ distance(\boldsymbol{\rho}, \hat{\boldsymbol{\rho}}) \tag{6.4}$$

$\boldsymbol{\rho}$ は計測された幾何要素，$\hat{\boldsymbol{\rho}}$ はモデル上の幾何要素を表す．エッジや面については距離 *distance* の定義は自明ではない．本項では適切な対応を導出するためのエッジ間距離と面間距離を導入する．

三次元エッジはエッジ上の点 $\boldsymbol{p} \in \mathbb{R}^3$ と向き $\boldsymbol{d} \in \mathbb{R}^3$ で表される．$\boldsymbol{p}, \boldsymbol{d}$ で表される計測されたエッジと $\hat{\boldsymbol{p}}, \hat{\boldsymbol{d}}$ で表されるモデル上のエッジの距離を定義する．単純な定義のひとつは並進距離と回転距離の和である (図 6.5 (A)).

$$\|\boldsymbol{p} - \hat{\boldsymbol{p}}\| + \lambda \arccos(|\boldsymbol{d}^T \hat{\boldsymbol{d}}|) \tag{6.5}$$

λ は並進距離と回転距離の比率を表すパラメータである．もうひとつの単純な定義はエッジに沿った垂線の長さの和である (図 6.5 (B)).

$$\int_0^1 \|\hat{\boldsymbol{p}}(s) - Foot(\hat{\boldsymbol{p}}(s))\|\, ds \tag{6.6}$$
$$\text{where} \quad \hat{\boldsymbol{p}}(s) = (1-s)\hat{\boldsymbol{p}}_{start} + s\hat{\boldsymbol{p}}_{end}$$

$\hat{\boldsymbol{p}}_{start}$ と $\hat{\boldsymbol{p}}_{end}$ はモデル上のエッジの端点を表す．$Foot(\hat{\boldsymbol{p}}(s))$ は $\hat{\boldsymbol{p}}(s)$ から計測されたエッジへと下ろされた垂線の足である．物体運動を考慮した定義として，計測されたエッジとモデル上

のエッジを重ねるような物体運動における物体頂点の変位の和が考えられる (図 6.5 (C)).

$$\sum_{\boldsymbol{v}\in\mathcal{V}} \|\boldsymbol{v} - Trans(\boldsymbol{v})\| \tag{6.7}$$

$\boldsymbol{v}$ は物体の頂点，$\mathcal{V}$ は物体頂点の集合を表す．$Trans(\boldsymbol{v})$ はモデル上のエッジが計測されたエッジに重なるように物体形状モデルの姿勢を変換した後の頂点 $\boldsymbol{v}$ の位置を表す．この定義の利点は距離の並進成分と回転成分の比率が物体形状に応じて自動的に決定されることである．式 6.5 の定義では λ の決定法が明らかではなく，式 6.6 の定義ではエッジの向きの違いが考慮されていない．物体全体の運動が考慮される式 6.7 の定義は物体姿勢認識に適しており本論文ではこれを用いる．面についても，エッジの向きを面の法線方向と置き換えて考えることで上記の 3 つの距離が定義でき，式 6.7 と同様の物体運動を考慮した定義を用いる．

図 6.5: エッジ間距離の定義
(A),(B),(C) はそれぞれ式 6.5 , 式 6.6 , 式 6.7 のエッジ間距離の定義を図示している．

6.2.4 物理的整合性推論に基づく物体姿勢の最適化計算

本項では，対応する幾何要素が重なりあう拘束を幾何制約として定式化し，実現可能性評価値を目的関数とする最適化によって物体姿勢を計算する方法を説明する．

物理的整合性推論による物体姿勢の実現可能性評価

6.2.2 項で説明したようにセンサ情報が $\boldsymbol{z}$，物体形状モデルが $\boldsymbol{\kappa}$ であるときに物体姿勢が $\boldsymbol{T}$ である尤もらしさを表す評価値 $E(\boldsymbol{T}\,|\,\boldsymbol{z},\boldsymbol{\kappa})$ に基づいて物体姿勢が計算される．本論文では，この評価値を物理的整合性推論によって導出する．

まずセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ が接触 $\hat{\boldsymbol{C}}$ に変換される．接触[6] は物体表面上の領域として表される．計測された三次元点群から抽出された物体の幾何要素（エッジや面）は物体の表面上に存在し

[6]接触の定義は 3.4 節参照.

なければならない．これは接触が物体表面にあるための制約（式 3.71 から式 3.74 ）と類似している．したがって，以降では計測された幾何要素を接触と見なし $\hat{\boldsymbol{C}}$ と表す．

物体姿勢認識では幾何制約 $\boldsymbol{H}^{kin}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa})$ [7] のみを考慮する．物体コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ は物体姿勢 $\boldsymbol{T}$ と関節角 $\boldsymbol{\psi}$ からなるが，ここでは関節角は既知で固定であるものとして幾何制約を $\boldsymbol{H}^{kin}(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{C}; \boldsymbol{\kappa})$ と記す．物体姿勢が $\boldsymbol{T}$ のとき計測された幾何要素 $\boldsymbol{\rho}$ が物体表面に存在する制約は，対応するモデル上の幾何要素 $\hat{\boldsymbol{\rho}}$ を用いて次式のように表される．

$$^{\forall}\boldsymbol{\rho} \in \hat{\boldsymbol{C}} \quad distance(\boldsymbol{\rho}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{\rho}})) = 0 \tag{6.8}$$

これは全ての計測された幾何要素 $\boldsymbol{\rho}$ について，計測された幾何要素と物体姿勢変換 $\boldsymbol{T}$ を施した後のモデル上の幾何要素 $\boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{\rho}})$ との距離がゼロであることを表す．幾何要素間の距離は 6.2.3 項で定義したものを用いる．

接触 $\hat{\boldsymbol{C}}$ は三次元点群から得られるので，ここでの物理的整合性推論は 3.3.1 項の説明における接触の一部が既知の場合に該当する．幾何制約のみを考えた実現可能性評価値は力学制約のみに依存する変数を消去して $E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{C_D})$ と表される．既知，未知の接触 $\boldsymbol{C_D}, \boldsymbol{C_U}$ は次式のようになる．

$$\boldsymbol{C_D} = \hat{\boldsymbol{C}} \tag{6.9}$$

$$\boldsymbol{C_U} = \emptyset \tag{6.10}$$

$\emptyset$ は対応する変数が存在しないことを表す．式 6.9 ，式 6.10 より接触の全てが既知である．以上のことから，連続的評価による物理的整合性推論（式 3.43 ）は次式で表される．

$$E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \hat{\boldsymbol{C}}) = \boldsymbol{\varepsilon}^{*T}\boldsymbol{\varepsilon}^{*} \tag{6.11}$$

$\boldsymbol{\varepsilon}^{*}$ is optimum solution of eq.(6.12)

$$\min_{\boldsymbol{\varepsilon}} \ \boldsymbol{\varepsilon}^{T}\boldsymbol{\varepsilon} \tag{6.12}$$

$$\text{subject to} \quad distance(\boldsymbol{\rho_k}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{k}})) + \varepsilon_k = 0 \quad (k = 1, 2, \cdots, K) \tag{6.13}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 & \varepsilon_2 & \cdots & \varepsilon_K \end{pmatrix}^T \tag{6.14}$$

K は計測された幾何要素の個数である．式 6.13 より明らかに次式が成り立つ．

$$\boldsymbol{\varepsilon}^{*} = \begin{pmatrix} -d_1 & -d_2 & \cdots & -d_K \end{pmatrix}^T \tag{6.15}$$

$$\text{where} \quad d_k = distance(\boldsymbol{\rho_k}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{\rho}}_{\boldsymbol{k}})) \quad (k = 1, 2, \cdots, K) \tag{6.16}$$

[7] 幾何制約の定義は 3.2 節参照．

したがって評価値は次式で表される．

$$E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \hat{\boldsymbol{C}}) = \sum_{i=1}^{K} \left\{ distance(\boldsymbol{\rho_k}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{\rho}}_k)) \right\}^2 \tag{6.17}$$

実装を容易にするために式 6.17 の幾何要素間の距離を近似的に点と幾何要素の間の距離として表す.

$$E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \hat{\boldsymbol{C}}) = \sum_{i \in \mathcal{N}} \left\{ distance(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i}))) \right\}^2 \tag{6.18}$$

$$= \sum_{i \in \mathcal{N}} \left\{ distance\left(\boldsymbol{T}^{-1}(\boldsymbol{x_i}), \hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i})\right) \right\}^2 \tag{6.19}$$

式 6.17 と式 6.19 の評価値は厳密には一致しないが, センサ情報 $\boldsymbol{z}$ に含まれる計測点群をそのまま用いている点では式 6.19 の方がセンサ情報に基づく姿勢の評価値として自然な表現であると言える．$\boldsymbol{x_i}$ は計測点群のうち抽出された幾何要素を構成する点の座標，$\mathcal{N}$ は抽出された幾何要素を構成する点群の点番号の集合を表す．$\hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i})$ は点 $\boldsymbol{x_i}$ の属する幾何要素に対応するモデル上の幾何要素を表す．式 6.18 から式 6.19 への変形では，物体姿勢変換 $\boldsymbol{T}$ を幾何要素 $\hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i})$ に施す代わりにその逆変換を点 $\boldsymbol{x_i}$ に施す．これは幾何要素の座標変換に比べて点の座標変換の方が実装が容易なためである．式 6.18 ，式 6.19 中の *distance* は点と幾何要素の間の距離を表し図 6.6 のように定義される．

(A) 点と点の距離　(B) 点とエッジの距離　(C) 点と面の距離

図 6.6: 点と幾何要素の間の距離の定義

式 6.18 で計測点 $\boldsymbol{x_i}$ に対応する幾何要素 $\hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i})$ を $\boldsymbol{x_i}$ に最も近いモデル上のサンプル点 $\hat{\boldsymbol{x}}_i$ とすることで，式 6.18 は ICP における評価値 式 6.2 に一致する．したがって本節の物体姿勢認識手法は ICP を一般化したものであると言える．

物体姿勢評価値の最適化による物体姿勢計算

式 6.19 を式 6.1 に代入することで，物体姿勢の認識結果 $\boldsymbol{T}^*$ は次式のように導出される．

$$\boldsymbol{T}^* = \underset{\boldsymbol{T}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i \in \mathcal{N}} \left\{ distance\left(\boldsymbol{T}^{-1}(\boldsymbol{x_i}), \hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i})\right) \right\}^2 \tag{6.20}$$

式 6.20 は目的関数が非線形関数の二乗和である制約なしの最適化問題を表している．非線形二乗和を目的関数とする制約なし最適化で広く使われている LM 法 (Levenberg-Marquardt algorithm) を適用する [281]．LM 法では物体姿勢 $\boldsymbol{\theta_T}$ を次式の更新量 $\Delta\boldsymbol{\theta_T}$ により収束するまで更新することで最適値を計算する．

$$\Delta\boldsymbol{\theta_T} = -(\boldsymbol{J}^T\boldsymbol{J} + \lambda\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{J}^T\boldsymbol{d}(\boldsymbol{\theta_T}) \tag{6.21}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{d}(\boldsymbol{\theta_T}) = \begin{pmatrix} d_1(\boldsymbol{\theta_T}) & d_2(\boldsymbol{\theta_T}) & \cdots & d_N(\boldsymbol{\theta_T}) \end{pmatrix}^T \tag{6.22}$$

$$d_i(\boldsymbol{\theta_T}) = distance\left(\boldsymbol{T}^{-1}(\boldsymbol{x_i}), \hat{\boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{x_i})\right) \quad (i = 1, 2, \cdots, N) \tag{6.23}$$

$$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\theta_T}) = \frac{\partial \boldsymbol{d}(\boldsymbol{\theta_T})}{\partial \boldsymbol{\theta_T}} \tag{6.24}$$

$\boldsymbol{\theta_T} \in \mathbb{R}^6$ は物体姿勢 $\boldsymbol{T} = \{\boldsymbol{t}, \boldsymbol{R}\}$ を表す最小限のパラメータであり，先の三要素は x, y, z の並進移動量，後の三要素は roll, pitch, yaw 軸周りの回転移動量を表している．$\boldsymbol{T}$ と $\boldsymbol{\theta_T}$ は相互に変換可能である．$\boldsymbol{d}(\boldsymbol{\theta_T}) \in \mathbb{R}^N$ は距離を並べたベクトルであり，N は幾何要素に属する計測点群の点数である．$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\theta_T}) \in \mathbb{R}^{N\times 6}$ は $\boldsymbol{d}(\boldsymbol{\theta_T})$ のヤコビアンで，差分による数値微分で近似的に導出される．λ は LM 法のパラメータでロバスト性と収束速度に影響する．

物体・ロボット間の接触拘束を考慮した物体姿勢の評価

マニピュレーション中にロボットが物体に接触しているとき，物体姿勢 $\boldsymbol{T}$ と物体・ロボット間の接触 $\boldsymbol{C_{OR}}$ の関係は幾何制約として表され物体姿勢認識に利用できる．4.2 節の手法で物体・ロボット間の接触が計画され，物体，ロボットそれぞれのローカル座標系における接触位置が既知であるとする．ワールド座標系でのロボットの接触位置は関節角エンコーダや IMU センサから得られるセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ に基づいて計算される．ワールド座標系での物体の接触位置は物体姿勢 $\boldsymbol{T}$ に依存して決定される．マニピュレーションが計画通りに実行されている場合，図 6.7 のようにこれらの位置は一致すべきである．

物体とロボットの接触位置が一致するという制約は次式で表される．

$$^{\forall}\boldsymbol{p} \in \boldsymbol{C_{OR}} \quad distance(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{p}})) = 0 \tag{6.25}$$

(A) 物体とロボットの接触位置　　(B) 物体・ロボット間の接触拘束

図 6.7: 物体・ロボット間の接触拘束を考慮して物体姿勢を評価する様子

$\boldsymbol{p} \in \mathbb{R}^3$ はワールド座標系でのロボットの接触位置，$\hat{\boldsymbol{p}} \in \mathbb{R}^3$ は物体座標系での物体の接触位置を表す．*distance* としてはユークリッド距離を用いる．式 6.25 は物体姿勢が $\boldsymbol{T}$ であるときにこれらの位置が一致することを表す．これに基づいて式 6.17 を導出する手順と同様にして物体姿勢の評価値が次式で得られる．

$$E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{C}_{OR}) = \sum_{\boldsymbol{p} \in \boldsymbol{C}_{OR}} \left\{ distance(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{T}(\hat{\boldsymbol{p}})) \right\}^2 \tag{6.26}$$

次式の評価値を用いることで，三次元点群と物体・ロボット間接触の情報を合わせて物体姿勢を評価することができる．

$$E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \hat{\boldsymbol{C}}, \boldsymbol{C}_{OR}) = E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \hat{\boldsymbol{C}}) + E(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{C}_{OR}) \tag{6.27}$$

式 6.26 は非線形関数の二乗和の形式であるので，式 6.27 を評価値とする場合についても上述の LM 法による最適化を適用し物体姿勢認識結果 $\boldsymbol{T}^*$ を求めることができる．

6.2.5 物体姿勢認識の評価と適用例

幾何要素対応計算の評価実験

本節では，物体運動に基づく幾何要素間距離 式 6.7 を定義し，それに基づいて式 6.4 のように幾何要素の対応を計算する手法を説明した．幾何要素間距離の定義の妥当性を検証するために幾何要素対応計算の評価実験を行う．まず，図 6.8 (A) に示すテスト物体にランダムな姿勢変換を適用する．次に，図 6.8 (B) のように移動後の物体からランダムに選ばれた幾

何要素（エッジもしくは面）について対応する移動前の物体の幾何要素を導出する．物体相対で同じ幾何要素が対応すると判定された場合，幾何要素の対応計算が成功したものと見なす．図 6.5 の 3 つの距離の定義について対応計算の結果を比較する．

(A) テスト物体　　(B) 実験の様子

図 6.8: 幾何要素対応計算の評価実験
ランダムに動かされた物体の幾何要素（エッジ，面）を入力として元の姿勢の物体の対応する幾何要素が正しく導出されるかを判定する．

表 6.1: 幾何要素対応計算の評価実験の結果

	Edge-S	Edge-L	Face-S	Face-L
式 6.5 (図 6.5 (A))	89.6%	50.4%	98.4%	81.2%
式 6.6 (図 6.5 (B))	96.4%	63.6%	99.8%	81.0%
式 6.7 (図 6.5 (C))	**100%**	84.0%	**100%**	**96.8%**
式 6.7 with bounding box	**100%**	**85.6%**	**100%**	95.8%

6.2.3 項で説明した幾何要素間距離を用いて幾何要素対応計算を 500 回行った結果の成功率を示す．Edge-S と Edge-L はエッジの対応，Face-S と Face-L は面の対応を計算した結果である．Edge-L と Face-L では Edge-S と Face-S よりも大きく物体姿勢が変換されている．

対応計算を 500 回（それぞれの物体について 100 回ずつ）行った結果を表 6.1 に示す．エッジと面それぞれについて，物体移動量が小さい場合（Edge-S, Face-S）と大きい場合（Edge-L, Face-L）の四通りの実験を行った．物体移動量は並進移動量，回転移動量がそれぞれ一様分布にしたがうとして決定したが，一様分布の範囲を物体移動量が小さい場合では $[-10, 10]$ mm, $[-10, 10]$ deg，物体移動量が大きい場合では $[-30, 30]$ mm, $[-30, 30]$ deg とした．いずれの実験においても物体運動に基づいて定義された幾何要素間距離を用いた場合は他の 2 つの定義の距離を用いた場合よりも高い成功率が得られた．物体運動に基づく距離では物体の頂点数の増加に従って計算量が増える問題がある．これを解決するために，物体の頂点の代わりに物体のバウンディングボックスの頂点を利用する距離計算についても実験を

行った．実験ではバウンディングボックスを利用することによる成功率の低下は見られず，バウンディングボックス近似が有効であることが確認された．

物体姿勢認識の評価実験

幾何シミュレータ上で生成された三次元点群を用いて物体姿勢を認識する評価実験を行った．図 6.8 (A) の物体を対象とし，ランダムな姿勢に物体を動かした後に物体表面をサンプリングして点群を生成し物体姿勢を認識した．点群からエッジや面は事前に抽出されているものとして，本実験では点群が属する幾何要素は与えることにする．提案手法 (Proposed) を ICP に基づいた 3 つの従来手法 (Point-SVD, Point-LM, Plane-LM) と比較した．Point-SVD と Point-LM は点と点の間の距離（式 6.2 ）を特異値分解（SVD）と LM 法によって最小化する手法であり，Plane-LM は点と面の間の距離（式 6.3 ）を最小化する手法である．Proposed は本節で説明した手法であり，点と幾何要素の間の距離（式 6.19 ）が最小化される．

表 6.2: 物体姿勢認識の評価実験の結果

	C-FO-L	C-PO-L	NC-FO-L	NC-PO-S	NC-PO-L
(A) Point-SVD	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	57.0% (7.5, 0.09)	21.0% (28.9, 0.40)
(B) Point-LM	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	57.3% (7.4, 0.09)	20.3% (28.2, 0.38)
(C) Plane-LM	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	61.0% ($\gg 1$, 0.30)	40.7% ($\gg 1$, 0.69)
(D) Proposed	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	89.3% (3.3, $\simeq 0$)	100% ($\simeq 0, \simeq 0$)	**91.3% (2.0, $\simeq$ 0)**	**73.3% (18.7, 0.22)**

各セルは 成功率 [%] (平均並進誤差 [mm], 平均回転誤差 [rad]) の形式で表されている．並進誤差 10 mm，回転誤差 5 deg 以内の場合に成功と判定する．成功率と平均誤差は 300 回の試行結果から計算された．$\simeq 0$ は並進誤差が 0.1 mm，回転誤差が 0.1 deg 以内であることを表し，$\gg 1$ は並進誤差が 1000 mm 以上であることを表す．
テストケースの名称は次の組み合わせで構成されている:[C|NC]-[FO|PO]-[S|L]．C と NC は点群や幾何要素の対応がそれぞれ既知，未知であることを表す．FO と PO はそれぞれ点群が完全に，部分的に得られることを表す．S と L はそれぞれ物体移動量が大きいこと，小さいことを表す．物体移動量が小さい場合は並進移動量，回転移動量がそれぞれ $[-25, 25]$ mm, $[-10, 10]$ deg の一様分布に従って決定され，物体移動量が大きい場合は $[-50, 50]$ mm, $[-30, 30]$ deg の一様分布に従って決定されている．

表 6.2 に 5 つのテストケースについて 300 回の姿勢認識を試行した結果の成功率と平均誤差を示す．誤差が閾値（並進誤差 10 mm，回転誤差 5 deg）以内の認識姿勢が得られた場合を成功と判定する．5 つのテストケースは，点や幾何要素の対応が既知である場合 (C; correspondence) と未知である場合 (NC; no correspondence)，点群が図 6.9 (A) のように物体表面上の全領域で観測される場合 (FO; fully observed) と図 6.9 (B) のように一部の領域のみで観測される場合 (PO; partially observed)，物体のランダムな移動量が大きい場合 (L; large) と小さい場合 (S; small) のような条件の組み合わせで構成される．全領域で点群が観測され

(A) 全領域で観測される場合　(B) 一部領域が観測される場合　(C) 物体姿勢認識結果の例

図 6.9: 物体姿勢認識の評価実験の様子
緑色の物体は初期姿勢，赤色の物体は初期姿勢からランダムに移動された姿勢を表す．赤色の物体の表面をサンプリングして生成された点群に基づいて，緑色の物体の姿勢を初期値として赤色の物体の姿勢が認識される．

るテストケース (C-FO-L, NC-FO-L) では，全ての手法の全試行において認識は成功と判定された．対応が既知で一部のみが観測されるテストケース (C-PO-L) では，提案手法の成功率に若干の低下が見られた．対応が未知で一部のみが観測されるテストケース (NC-PO-S, C-PO-L) では，従来手法で成功率が大きく下がりそれに比べて提案手法は高い成功率となった．このような一部のみが観測されるテストケースは，ロボットがマニピュレーション中に視覚センサで大型物体を計測する状況を反映したものである．したがって，提案手法はマニピュレーション中の物体姿勢認識に有効であることが確認された．

表 6.3: 物体姿勢認識評価実験の計算時間

	Trans [ms]	Corresp [ms]	Iter	Total [ms]
(A) Point-SVD	**0.10**	10.5	4	53.0
(B) Point-LM	5.53	10.9	4	82.2
(C) Plane-LM	1.18	12.0	2	39.5
(D) Proposed	6.07	12.2	**1**	**36.5**

Trans は評価値の最適化による物体姿勢を計算する処理に要した時間，Corresp は点や幾何要素の対応を計算する処理に要した時間を表す．Iter は物体姿勢が収束するまでのイテレーション回数，Total は全体の計算時間を表す．

表 6.3 にテストケース NC-PO-L のひとつの試行における各手法の計算時間を示す．この試行では全ての手法について認識が成功している．SVD を使う手法 (Point-SVD) は LM 法を使う手法 (Point-LM, Plane-LM, Proposed) に比べて高速に物体姿勢が導出される．従来の ICP は提案手法に比べて収束までに多くのイテレーションが必要であった．ICP の点の対応計算と提案手法の幾何要素の対応計算に要する時間はおおよそ同じであった．合計の計算時間から提案手法は幾何要素を扱っているがこれによる計算コストの増大は生じていないことが分かる．図 6.10 にイテレーションが進むごとの認識姿勢誤差の推移を示す．

(A) 並進誤差　　(B) 回転誤差

図 6.10: 物体姿勢認識評価実験における認識姿勢誤差の推移
表 6.3 と同じ試行においてイテレーションが進むにつれ認識姿勢誤差が収束する様子を示す．

(A) Initial setting　　(B) Point-SVD　　(C) Proposed

図 6.11: 部分的な点群のみが観測される場合の物体姿勢認識結果
(A) 青色の物体が初期姿勢，赤色の物体が認識対象の姿勢を表す．物体表面の一部にサンプリングされた赤色の点群に基づいて物体姿勢を認識する．(B),(C) 緑色の物体がイテレーションごとの認識姿勢を表す．従来手法 (Point-SVD) では認識に失敗しているが，提案手法 (Proposed) では正しい姿勢に収束している．

図 6.11 はテストケース NC-PO-L のひとつの試行における各イテレーションでの物体姿勢の遷移を表す．この試行では Point-SVD による認識は失敗したが Proposed では成功した．物体表面の大部分で点群が取得されておらず，サンプリングされた点の重ねあわせだけでは正しい姿勢を認識することは難しいが，エッジや面として物体の境界を明示的に扱う提案手法により正しい認識結果が得られている．

マニピュレーション中の物体姿勢認識への適用

ロボットがセンサ情報からマニピュレーション中に扱っている物体の姿勢を認識する実験を行った．提案手法の式 6.20 と同様に一般の姿勢認識手法は非凸最適化問題として定式

化され，初期値に依存した局所最適な姿勢のみが認識結果として得られる．本実験ではおおよその物体姿勢を初期値として与えることとし，提案手法によりマニピュレーション中の物体の運動をトラッキングする．マニピュレーションは等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS[172] により実行し，視覚センサとしては頭部に搭載された深度カメラ Xtion PRO LIVE[8] を利用した．

図 6.12 に 6 種類のタスクでの物体姿勢の認識結果を示す．このうちのひとつのタスクについて提案手法の認識結果とマーカを用いた認識結果を定量的に比較したグラフを図 6.13 に示す．いずれのタスクにおいてもロボットがマニピュレーションを行うために物体に接近し物体が視覚センサの観測領域からはみ出しているが物体姿勢が正しく認識されている．例として，図 6.12 (C) の大型ダンボール箱操作では直方体形状の一面の一部の点群のみが得られている．このような状況では，従来の ICP では観測された点群の全てがモデル上の点群と重なるような姿勢が一意に定まらないため，正しい認識結果は得られない．提案手法では，物体と背景の境界に基づいて抽出されたエッジやロボットによる把持位置の情報から正しい認識結果が得られている．物体姿勢認識の実行周期は計測された物体点群の数に応じて 10 Hz から 30 Hz であった．

6.2.6 ロボットマニピュレーションへの適用

物体姿勢認識によるマニピュレーション中のエラー復帰動作のオンライン実行

提案した物体姿勢認識法と 4.2 節で説明した物体操作計画法を統合して，ロボットがマニピュレーション中にセンサ情報から物体運動のエラーを検知し復帰動作を実行する実験を行った．図 6.14 に実験の様子を示す．ヒューマノイド HRP2-JSKNTS が大型段ボール箱 (0.6 m × 0.6 m × 1.4 m, 10.0 kg) をロボット座標系 x 軸周り（ロボットの前後方向を x 方向とする）に傾ける操作を行う．まず，物体の重心位置が物体中心であると仮定して，物体操作計画によって図 6.15 (A) のように片手で物体を把持し傾ける動作が計画された．ロボットが実際にこの動作を実行したところ，図 6.14 (A1)(C1)(D1) のように物体がロボット座標系 y 軸周り（ロボットの左右方向を y 方向とする）に回転した．これは計画とは異なる物体運動であり，物体の重心位置がロボットから見て奥方向に偏っていたことが原因である．提案した物体姿勢認識により，ロボットは物体が計画と異なる運動をしていることを検知し物体重心位置を修正して物体操作を再計画した．重心位置が修正されることで片手での傾け操作は力

[8] https://www.asus.com/jp/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE

(A) 直方体ブロック (B) L 型ブロック (C) 大型ダンボール箱

(D) 台車 (E) ドア (F) 棚

図 6.12: マニピュレーション中の物体姿勢認識の結果
赤色の物体形状モデルが提案手法を用いたトラッキングによる認識結果を表す．

(A) x 座標 (B) roll 角度

図 6.13: マニピュレーション中に認識された物体姿勢のグラフ
図 6.12 (D) の台車を操作する実験における提案手法で認識された物体姿勢とチェスボードマーカ検出により得られた物体姿勢を示す．チェスボードマーカ検出により得られた物体姿勢を真値と見なす．x 座標，roll 角度ともに提案手法により正しい値が認識されていることが分かる．

学制約を満たさないと判定され，図 6.15 (B) のような両手で物体を傾ける操作が計画された．図 6.14 (A2)(C2)(D2) のようにこの操作を実行することで物体が意図しない運動をしていたエラー状態から復帰し目的のマニピュレーションが実現された．動作の再計画を行わず片手での傾け操作を続行した場合には，図 6.14 (B) のようにロボットは物体を把持し続けることができず操作に失敗した．

6.2.7 本節のまとめ

本節では，ロボットによるマニピュレーションの最中に，センサ情報から対象物の姿勢を認識する手法を提案した．マニピュレーション実行時はロボットが操作対象物に接近する必要があり，物体領域のうち多くの部分が視覚センサの観測領域の外に出るため，従来の三次元点群に基づく姿勢認識手法は適用が困難である．提案手法では，まず，計測された三次元点群から面やエッジ等の幾何要素を抽出し，次に，抽出された幾何要素と物体形状モデルの幾何要素の対応を物体運動を考慮した幾何要素間の距離に基づいて計算する．最後に，対応する幾何要素が重なるための拘束を幾何制約として記述し，物理的整合性推論による物体姿勢の実現可能性評価値を最適化することで物体姿勢を導出する．本手法の妥当性を検証するために，幾何要素対応計算と物体姿勢認識の評価実験を行い，認識精度の点で本手法が従来手法を上回ることを確認した．さらに，本手法を物体操作計画法と統合してロボットマニピュレーションへ適用し，操作対象物が計画と異なる運動をしていることを検知しロボットがエラー復帰動作を実行する実験を示すことで，物体姿勢認識法の有効性を示した．マニピュレーションの計画や推定において現在の物体姿勢を取得することは必須であり，本手法はマニピュレーションシステムを構築する上で欠かせない要素である．

6.3 画像内物体の操作応答運動の深層学習による予測

6.3.1 物体運動予測の関連研究

本節では，視覚情報と操作情報に基づいて未来の物体運動を予測する手法を説明する．マニピュレーションにおける制約や目的は多くの場合，物体運動（物体姿勢の列）に関して記述される．したがって，物体運動予測は制約を満たし目的を実現する操作を計画する際の探索や評価において有用である．

(A1) (A2) (B)

(C1) (C2) (D1) (D2)

図 6.14: 物体姿勢認識によるマニピュレーション中のエラー復帰動作の様子
(A1),(A2): ロボットは右手で物体を把持し傾け操作を実行したが，実際の重心位置が計画時の想定と異なっていたため，物体が意図しない方向に傾いた．物体姿勢認識によりロボットは物体運動のエラーを検知し再計画で得られた物体に左手を添える動作によってエラーから復帰した．
(B): エラー復帰動作を実行しなかった場合，ロボットは物体を把持し続けることができず物体は落下した．
(C1),(C2): (A1),(A2) を横から見た様子．
(D1),(D2): (A1),(A2) における物体姿勢の認識結果を横から見た様子．

(A) 一回目の計画結果

(B) エラー検知後の再計画結果

図 6.15: 物体操作計画による傾け操作の計画結果
物体操作計画により物体の姿勢と把持点の列が得られる．想定する物体力学モデルパラメータにおいて物体の幾何制約，力学制約が満たされている．

物体や環境の幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータと現在状態が完全に既知ならば，運動方程式によって将来の物体運動を計算することが可能であり，動力学シミュレータはこの原理に則ったものである．しかし，一般には物体や環境の完全な形状，質量特性，摩擦特性，位置姿勢が既知であるということは想定できない．センサ情報を用いたとしても，物体の裏側や底面のオクルージョン領域は観測されず質量特性や摩擦特性を厳密に同定することは難しい．人間は高度な感覚運動系を有しており，運動方程式等の物理法則を明確に意識せずとも物体の運動を予測することができる [282]．認知科学の分野では，脳内に自身の身体や外界の環境を表す内部モデル [283] が構築されることでこれが実現されているとの仮説が立てられている．本節で扱う物体運動予測はこの内部モデルに相当するものと位置づけることができ，運動法則を明示的に与えることなく学習によってこれを獲得することを目指す．

コンピュータビジョンの分野においては，画像や三次元点群の意味理解 [284][285] の延長として未来の物体運動の予測が研究されている [286]．これらの研究の多くは，不安定な積み木の倒れる運動の予測 [287] のように画像や三次元点群に含まれる情報のみから物体運動を予測する受動的な予測である [286][288]．

視覚情報に操作力等の操作情報を合わせた能動的な物体運動予測はロボットへの応用を目的としたビジョン研究においてなされており，ロボットマニピュレータによる物体インタラクションで生じる運動 [169][289] やカメラ画像，三次元点群内の物体が力を受けたときの運動 [290][137] が予測されている．

物体運動は離散化することで三次元空間における並進・回転変位の 6 自由度の列で表すことができる．先行研究の多くでは回転運動を考慮せず並進運動のみを扱う [290][288] ように自由度を限定した運動の予測を扱っており，6 自由度全ての運動を予測している研究は少ない [137]．

一般にロボットのマニピュレーションは認識，計画，制御等の機能を統合することで実現されるが，最新の深層学習研究 [144] によってカメラ画像からロボットの動作を直接生成することが可能になりつつある [145][146]．これらの研究においては，対象タスクごとに多数のデータを作成しモデルの再学習を行う必要があることが汎用性向上の際の障壁であると考えられる．一方，本節で扱う物体運動予測は，十分な汎化が達成されれば物体運動の伴う様々なタスクに適用され得る機能である．

本節では，ロボットの三次元視覚情報と操作情報から，ロボットが物体にどのような操作

を加えたときに物体がどのような運動をするかを予測する手法を提案する．視覚情報，操作情報を入力とし三次元物体姿勢列を出力とするような convolutional neural network (CNN) と recurrent neural network (RNN) を統合した深層学習モデルにより物体運動が予測される．学習に必要なデータセットは動力学シミュレータにより自動的に生成される．実世界でのマニピュレーション計画で利用するためには並進，回転の全ての運動を想定する必要がある．本研究では，現実の物体に対して物体姿勢列の並進成分，回転成分全ての予測を行い，これをロボットマニピュレーションの計画に適用する．

6.3.2 物体運動予測の概要

マニピュレーション計画における物理的整合性推論と物体運動予測の関係

物体運動予測は効率的にマニピュレーションを計画するために有用であるが，本論文では既に 4.2 節で物理的整合性推論に基づく物体操作計画法を説明した．本項では物理的整合性推論による計画法と物体運動予測による計画法の特徴を比較する．物理的整合性推論による計画法は，図 6.16 (A) のように現在のコンフィギュレーションをサンプリングして次時刻にとり得るコンフィギュレーションを網羅的に生成し [9]，物理的整合性推論による実現可能性評価によって制約を満たさないコンフィギュレーションを除去することで物体操作を計画するものであった．サンプリングで生成されたコンフィギュレーションは物体の幾何制約，力学制約を満たすとは限らず，場合によっては生成された多くのコンフィギュレーションが制約を満たさないとして除去され，これにより探索の効率が低下する．物体運動予測を物体操作計画に用いることで図 6.16 (B) のように実現可能なコンフィギュレーションの領域を直接サンプリングすることが可能になる．これは物体運動予測によって現在の物体状態とこれから加える操作情報から幾何制約，力学制約を満たす物体運動が得られるからである．このとき，探索のためにサンプリングで生成する対象は次時刻のコンフィギュレーションではなく次時刻に加える操作となる．

また，予測精度が十分でなく制約を満たさない物体運動が予測される可能性がある場合は，物理的整合性推論と物体運動予測を統合して効率と精度を両立させることも可能である．これはサンプリングされた操作から計画結果の候補となるような物体運動が予測された

[9] 実際にはコンフィギュレーションと物体・ロボット間接触を合わせて物体操作状態と呼びこれをサンプリングする．

(A) 物理的整合性推論による探索　　(B) 物体運動予測による探索

図 6.16: マニピュレーション計画におけるコンフィギュレーションの探索法の比較
マニピュレーション計画においては何らかの手法で現在のコンフィギュレーションから次時刻のコンフィギュレーションを探索する必要がある．物理的整合性推論による探索では，次時刻のコンフィギュレーションをランダムにもしくは網羅的にサンプリングして生成し制約を満たさないものを物理的整合性推論による実現可能性評価によって除去する．物体運動予測による探索では，次時刻の操作を生成することで次時刻以降の制約を満たすコンフィギュレーションが予測される．物理的整合性推論による探索に比べて，サンプリングして得られた結果が実現可能であることが保証されている物体運動予測による探索の方が効率が良い．

場合のみ，その操作と予測物体運動の実現可能性を物理的整合性推論により評価することで実現される．

物体運動予測による物体操作計画システム

上述の図 6.16 (B) の枠組みに基づいた物体運動予測による物体操作計画システムを図 6.17 に示す．まず，ロボットの視覚センサデータから物体領域を認識することで物体領域深度画像を生成する．物体領域の認識には深層学習による画像セグメンテーション手法 [278] や三次元点群に基づくフィルタ処理等が適用できる．次に，物体操作計画器でサンプリングにより物体操作の候補を生成する．操作候補は操作力画像と呼ばれる形式に変換され物体領域深度画像とともに本節で提案する物体運動予測モデルへと入力される．物体運動予測モデルから出力された予測物体運動は計画器において評価され，タスクの制約や目的について適切であると判定された場合は操作情報に基づいた動作指令がロボットへ送られる．予測された物体運動が適切でないと判定された場合は新たな物体操作の候補がサンプリングされる．

以降では，6.3.3 項で物体運動予測の深層学習ネットワークモデルについて，6.3.4 項で学習データセットの生成について説明する．6.3.5 項で物体運動予測の評価結果を示し，6.3.6 項でロボットマニピュレーションの計画に適用する例を示す．

図 6.17: 物体運動予測による物体操作計画システム [291]
ロボットの視覚センサデータから抽出された物体領域深度画像と物体操作計画器から得られる操作候補を変換した操作力画像から物体運動が予測される．物体操作計画器は予測された物体運動に基づいて目的のタスクを実現する物体操作行動を決定し実機へ指令する．

6.3.3 物体運動予測のための深層学習ネットワークモデル

物体運動予測モデルの入出力データ

マニピュレーションは，(i) 物体・環境の状態と (ii) 物体に加える操作から (iii) 物体の運動が生じる現象である．本節で提案する物体運動予測では，上記の (i) と (ii) を入力として (iii) を出力する．深層学習ネットワークモデルでの扱いやすさに基づいてこれらの表現形式を決定する．

(i) 物体と環境の状態については，ロボットが操作対象の物体と接触していないことを前提として視覚センサ情報を用いる．近年の深層学習研究では，CNN による画像特徴抽出の有効性が認められ広く用いられているため，本研究では三次元視覚情報を深度画像として表し入力する．また，センサ観測領域内でどの物体を操作対象とするかは事前に決定されているものとして，物体と環境を区別させるために物体領域を表すマスク画像を入力する．本節では深度画像とマスク画像を合わせた 2 channel 画像を物体領域深度画像と呼ぶ．(ii) 物体に加える操作は，物体のどこにどのような力を加えるかという情報である．物体・環境状態と同様に操作情報についても画像として表すこととし，これを操作力画像と呼ぶ．操作力画像は，物体領域深度画像と同じサイズで力の作用点に対応するピクセルが力の向きと大きさを表す 3 channel 画像である [290]．各 channel 成分はカメラ相対座標系における力の x, y, z 成分を表す．ロボットは物体に点領域で接触し，モーメントは作用させないものとする．(iii) 物体の運動は，6 自由度物体姿勢の時系列変位として表現する．つまり，時系列の長さを T とすると $6 \times T$ 個の値を予測結果として出力する．図 6.18 に入出力データの例を示す．

(A) 物体領域深度画像　(B) 操作力画像　(C) 物体姿勢列

図 6.18: 物体運動予測モデルの入出力の例
カメラの正面に直方体物体が置かれている場面での物体運動予測モデル入出力データの例を示す．物体運動予測モデルは，物体領域深度画像と操作力画像を入力として物体姿勢列を出力する．(A) 物体領域深度画像は，三次元視覚センサで計測された深度画像と物体領域を表すマスク画像を合わせた 2 channel 画像である．(B) 操作力画像は，力の作用点と各成分を表す 3 channel 画像である．(C) 物体姿勢列は時系列の 6 自由度物体姿勢変位である．

深層学習ネットワークモデルの構成

本研究で提案する深層学習ネットワークモデルの構成を図 6.19 に示す．物体・環境の状態を表す物体領域深度画像とマニピュレーションにおける操作を表す操作力画像が CNN に入力され，特徴抽出された後に結合される．物体領域深度画像と操作力画像では画像の値域や値の分布の傾向が大きく異なるため，別の CNN によって特徴を抽出する．この特徴を RNN に与えることで任意長の物体運動が出力として得られる．汎化性能向上のために，入力画像に平滑化フィルタ処理を施した後にガウシアンノイズを加える．予測結果の物体運動としては，任意の実数を出力する 6 つの出力ユニットから，並進変位の x, y, z 成分と回転変位の roll，pitch，yaw 成分が得られる．これらの変位は，物体領域深度画像を三次元復元して得られる物体点群の重心の運動をカメラ座標系で表現したものである．ネットワークモデルによる予測実行の際は，並進，回転変位が十分小さく物体が静止したと判定されるまでリカレント結合による順伝播を行うことで任意の長さの物体運動が出力される．

6.3.4 物体運動予測モデルの学習データセット生成

6.3.3 項で説明した深層学習ネットワークモデルの訓練には入出力データのセットが数万個規模で必要になる．データセットを準備する負担を低減するために，動力学シミュレータを活用することでデータセットの生成を自動化する．図 6.20 に動力学シミュレータ上で物体操作を行う様子とシミュレータから得られた視覚センサ情報を示す．本研究では動力学シミュレータとして Gazebo[292] を用いた．

動力学シミュレータでは，RGB カメラ，深度カメラを任意の位置に配置しカメラ画像を取

図 6.19: 物体運動予測における深層学習ネットワークモデル [291]
物体・環境の状態を表す物体領域深度画像と操作を表す操作力画像を入力として物体運動における時系列変位が出力される．図中の青色で示される要素は学習データセットに含まれる情報であり，赤色で表される要素が予測結果である．CNN は畳み込みニューラルネットワーク (convolutional neural network)，FC は全結合層 (fully connected layer)，MSE は平均二乗誤差 (mean squared error) を表す．

得することができる．操作対象物体の全体に指定色を配色し，RGB カメラ画像に色フィルタ処理を施すことで物体領域マスク画像を取得する．物体領域マスク画像のマスク領域内からランダムなピクセルを選択し，対応する三次元位置を力の作用点としてランダムな向き，大きさの操作力を物体に加え，運動中の物体姿勢列を保存する．運動終了後に物体を初期位置へと配置して操作を繰り返し加えることで，大規模なデータセットが自動で生成される．

本手法によって 10 時間で 1 万個程度のデータセットが自動的に生成された．本節の実験では箱型の物体のみを扱うが，Web 上に公開されている物体形状モデルのデータセット [293] から多様な物体を自動で追加することも可能である．

6.3.5 物体運動予測の評価と適用例

深層学習ネットワークモデルの学習

6.3.3 項の深層学習ネットワークモデルを 6.3.4 項の物体運動データセットにより学習する．本研究では，滑り運動と並進回転運動の二種類についてそれぞれ 1 万個の運動データからなるデータセットを生成した．滑り運動のデータは，縦，横が 200 mm から 1000 mm，高さが 50 mm の平板に地面と平行な操作力を加えることで生成する．並進回転運動のデータは，縦，横が 100 mm，高さが 150 mm の直方体物体にランダムな操作力を加えることで生

図 6.20: 動力学シミュレータを用いたデータセットの自動生成 [291]
ランダムな操作を動力学シミュレータ上で物体に加えその結果生じた運動を記録することで，多数のデータセットが自動的に生成される．動力学シミュレータ上では RGB カメラ，Depth カメラのシミュレートや物体運動の計測が可能である．

成する．滑り運動は，物体が鉛直方向の並進運動と水平軸周りの回転運動をしないため実質的に 3 自由度の運動であり，並進回転運動よりも予測の容易な運動と位置づけられる．どちらの物体運動においても，操作力を加え始めた瞬間から 2 sec の間，50 msec 周期で物体姿勢を保存する．深度カメラは基準位置からランダムなオフセットを加えた位置に配置する．図 6.21 (A) に生成された物体運動の例を示す．

図 6.19 のネットワークモデルにおいて，操作力画像，物体領域深度画像から特徴を抽出する CNN には AlexNet [294] を用いる．データセットを訓練，テスト用に 7:3 に分割し，物体運動の予測値と真値の平均二乗誤差を損失関数として確率的勾配降下法を改良した Adam (adaptive moment estimation) [295] によってモデルの重みパラメータを更新する．深層学習フレームワーク Chainer [296] によりネットワークモデルを実装し学習して得られた学習曲線を図 6.21 (B) に示す．

物体運動予測の定性的評価

学習済みの深層学習ネットワークモデルによってテスト用データの物体運動を予測した結果を図 6.22 (A) に示す．物体は操作力の作用点や向き，大きさに応じて滑りや転倒といった複雑な運動を行う．提案した深層学習ネットワークモデルによってこれらの複雑な運動が概

(A) データセットの物体運動の例　　(B) 深層学習ネットワークモデルの学習曲線

図 6.21: 深層学習ネットワークモデルの学習
(A) 動力学シミュレータで生成されたデータセットの物体運動を示す．左図が滑り運動，右図は並進回転運動の例である．緑色の座標系が時系列物体姿勢を表す．(B) 赤色の線が訓練誤差，緑色の線がテスト誤差を表す．

ね正しく予測された．一部の試行においては，真の物体運動は滑りであるのに転倒すると予測されたり滑る向きや距離がずれていたりといった予測の失敗が見受けられる．ネットワークモデルや学習手法の工夫によりさらに精度を向上させることが今後の課題である．

物体運動予測を現実物体に適用した様子を図 6.22 (B) に示す．運動予測対象の現実物体の形状はデータセットにおけるシミュレーション上の物体の形状と同じとして，深層学習ネットワークモデルの学習には動力学シミュレータで生成されたデータセットのみを使用した．訓練データに現実物体の運動データを用いていないため，幾何干渉が生じる運動が予測される等の問題が一部の予測結果に見られたものの，物体は上部を押されるほうが下部を押されるよりも倒れやすいというような物理的直感に沿う運動が予測された．

物体運動予測手法の比較評価

提案手法と他の物体運動予測手法の予測性能を比較することで，提案した深層学習ネットワークモデルが物体運動予測に適していることを示す．本実験では，以下の提案手法と 5 つのベースライン手法による物体運動予測結果の誤差や成功率を比較する．

1. cnn_twin_reccurent（提案手法）:
   物体領域深度画像と操作力画像から CNN で特徴抽出し RNN で時系列運動を出力
2. cnn_twin:
   物体領域深度画像と操作力画像から CNN で特徴抽出し最終時刻の運動結果を出力
3. cnn_mlp:
   物体領域深度画像から CNN で抽出された特徴と操作力情報（力作用点と力成分の 5 次

(A1) 予測成功例　(A2) 予測失敗例　(B1) 上部を押した場合　(B2) 下部を押した場合

(A) シミュレーション物体への適用　(B) 現実物体への適用

図 6.22: 深層学習ネットワークモデルによる物体運動の予測結果 [291]
(A) 初期状態での操作力とそれにより生じる物体運動の真値，予測結果を示す．物体運動は，物体領域深度画像を三次元復元して得られる点群に運動を反映することで表されている．赤色の矢印が操作力，緑色の座標列が物体重心の時系列運動を表す．グラデーション色の点群は物体に属する点群，灰色の点群は環境に属する点群を表す．(B) 現実物体を深度カメラで観測し運動を予測した結果を示す．初期状態で観測された物体・環境の点群がグラデーション色で示されている．赤色の矢印が操作力，赤色の点群が操作によって運動した後の物体姿勢の予測結果を表す．

元ベクトル）から多層の全結合層 (MLP) で抽出された特徴を合わせて運動結果を出力

4. cnn_single:
   物体領域深度画像と操作力画像を重ねた 1 枚の画像からひとつの CNN で特徴抽出し運動結果を出力
5. translation:
   加えた操作力に比例する並進運動を出力
6. zero:
   常に静止状態を出力

図 6.23 (A) に 1 から 4 の予測手法の深層学習ネットワークモデルの概要を示す．これらのネットワークモデルの学習には動力学シミュレータによって生成されたデータセットの訓練データを用いる．これらの比較により，運動を周期的にサンプリングして時系列で表し RNN で予測することや操作力を画像として表し視覚情報とは別の CNN で特徴抽出することの有効性が検証される．

図 6.23: 物体運動予測手法の比較評価実験の概要
(A) 比較する深層学習ネットワークモデルの概要を示す．(A1) cnn_twin_reccurent は提案手法である．(A2) cnn_twin は提案手法からリカレント結合を除いたネットワークである．(A3) cnn_mlp はさらに一方の CNN を多層の全結合層 (MLP) に置き換えたネットワークである．(A4) cnn_single は CNN をひとつだけ用いるネットワークである．(B) 深度画像を jet と呼ばれる 3 channel 画像の形式で表現する．

図 6.24 に滑り運動と並進回転運動のテストデータ予測結果の誤差と成功率を示す．誤差は物体運動が終わって静止したときの物体姿勢の予測値と真値の差であり，成功率は誤差が閾値（並進誤差 50 mm，回転誤差 0.2 rad）より小さい割合である．どちらの運動についても提案手法は他の手法に比べて誤差が小さく成功率が高いことが分かる．並進回転運動の回転予測成功率はどの手法でも低い結果となっており予測が難しいことが読み取れるが，物体が転倒するかしないかの二値判定では提案手法の優位性が確認できる．本実験により，リカレント結合による時系列の予測や操作力の画像としての表現が物体運動予測に有効であることが確認された．

また，本実験では CNN として用いる AlexNet の初期重みパラメータに，RGB 画像の物体認識用に公開されているものを利用した．1 channel の深度画像を jet と呼ばれる 3 channel の RGB 画像の形式に変換することで，RGB 画像用の初期重みパラメータが有効に作用するという先行研究 [297] を参考に，本実験においても深度画像をそのまま用いる場合と jet 形式に変換する場合を比較した．深度画像を jet 形式に変換した様子を図 6.23 (B) に示す．本実験では jet 形式を用いることによる予測精度の有意な差は見られなかった．

(A) 滑り運動の予測結果

(B) 並進回転運動の予測結果

図 6.24: 物体運動予測手法の比較評価実験の結果

6 つの手法によって滑り運動と並進回転運動を予測した結果の誤差と成功率を示す．それぞれの誤差と成功率はデータセットのテストデータ 3000 個に対する試行から計算されている．誤差は予測値と真値の差を表し，成功率は誤差が閾値（並進誤差 50 mm，回転誤差 0.2 rad）より小さい割合を表す．転倒予測成功率は，物体が転倒するか（初期状態と異なる面で接地するか）が予測値と真値で一致する割合である．各グラフから提案手法（cnn_twin_reccurent）の優位性が確認できる．

6.3.6 ロボットマニピュレーションへの適用

物体運動予測に基づく小型物体の操作計画

認識，計画と物体運動予測を統合した物体操作計画システム（図 6.17 ）を構築し，等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS[172] による小型直方体物体のマニピュレーションに適用した．ロボットの頭部に搭載された RGB-D カメラ Xtion PRO LIVE[10] で RGB 画像，深度画像を取得し，RGB 画像に色フィルタ処理を施すことで物体領域深度画像を生成する．また，物体表面をランダムにサンプリングし物体表面の法線方向に基づいて操作力の候補を生成する．シミュレーション上の並進回転運動のデータセットで学習された深層学習ネットワークモデルにこれらの情報を入力して現実物体の運動を予測する．マニピュレーションにおける物体の目標運動として転倒，並進滑り，回転滑りの三種類を与え，それぞれの目標運動と予測結果の運動の類似度に基づいて操作力を選択し実行する．図 6.25 に示すように，選択された動作によりロボットは目標の物体運動を実現した．予測モデルへの入力データの取得，生成に要した時間は約 40 msec，深層学習ネットワークモデルによる予測に要した時間は約 60 msec であった．

(A) 視覚情報　(B) 転倒を目標運動とした計画結果　(C) 並進滑りを目標運動とした計画結果

図 6.25: 物体運動予測によるロボットマニピュレーション実験の様子
ロボットのセンサ情報と候補となる操作情報から物体運動を予測することで操作を計画する．転倒，並進滑り，回転滑りのそれぞれを目標運動として動作を計画・実行し目標通りの物体運動が実現された．三次元点群を可視化した図において，グラデーション色の点群は初期状態の物体，赤色の点群は予測運動後の物体を表す．

6.3.7 本節のまとめ

本節では，三次元視覚情報と操作情報から，ロボットが物体に操作を加えたときに物体がどのような運動をするかを深層学習ネットワークモデルによって予測する手法を提案した．三次元視覚情報と操作情報はそれぞれ物体領域深度画像と操作力画像として表現され，CNN

[10] https://www.asus.com/jp/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE

で特徴を抽出された後に RNN によって時系列物体姿勢変位が出力される．深層学習ネットワークモデルの学習に必要な物体運動データセットは，動力学シミュレータによって自動的に生成される．本手法の妥当性を検証するために，物体の滑り運動と並進回転運動の二種類について物体運動予測の比較評価を行い，本手法により高精度の予測が得られることを確認した．さらに，物体運動の予測結果に基づいて，ロボットが目的の物体運動を実現するための操作力作用点を決定して操作を実行する実験を行い，ロボットマニピュレーションの計画における物体運動予測の有効性を示した．

本節では，他の節で扱ったモデルベースのアプローチと異なり，力・モーメントのつりあいや接触に関する制約などの力学モデルを既知としない学習ベースのアプローチを扱った．学習ベース手法は柔軟性の高さ，モデルベース手法は信頼性の高さがそれぞれ利点であり，将来的には両手法が効果的に統合されることでより良いマニピュレーションシステムが構築されると考える．図 6.26 に，本節での深層学習による物体運動予測の提案を踏まえた上で考えられる学習ベース手法とモデルベース手法の統合の枠組みを示す．図 6.26 (A) は，マニピュレーションに必要な一連の処理のうち一部の処理を学習ベース手法が担い他の処理をモデルベース手法が担うシリアル型統合であり，図 6.26 (B) は，一連の処理を学習ベース手法のみとモデルベース手法のみの両方で行えるようにして一方を適切に選択するパラレル型統合である．シリアル型統合では，分割された各処理に対してそれを得意とする手法を適用することができ，パラレル型統合では，扱うタスクの性質に応じて両手法の良い方を適用することができるという利点がある．さらに，これらの統合法を融合させた枠組みとして，図 6.26 (C) のシリアル・パラレル階層型統合が考えられる．この統合法では異なる分割比率のシリアル型統合がパラレルに配置されており，物体認識 [278]，把持位置決定 [125] から End-to-End 手法 [145] までの異なる粒度の学習ベース手法を活用することが可能な構造となっている．各階層の一連処理によってパラレルに得られる出力からひとつを選択する方法としては，計画された動作に併せて信頼度を連続値で出力しそれを基準にすることが考えられる．4.2 節で提案したモデルベースの計画法では，操作実現確率に基づいて計画動作の信頼度を算出し，学習ベースの手法では，ニューラルネットワークの出力層から得られる連続値を信頼度に変換することで，各階層の出力を定量的に評価し対象とするタスクに応じて一連の処理のうち学習ベース手法とモデルベース手法が担う処理の割合を柔軟に調整することができる．さらに，各粒度のモデルベース手法の出力を学習ベース手法の訓練データとして利用することで，学習ベース手法とモデルベース手法の相乗効果が期待できると考えられる．

(A) シリアル型統合　(B) パラレル型統合

(C) シリアル・パラレル階層型統合

図 6.26: 学習ベース手法とモデルベース手法の統合の枠組み
シリアル型統合は，マニピュレーションに必要な一連の処理のうち一部の処理を学習ベース手法が担い他の処理をモデルベース手法が担う枠組み，パラレル型統合は，一連の処理を学習ベース手法のみとモデルベース手法のみの両方で行えるようにして一方を適切に選択する枠組み，シリアル・パラレル階層型統合は，異なる分割比率のシリアル型統合がパラレルに配置された枠組みである．

第7章

操作応答の知覚による
マニピュレーション行動の試行獲得

7.1 はじめに

本章では，第 4 章の計画法と第 5 章の推定法を逐次並列的に実行することでロボットが試行錯誤によって得られた知覚に基づいてマニピュレーション行動を獲得する手法を説明する．さらに，第 6 章の認識法を統合することで，第 3 章の最後で述べた物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，実世界の多様なロボットマニピュレーションタスクに適用する．7.2 節で，計画と推定を逐次並列的に実行する手法について説明する．7.3 節で，統合システムの構成法について述べシステムを実世界のタスクへ適用する実験を示す.

7.2 計画と推定の統合によるマニピュレーション行動の試行獲得

7.2.1 計画と推定の統合の関連研究

本論文では 4.1 節，5.1 節において，マニピュレーションにおける計画と推定をそれぞれ，制約を満たすコンフィギュレーションの列を探索すること，制約を規定するモデルパラメータを推定することと定義した．本節では，試行獲得型マニピュレーションの実現に必須となる計画と推定の統合法を説明する．

従来の研究では，計画と推定を分離して，環境が完全に既知であるとして動作を計画したり [159][160]，与えられた動作からパラメータを推定したりする [142][134] ようなものが少なくない．これらは要素技術として重要であるものの，ロボットが実世界で自律的にタスクを行う際には環境が既知である，動作が与えられるといった前提条件は成立しないため，計画と推定を統合する枠組みが求められる．計画と推定の両者を同時に扱う研究としては，移動ロボットの SLAM [164] のための情報収集行動 [165] や未知環境での探索 [298]，トラッキング [299] 等の移動行動の研究が挙げられる．また，多リンクマニピュレータの適応制御 [300] においてもロボットの動力学特性を推定しながら目的の動作を実現するための制御法が提案されている [301][161]．計画と推定の両者を考慮する一般的な枠組みとしては，行動に基づいて方策を獲得する強化学習 [152] や POMDP [302] 等の動作と状態の不確かさを考慮した行動決定 [303]，フィードバック誤差学習 [166] に基づく内部モデル [304] の獲得が挙げられる．

上記の手法は，理論的枠組みが確立されているものの試行回数が多く必要であったり膨大な計算量が必要であったりするために，本論文で扱うマニピュレーションにそのまま適用す

るのが難しいものが多い．強化学習では，行動によって生じる状態遷移や報酬を前提知識なしに推定するが，本研究では，マニピュレーションにおける物理制約を前提とすることで推定対象を未知のモデルパラメータに限定し推定の計算効率を向上させつつ，明示的にモデルベースの動作計画を行うことで複雑な遷移を伴う行動を扱うことを可能にしている．また，従来研究では，推定手法が分布を考慮しない点推定で統計的なロバスト性に欠けていたり，推定対象であるロボットの自己位置に特化した手法である点も，マニピュレーションへの適用を困難にする．マニピュレーションにおける計画と推定の難しさは，実現可能である条件を表す制約が物体のモデルパラメータに複雑に依存する形式をしており，このモデルパラメータが直接計測できない点である．つまり，行動指令コンフィギュレーションや計測センサ情報等のロボットへの入出力は，未知のモデルパラメータに強く依存したものとなる．このような場合は，モデルパラメータとコンフィギュレーション，センサ情報の関係を明示的に定式化し，それに基づいて計画と推定を行うことが有効である．

本研究では，ロボットのマニピュレーションにおいて，逐次処理可能な計画法と推定法を並列的に実行する．計画と推定は操作実現可能であるための制約に基づいており，制約を規定するモデルパラメータの確率分布を通して計画と推定が結合される．提案手法により，試行的に動作を実行したときの知覚に基づいてロボットが適切な行動を獲得することを可能にする．

7.2.2 計画と推定の逐次並列実行システムの構成と処理手順

計画と推定の逐次並列実行システムの構成

図 7.1 に計画と推定を統合したマニピュレーションシステムの構成を示す．まず，マニピュレーション中にロボットのセンサで計測されたセンサ情報 $\boldsymbol{z}$ から，物体力学特性推定によって物体力学特性の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi})$ を更新する [1]．次に，物体操作計画によって $P(\boldsymbol{\phi})$ のもとで実現可能な物体操作 $\boldsymbol{\sigma}$ を得る．計画された動作を実際のロボットが実行して新たなセンサ情報を取得する．このループを周期的に実行することで，ロボットが特性未知の物体に対して適切な動作を獲得することができる．

物体力学特性推定としては 5.2 節の手法を利用し，物体操作計画としては 4.2 節の手法に 7.2.3 節で説明する拡張を施して逐次処理を可能にしたものを利用する．どちらの手法におい

[1] 本節では，5.2.2 項と同様に物体の力学モデルパラメータを物体力学特性と呼ぶ．また，本節では $\boldsymbol{\phi}_O$ を $\boldsymbol{\phi}$ と記すように物体を表す添字 O を略す．

図 7.1: 計画と推定の逐次並列実行システムの構成
ロボットから得られたセンサ情報 z から物体力学特性推定により物体力学特性の確率分布 $P(\phi)$ が更新される．これに基づいて物体操作計画で物体操作 σ が計画され，ロボットにより実行されることで新たなセンサ情報が得られる．このループを繰り返すことで，計画と推定が統合されたマニピュレーションが実現される．物体力学特性推定と物体操作計画では，図 7.2 に示すように物理的整合性推論が利用される．

ても，3.4 節で定式化した力学制約に基づいて 3.3 節の物理的整合性推論が行われる．図 7.2 に計画，推定フェーズにおける物理的整合性推論の入出力を示す．両フェーズにおいて同一のマニピュレーション制約が考慮されており，制約を規定する物体力学特性 ϕ の確率分布 $P(\phi)$ を通して計画と推定が統合される．

計画と推定の逐次並列実行の処理手順

Algorithm. 7.1 に，計画と推定を逐次並列的に実行し初期の物体操作状態 σ_{start} からゴー

図 7.2: 計画と推定における物理的整合性推論の入出力
計画フェーズでは，物体操作 $\boldsymbol{\sigma}$ と物体力学特性の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi})$ を入力として操作実現確率 $P_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma})$ が出力される．推定フェーズでは，センサ情報 $\boldsymbol{z}$ を入力として物体力学特性の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi})$ が出力される．両者の物理的整合性推論における最適化問題では同一の制約 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0}$ が考慮される．

ルの物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_{goal}$ までのマニピュレーションを実現するための処理手順を示す [2)]．SequentialPlan は逐次的に計画結果を出力するように 4.2 節の計画法を拡張したもので，現在の物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}^{(t)}$，目的の物体操作状態 $\boldsymbol{\sigma}_{goal}$，物体力学特性の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi} \mid \boldsymbol{z}^{(1:t)})$ から次時刻以降の物体操作列 $\{\boldsymbol{\sigma}^{(\tau)}\}$ を出力する．拡張法は 7.2.3 節で説明する．RobotExecute はロボットが実際に物体操作を実行しセンサ情報を得る処理で，物体操作 $\boldsymbol{\sigma}^{(\tau)}$ からセンサ情報 $\boldsymbol{z}^{(\tau)}$ を得る．BayesEstimate は 5.2 節の推定法で，センサ情報 $\boldsymbol{z}^{(\tau)}$ と前時刻の物体力学特性の確率分布 $P(\boldsymbol{\phi} \mid \boldsymbol{z}^{(1:\tau-1)})$ から更新された確率分布 $P(\boldsymbol{\phi} \mid \boldsymbol{z}^{(1:\tau)})$ を出力する．5 行目の計画で T 周期分の物体操作状態の列が出力され，6 行目から始まるループでひとつの操作ごとにロボットによる実行と推定が操作列が全て終わるか操作に失敗するまで繰り返される．計画が推定，実行に対して長周期である理由としては，物体操作によって物体力学特性を推定したりタスクの目的を実現したりするためには一定の長さの物体操作列を実行する必要があり，計画を毎周期更新するのでは中長期的な操作行動の文脈が損なわれてしまうことが挙げられる．

操作応答と試行獲得の定義と意義

マニピュレーションにおける計画法と推定法を統合することで，ロボットが操作応答の知覚によってマニピュレーション行動の試行獲得を行う方法を説明したが，本論文の趣旨における操作応答，試行獲得という用語の意味を整理する．

操作応答は，物体を操作したときにセンサで観測される応答を意味しており，具体的に

[2)] 物体操作状態の定義は 4.2.3 項参照．

Algorithm 7.1 計画と推定の逐次並列実行の処理手順

1: Given: $\boldsymbol{\sigma}_{start}, \boldsymbol{\sigma}_{goal}$
2: $t \leftarrow 0$
3: $\boldsymbol{\sigma}^{(t)} \leftarrow \boldsymbol{\sigma}_{start}$
4: **do**
5: $\left\{ \boldsymbol{\sigma}^{(\tau)} \middle| \tau = t+1, \cdots, t+T \right\} \leftarrow \mathrm{SequentialPlan}\left(\boldsymbol{\sigma}^{(t)}, \boldsymbol{\sigma}_{goal}, P\left(\boldsymbol{\phi} \middle| z^{(1:t)}\right)\right)$
6: **for** $\tau = t+1, \cdots, t+T$ **do**
7: $z^{(\tau)} \leftarrow \mathrm{RobotExecute}\left(\boldsymbol{\sigma}^{(\tau)}\right)$
8: $P\left(\boldsymbol{\phi} \middle| z^{(1:\tau)}\right) \leftarrow \mathrm{BayesEstimate}\left(z^{(\tau)}, P\left(\boldsymbol{\phi} \middle| z^{(1:\tau-1)}\right)\right)$
9: **if** $\boldsymbol{\sigma}^{(\tau)}$can not be executed **then break**
10: **end if**
11: **end for**
12: $t \leftarrow t+T$
13: **while** $\boldsymbol{\sigma}^{(t)} \neq \boldsymbol{\sigma}_{goal}$

は，Algorithm. 7.1 の 7 行目の RobotExecute においてロボットが操作 $\boldsymbol{\sigma}$ を実行して得られるセンサ情報 z を表す．このセンサ情報は，8 行目のマニピュレーションパラメータ推定 BayesEstimate に入力として与えられるとともに，9 行目での操作の成功・失敗判定においても用いられる．

試行獲得は，ロボットが試行動作によりタスクを実現するためのマニピュレーション行動を獲得することを意味している．逐次的な計画器から得られる動作は，必ずしもゴールへ到達するまでの動作列ではないという点において試行的であり，この試行動作で得られたセンサ情報から推定器によって物体特性の確信度が確率分布として獲得される．この物体特性確率分布のもとで再び動作を計画することで，徐々にタスクを実現するための動作が計画されていき，物体特性の獲得から計画と推定の処理を介して結果的にマニピュレーション行動が獲得されていると解釈することができる．また，計画器が出力する動作は試行動作とタスクを実現するための動作として明確に区別されているわけではなく，タスクを実現する過程で必要となる試行動作自体も計画と推定によって獲得されていると考えることができる．

また，このような試行獲得の枠組みで時間を経ても再利用できるという意味で獲得されたものとして，物体特性の確信度が挙げられる．次節の実験において示すように，ロボットが自ら物体を動かす場合だけでなく他者が物体を動かす様子を観察する場合においても対象物の特性が推定され，操作の計画において獲得された物体特性確信度が利用されている．この際，運搬の目標位置などのタスク内容が変わっても，推定された物体特性確信度は計画にお

いて有効に利用されるため，ロボットは表層的なセンサデータから一般性のある意味をもつ物体特性の確信度を獲得したと見なすことができる．さらに獲得された情報の再利用可能性を向上させるためには，獲得された情報が適用できる範囲をロボットが理解する，つまり，物体が類似する特性をもつかどうかを見分ける能力が必要となり，本研究の有用性を高めるための今後の課題である．

7.2.3 物体操作計画の逐次形式への拡張

本項では，4.2 節の物体操作計画法を拡張し逐次的に出力を得る計画法について説明する．本手法は Algorithm. 7.1 の SequentialPlan に対応する．4.2 節の計画法では，グラフ探索においてゴールへ到達する経路が見つかるまで計画結果が出力されなかった．逐次計画では，4.2 節の計画法と同様に物体操作状態を表すノードを最良優先で展開しグラフを生成するが，上限の展開回数に達した時点でゴールへ到達していなくても最良の評価値をもつノードまでの経路に対応する操作列を出力する．

計画と推定を統合したマニピュレーションでは，物体操作による効果としてゴール状態へ近づくことと新たな未知情報を取得することの 2 点が期待される．特性未知物体のマニピュレーションにおいては，両者がバランスよく実現されることが望ましい．展開するノードや出力のノードを決めるために使われる物体操作状態の評価関数 $f(\boldsymbol{\sigma})$ として次式の関数を用いる．

$$
\begin{aligned}
f(\boldsymbol{\sigma}) &= f_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}) + f_{\mathrm{goal}}(\boldsymbol{\sigma}) + f_{\mathrm{info}}(\boldsymbol{\sigma}) + f_{\mathrm{cost}}(\boldsymbol{\sigma}) \qquad (7.1)\\
f_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}) &= \log P_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma})\\
f_{\mathrm{goal}}(\boldsymbol{\sigma}) &= -\mathrm{distance}(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{T}_{\boldsymbol{goal}})\\
f_{\mathrm{info}}(\boldsymbol{\sigma}) &= H(P_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}))\\
f_{\mathrm{cost}}(\boldsymbol{\sigma}) &= n_{\mathrm{config}}\, c_{\mathrm{config}} + n_{\mathrm{contact}}\, c_{\mathrm{contact}}
\end{aligned}
$$

4 つ要素における評価値 $f_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma}), f_{\mathrm{goal}}(\boldsymbol{\sigma}), f_{\mathrm{info}}(\boldsymbol{\sigma}), f_{\mathrm{cost}}(\boldsymbol{\sigma})$ を合わせることで物体操作 $\boldsymbol{\sigma}$ が評価される．$f_{\mathrm{feasible}}(\boldsymbol{\sigma})$ は操作実現確率の対数で，操作の確実性を表す．$f_{\mathrm{goal}}(\boldsymbol{\sigma})$ はゴールへの距離に -1 を掛けた値であり，ゴールへの到達に寄与する．$f_{\mathrm{info}}(\boldsymbol{\sigma})$ は操作実現確率のエントロピーであり，物体力学特性推定において新たな情報を得ることに寄与する．H はエントロピー（平均情報量）を表す．$f_{\mathrm{cost}}(\boldsymbol{\sigma})$ は初期状態から現在状態までのコストであり，実行時

間や消費エネルギーを抑えることに寄与する．$n_{\mathrm{config}}, n_{\mathrm{contact}}$ はそれぞれ初期状態から現在状態までのコンフィギュレーション，接触の遷移回数，$c_{\mathrm{config}}, c_{\mathrm{contact}}(< 0)$ はそれぞれコンフィギュレーション，接触の 1 回の遷移コストを表す．この評価関数により，未知情報を取得しながらゴールへ到達するような物体操作が逐次的に計画される．

7.2.4 確率ロボティクスの枠組みにおける試行獲得型マニピュレーション

本研究では，実現可能であるための制約を規定するモデルパラメータが未知であり直接観測できないという前提条件を課し，センサ計測情報の不確実性，不十分性を考慮しつつマニピュレーションの動作を決定する問題を扱ってきた．動作と計測の不確かさを明示的に考慮するアプローチとして確率ロボティクス (probabilistic robotics) [242][305] の枠組みが提案されており，ナビゲーションを中心として多くの問題に適用されている．不確かさを許容することで従来の決定論的な計画法や推定法を俯瞰した確率ロボティクスの枠組みは，本研究を説明するのに十分な抽象性の高さを有している．本項では，この確率ロボティクスの枠組みにおける意思決定問題として本研究で扱う試行獲得型マニピュレーション問題を再定義し，本論文で提案した計画と推定の統合法がどのような解法に相当するかを論じる．

確率ロボティクスの枠組みにおける試行獲得型マニピュレーションの問題設定

確率ロボティクスにおける意思決定問題は，状態遷移確率，計測確率，報酬から構成される．本研究で扱う試行獲得型マニピュレーションにおけるこれらの定義を述べる．

状態遷移確率　現在のコンフィギュレーションが $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$ であるときに動作 $\boldsymbol{u}^{(t+1)}$ を実行し次時刻でコンフィギュレーションが $\boldsymbol{\theta}^{(t+1)}$ に遷移する確率 $P(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} \,|\, \boldsymbol{u}^{(t+1)}, \boldsymbol{\theta}^{(t)})$ を状態遷移確率と呼ぶ．本研究では，コンフィギュレーションの更新量を動作として扱い，次式のように動作によってコンフィギュレーションが決定論的に遷移するものとする．

$$\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} = \begin{cases} \boldsymbol{\theta}^{(t)} + \boldsymbol{u}^{(t+1)} & \text{if } \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}^{(t)} + \boldsymbol{u}^{(t+1)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{\theta}_{fail} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7.2}$$

式 7.2 は，動作実行後のコンフィギュレーションが実現可能である制約を満たす場合は，動作によってコンフィギュレーションが更新され，そうでない場合はマニピュレーション失敗を意味するコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}_{fail}$ に遷移することを表す．$\boldsymbol{\theta}_{fail}$ の状態ではいかなる

動作を実行しても制約が満たされず $\boldsymbol{\theta}_{fail}$ のままであるとする．つまり，$\boldsymbol{\theta}_{fail}$ に到達した場合，復帰の手順は自明でなくロボットがマニピュレーションを続行することは不可能である．式 7.2 は決定論的な式であるが，確率ロボティクスの枠組みで記述するため，ここではあえて確率分布の形式で表現する．多次元のデルタ関数 $\boldsymbol{\delta}$ を用いると，状態遷移確率は次式のように表される．

$$P(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} \mid \boldsymbol{u}^{(t+1)}, \boldsymbol{\theta}^{(t)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \begin{cases} \boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} - \boldsymbol{\theta}^{(t)} - \boldsymbol{u}^{(t+1)}) & \text{if } \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}^{(t)} + \boldsymbol{u}^{(t+1)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} - \boldsymbol{\theta}_{fail}) & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7.3}$$

$\boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y})$ は $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{y}$ のときのみ非零である確率分布を表す．状態遷移確率はモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ に依存する．

計測確率　コンフィギュレーションが $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$ のときにセンサ情報 $\boldsymbol{z}^{(t)}$ が計測される確率 $P(\boldsymbol{z}^{(t)} \mid \boldsymbol{\theta}^{(t)})$ を計測確率と呼ぶ．本研究では，次式のように，センサ情報がコンフィギュレーション，接触，接触力の計測値から構成されるものとする．

$$\boldsymbol{z}^{(t)} = \{\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{C}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{Q}}^{(t)}\} \tag{7.4}$$

コンフィギュレーションについては，ロボットの関節エンコーダや IMU センサ等の内界センサと力センサやビジョンセンサ等の外界センサから計測値として真値を取得できるものとする．その計測確率は次式のように表される．

$$P(\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)} \mid \boldsymbol{\theta}^{(t)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \boldsymbol{\delta}(\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)} - \boldsymbol{\theta}^{(t)}) \tag{7.5}$$

接触，接触力については，実現可能であるための制約の誤差に応じた計測確率で計測値が得られるものとする．

$$P(\hat{\boldsymbol{C}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{Q}}^{(t)} \mid \boldsymbol{\theta}^{(t)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \eta \exp\left(-\frac{1}{2}\boldsymbol{\varepsilon}^{*T}\boldsymbol{\varepsilon}^{*}\right) \tag{7.6}$$
$$\text{where} \quad \boldsymbol{\varepsilon}^{*} = \underset{\boldsymbol{\varepsilon}}{\operatorname{argmin}}\, \boldsymbol{\varepsilon}^{T}\boldsymbol{\varepsilon} \quad \text{s.t.} \quad \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{C}}^{(t)}, \hat{\boldsymbol{Q}}^{(t)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) + \boldsymbol{\varepsilon} \geq \boldsymbol{0}$$

η は正規化を表す記号である．式 7.6 は，接触，接触力を仮定したときの制約誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ が小さいほど計測される確率が高いことを表す．計測確率はモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ に依存する．

報酬　コンフィギュレーションが $\boldsymbol{\theta}^{(t-1)}$ の状態で動作 $\boldsymbol{u}^{(t)}$ を実行したときに即時的に得られる評価値を報酬 $r(\boldsymbol{\theta}^{(t-1)}, \boldsymbol{u}^{(t)})$ と呼ぶ．本研究では，報酬を次式のように定める．

$$r^{(t)} = r(\boldsymbol{\theta}^{(t-1)}, \boldsymbol{u}^{(t)}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \begin{cases} \textit{goal-reward} & \text{if } \boldsymbol{\theta}^{(t)} \text{ is } \textit{goal} \\ -\infty & \text{if } \boldsymbol{\theta}^{(t)} = \boldsymbol{\theta}_{fail} \\ \textit{step-cost} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7.7}$$

goal-reward はゴールへ到達したことの肯定的評価を表す正の実数，*step-cost* は一回の遷移コストの否定的評価を表す負の実数である．$|\textit{goal-reward}| \gg |\textit{step-cost}|$ であるものとする．式 7.7 は，マニピュレーションの目的達成を意味するゴール状態へ到達したとき大きな報酬が得られ，マニピュレーション失敗の状態へ到達したとき無限大の罰が与えられることを表す．また，毎ステップ小さな罰が与えられる．報酬は内部で次時刻のコンフィギュレーションを求める必要があるため，モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ に依存する．

モデルパラメータの扱い　状態遷移確率，計測確率，報酬を定義したが，これらはモデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}$ に依存する．一般的な確率ロボティクスの枠組みでは，これらのモデルパラメータを既知とするか，未知のモデルパラメータはコンフィギュレーションに含めて扱う．本研究が対象とするマニピュレーションでは，モデルパラメータは物体の形状や質量特性，摩擦特性に対応しこれらが全て既知であるという前提は現実的ではない．また，一般にマニピュレーション中にモデルパラメータは不変であるのに対しコンフィギュレーションは時々刻々と変化する点，コンフィギュレーションは直接的な計測が比較的容易であるのに対しモデルパラメータは一意に同定できない場合が多い点などのようにコンフィギュレーションとモデルパラメータは異なる性質をもつ．そこで，本研究の試行獲得型マニピュレーションの枠組みでは，モデルパラメータは未知であるもののコンフィギュレーションには含まれないものとして扱うこととする．

初期状態　初期状態としては，コンフィギュレーションの初期値 $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$ とモデルパラメータの確率分布の初期値 $P_0(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ が与えられるものとする．

意思決定問題　確率ロボティクスにおける意思決定問題は，状態遷移確率，計測確率，報酬が与えられたもとで，以下で定義される累積報酬の期待値 R_π を最大にする最適方策 π^* を求めることとして定義される．方策 π は次式のように表される．

$$\boldsymbol{u}^{(t+1)} = \pi(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, \boldsymbol{z}^{(1:t)}) \tag{7.8}$$

式 7.8 は，現在のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$ と現在までのセンサ情報 $z^{(1:t)}$ から方策 π により次の動作 $\boldsymbol{u}^{(t+1)}$ が決定されることを意味する．また，累積報酬の期待値 $R_\pi(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, z^{(1:t)})$ は次式のように表される．

$$R_\pi(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, z^{(1:t)}) = E_{P(\boldsymbol{\kappa},\boldsymbol{\phi}\,|\,z^{(1:t)})}\left[\sum_{\tau=1}^{\infty}\gamma^\tau r^{(t+\tau)}\,\middle|\,\boldsymbol{u}^{(t+\tau+1)} = \pi(\boldsymbol{\theta}^{(t+\tau)}, z^{(1:t+\tau)})\right] \tag{7.9}$$

式 7.9 は，累積報酬の期待値が，現在のコンフィギュレーションが $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$，現在までのセンサ情報が $z^{(1:t)}$ であるときに，方策 π に従って動作を決定したときの報酬の和のモデルパラメータ確率分布 $P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}\,|\,z^{(1:t)})$ のもとでの期待値として定義されることを意味する．γ は割引率と呼ばれる 0 から 1 の間の定数である．確率ロボティクスにおける意思決定問題において求めるべき最適方策 π^* は次式で定義される．

$$\pi^*(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, z^{(1:t)}) = \underset{\pi}{\operatorname{argmax}}\, R_\pi(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, z^{(1:t)}) \tag{7.10}$$

確率ロボティクスの枠組みにおける試行獲得型マニピュレーションの解法の位置づけ

確率ロボティクスの枠組みで状態遷移のマルコフ性を前提として動作や計測の不確かさを考慮しつつ意思決定を行う問題は，partially observable Markov decision process (POMDP) と呼ばれる [302]．未知のモデルパラメータをコンフィギュレーションに含めた場合，式 7.10 は状態を直接観測できないような意思決定問題と見なされ，これは POMDP の問題に属する．価値反復による動的計画法は POMDP の最適解を得る一般的な解法であるが [242]，マニピュレーションにおいてはコンフィギュレーションが高次元の連続値をとることから計算量が課題となり現実的な問題への適用が難しい．

本研究で提案したマニピュレーションにおける計画と推定を逐次並列的に実行し統合する手法は，式 7.3 , 式 7.5 , 式 7.6 , 式 7.7 の状態遷移確率，計測確率，報酬から構成される試行獲得型マニピュレーションの意思決定問題に対して準最適解を与える近似的な手法であると言える．試行獲得型マニピュレーションにおける意思決定の難しさのひとつに，最適方策 π^* において，式 7.10 の最適化目的関数である期待累積報酬 (式 7.9) が将来の動作 $\boldsymbol{u}^{(t+\tau+1)}$ を決定する方策 π とセンサ情報から決定されるモデルパラメータの確率分布 $P(\boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}\,|\,z^{(1:t)})$ を再帰的に含んだ形式をしている点が挙げられる．これは，ロボットが動作を実行することで得られたセンサ情報からモデルパラメータが一部明らかになり，それによって期待される報酬

が決定されるとともに次にとるべき動作に影響を与えることが繰り返される点と言い換えることができる．

本研究では，動作を決定する計画フェーズとセンサ情報からモデルパラメータを明らかにする推定フェーズを分割し，計画フェーズではモデルパラメータの確率分布を固定してコンフィギュレーション列の探索に徹し，推定フェーズでは与えられたコンフィギュレーション列を実行してモデルパラメータの確率分布の更新に徹することで，現実的な計算量で許容できる次善の意思決定方策がとられている．計画フェーズでは，式 4.21 で操作実現確率が閾値より小さい動作を除去することでマニピュレーション失敗状態 $\boldsymbol{\theta}_{fail}$ に陥り式 7.7 の無限大の罰を与えられることを回避しつつ，式 7.1 のヒューリスティックな評価値に従ってゴールへの到達や新規情報の取得に寄与する動作を優先的に選択するグラフ探索が実行されている．この計画法は，動的計画法で得られる価値関数をヒューリスティックに与えているものと見なすことができる [305]．推定フェーズでは，式 5.11 で式 7.6 の二次計画問題を解くことでモデルパラメータの尤度を導出し逐次ベイズ推定によって確率分布を更新している．

POMDP では複雑な意思決定問題の一般的な解法が与えられる反面，計算量がしばしば問題となる [305]．ロボットが実世界でマニピュレーションを実現するためには，体系化された理論のもとで一般性の証明された手法を確立することに加えて，実際にそれを具現化して実用できるかが極めて重要である．本研究における試行獲得型マニピュレーションの解法は，モデルパラメータの未知性などの必要な課題に対処しつつ現実的なマニピュレーションタスクに適用可能なように計算コストが抑えられており，このようなバランスの良いヒューリスティックな解法を見出した点に本研究の意義があるものと考える．

7.3 物理的整合性推論に基づくマニピュレーション行動試行獲得実験

7.3.1 試行獲得型マニピュレーションシステムの構築

物理的整合性推論に基づく計画と推定に物体姿勢の認識やリアルタイム制御を統合することで図 3.16 の試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，実世界における多様なマニピュレーションタスクに適用した．実験対象とするタスクでは複数ロボット・対人協調，教示，道具利用等の多様なマニピュレーションスキルを伴うため，従来の研究では個別に扱われることが多かった．本研究では，物理的整合性推論によってロボットがマニピュレーションにおける物理的意味を理解し判断することで，これらの多様なマニピュレーションスキル

を統一的に扱うことが可能になる．

本研究では，計画，推定，認識，制御等の機能を統合するのに Robot Operating System (ROS) [306] を用いる．ROS はオープンソースのロボット関連ソフトウェア群であり，通信ライブラリや座標変換，同期，可視化等の機能を提供するツールから構成される [307]．また，リアルタイム制御では，ROS と同様のロボットソフトウェアプラットフォームである OpenRTM [308] を用いる．物体操作計画，物体力学特性推定，ロボット全身姿勢生成等の処理はオブジェクト指向，幾何モデラ等の機能を有する Lisp 拡張言語 EusLisp [309] によって実装する．ロボットのソフトウェアシステム全体の構成については付録の A.2 節で説明する．また，実験で使用するロボットのハードウェア構成については A.3 節で説明する．

7.3.2 等身大ヒューマノイドによる大型家具運搬実験

等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS[172] が計画と推定を並列して行いながら大型の棚 (0.36 m × 0.60 m × 1.85 m, 20 kg) を運搬する実験を行った．本実験では，底面にキャスタが付いておらず床面との間の摩擦係数が大きい棚と底面にキャスタが付いており床面との間の摩擦係数が小さい棚の二種類を対象とする．運搬の目標位置は 1 m 前方とする．物体の力学特性を未知として扱い，質量は 0 kg から 30 kg，重心位置は物体中心におかれた座標系で各成分が-0.5 m から 0.5 m，並進，回転摩擦係数は 0.0 から 1.0 までの範囲を推定対象とした．物体力学特性の推定にはパーティクルフィルタを用い，パーティクルの数は 20 とした．逐次計画のノード展開回数の上限は 500 とした．また，4.2 節の物体操作計画において物体姿勢が満たすべきヒューリスティックな条件として，棚が大きく傾く危険な操作が生成されないように物体が地面に水平な軸周りに 15 deg 以上回転しないこと，転がし操作ではなくピボット操作が生成されるように鉛直軸周りに 10 deg 以上回転しないことを指定した．把持位置の候補としては，棚の側面縁部の把持可能な複数の点を手動で決定し与えた．以降で説明する実験においても，物体姿勢の満たすべき条件や把持位置の候補が同様のヒューリスティクスに基づいて与えられている．

図 7.3 (A),(B) にそれぞれキャスタのない棚とキャスタの付いた棚のマニピュレーションの様子を示す．まず，物体力学特性の確率分布として一様分布を想定し物体操作計画を行ったところ，どちらの特性の棚についても，物体を両手で前方に押すような操作が計画された．ロボットがこの動作を実行したところ，キャスタなしの棚では，物体が床面上を滑らずに前方に傾いた (図 7.3 (A1))．物体が傾いたときのセンサ情報に基づいて物体力学特性の推定を

(A1) (A2) (A3) (A4) (A5)

(A) キャスタなしの棚のピボット操作によるマニピュレーション

(B1) (B2) (B3) (B4) (B5)

(B) キャスタ付きの棚の押し操作によるマニピュレーション

図 7.3: 等身大ヒューマノイドによる大型家具運搬実験
物体操作計画と物体力学特性推定により，ロボットが力学特性未知の物体のマニピュレーションを実現する．
(A) 底面にキャスタが付いておらず床面との間の摩擦係数が大きい棚を運搬する．押し操作を適用して物体が傾いたことから，摩擦係数が大きいと推定された．推定結果からピボット操作が計画され，これにより運搬が実現された．
(B) 底面にキャスタが付いており床面との間の摩擦係数が小さい棚を運搬する．押し操作を適用して物体が計画通り並進運動したことから，摩擦係数が小さいと推定された．推定結果に基づいて押し操作が計画され続け，これにより運搬が実現された．
(A4),(A5),(B4),(B5) の物体力学特性の確率分布を表すグラフでは推定範囲が灰色で表されている．物体中心におかれた座標系での重心位置の各成分 $\bar{p}_{gx}, \bar{p}_{gy}, \bar{p}_{gz}$ の推定範囲は-0.5 m から 0.5 m，並進，回転摩擦係数 μ_T, μ_R の推定範囲は 0.0 から 1.0 までとした．

更新したところ，物体の摩擦係数が大きいと推定された (図 7.3 (A4),(A5))．この推定結果に基づいて再度物体操作を計画したところ，物体を左右に傾けて回転させるピボット操作が計画された．ロボットはこれを実行し計画通りの物体運動が実現された (図 7.3 (A2))．続けて計画と推定を繰り返し，ピボット操作により物体が目的位置へと運搬された (図 7.3 (A3))．キャスタ付きの棚では，最初に計画された押し操作をロボットが実行したところ，物体は計画通り前方へと並進運動した (図 7.3 (B1))．その結果物体の摩擦係数は小さいと推定され (図 7.3 (B4),(B5))，計画と推定を繰り返すことで押し操作により物体が目的位置へと運搬された (図 7.3 (B2),(B3))．物体操作の計画は 10 sec 程度，物体力学特性の推定は 4 Hz 程度で行われた．実験により，力学特性が未知の物体に対してロボットが試行錯誤しながら運搬を実現できることが示された．

7.3.3 マニピュレーションの教示学習実験

推定と計画を統合することで，人間がロボットの前でマニピュレーションを実演して見せて学習させ，ロボットが学習した記憶に基づいて適切なマニピュレーションを実行する教示学習実験を行った．人間が物体を操作している様子をロボットが視覚センサで観測して対象物の力学特性を推定し，推定結果に基づいて物体操作を計画，実行する．キャスタ付き机とゴミ箱の二種類をマニピュレーションの対象とし，図 7.4 ，図 7.5 にそれぞれの実験の様子を示す．

まず，人間がキャスタ付きの机を押して動かす様子をロボットに観察させた (図 7.4 (A1),(A2))．ロボットは視覚情報から人間の手先位置と物体姿勢を認識した (図 7.4 (C))．人間の手先から物体へ加えることのできる力・モーメントの上限を定めることで，ロボットは物体の運動に基づいて物体力学特性を推定する．人間による押し操作の実演によって，キャスタ付き机は並進摩擦係数が小さいと推定された (図 7.4 (A3),(A4))．この推定結果に基づいてキャスタ付き机を目標位置まで運搬する物体操作を計画したところ，両手で把持して床面上を滑らせる押し操作が計画された (図 7.4 (B3),(B4))．ロボットはこれを実行し，計画通りに物体の運搬が実現された (図 7.4 (B1),(B2))．

同様に，人間がゴミ箱を持ち上げて動かす様子をロボットに観察させた (図 7.5 (A1),(A2))．ロボットは先ほどと同様に視覚情報から物体の力学特性を推定し，物体の質量が小さいと推定した (図 7.5 (A3),(A4))．この推定結果に基づいてゴミ箱を目標位置まで運搬する物体操作を計画したところ，両手での持ち上げ操作が計画された (図 7.5 (B3),(B4))．ロボットはこれ

を実行し，物体の運搬が実現された (図 7.5 (B1),(B2)).

本実験では，物体の質量と並進摩擦係数のみを未知として，質量は 2.0 kg から 20.0 kg，摩擦係数は 0.01 から 0.4 までを推定範囲とした．人間の手先による接触については，発揮できる最大の力・モーメントを 25 N，5 Nm として，物体力学特性推定では接触力を直接計測できない環境との接触 $\boldsymbol{C}_{OE}$ として扱った．推定には 10 個のパーティクルからなるパーティクルフィルタを適用し，推定は 2 Hz 程度，計画は 30 sec 程度で行われた．人間の手先位置の認識には OpenPose [310] を使用し，物体姿勢のトラッキングには 6.2 節の手法を用いた．本実験の教示学習では，物体の運動軌道を直接覚えるのではなく力学特性に変換してから記憶することで，教示時とは異なる目標位置への運搬行動の計画が可能となっている．

7.3.4 推定計画写像に基づく物体操作戦略選択実験

本章では，推定，計画，実行からなるループによって試行錯誤による適応的なマニピュレーション行動を実現するシステムを構築し多様なタスクに適用している．本項では，推定，計画の結果を代表的なものに集約することでこれを簡略化し，推定，計画，実行を直列に繋げ適切な操作戦略を選択するシステムを示す．図 7.6 に操作戦略選択システムの処理手順を示す．まず，ロボットは持ち上げ試行操作と押し試行操作を実行しその結果生じる物体運動を観測する．この物体運動に応じて，持ち上げ試行で持ち上がったら両手把持操作，押し試行で滑ったら押し操作，押し試行で傾いたらピボット操作を選択する．これは一見すると単純な条件分岐のようであるが，物体運動から物体力学特性を推定し，物体力学特性から物体操作を計画する処理において，推定と計画の入出力が代表的な値で離散化されていると見なすことができる．つまり，推定では，持ち上がった物体は質量が小さい，滑った物体は摩擦が小さい，傾いた物体は摩擦が大きいと判定され，計画では，質量の小さい物体には両手把持操作，摩擦の小さい物体には押し操作，摩擦の大きい物体にはピボット操作が出力されている．これらの推定，計画は，制約の明示的な考慮に基づく統計的計算や実現性判定を伴わないため，それぞれ物体運動から物体力学特性，物体力学特性から操作戦略への単なる写像を定義していると考えることもできる．このように推定と計画をひとまとめにして写像のように扱ったものをここでは推定計画写像と呼ぶ.

図 7.7 に推定計画写像に基づいてロボットが物体操作戦略を選択する実験の様子を示す．ロボットは多様な物体に持ち上げ試行操作と押し試行操作を適用し，そのときの物体運動に応じて両手把持操作，押し操作，ピボット操作から適切な操作戦略を選択し物体の運搬を実

(A1) (A2) (A3) (A4)

(A) キャスタ付きの机のマニピュレーションの教示

(B1) (B2) (B3) (B4)

(B) キャスタ付きの机のマニピュレーションの実行

(C1) RGB 画像 (C2) 深度画像 (C3) エッジ画像 (C4) 人間姿勢認識画像 (C5) 認識結果

(C) マニピュレーションの教示における認識処理の過程

図 7.4: キャスタ付きの机のマニピュレーションの教示学習実験

物理的整合性推論に基づく計画法と推定法によってマニピュレーションの教示学習を実現する．

(A) (A1),(A2) のように人間が机を押して動かす様子をロボットに観察させたところ，視覚センサ情報から (A3),(A4) のように物体の摩擦係数 μ_T が小さいという推定結果が得られた．(A1) はロボットの観測している三次元点群を表す．赤色と緑色の球状のマーカが手先位置，赤色の物体形状モデルが物体姿勢の認識結果を表す．

(B) 推定された物体力学特性のもとで，物体を目標位置まで運搬する操作を計画したところ，(B3),(B4) に示す押し操作が計画された．赤色のマーカはロボットの把持位置，ピンク色の矢印はロボットが物体から受ける接触力，緑色の矢印は物体が滑る向き，青色の線は物体・床面間の接触領域を表す．これをロボットが実行して (B1),(B2) のように運搬が実現された．

(C) ロボットの視覚センサ情報から人間の手先位置と物体姿勢を認識する様子を示す．(C1),(C2) は RGB-D カメラから得られる画像である．(C3) のエッジ画像に基づいて物体姿勢が認識され，(C4) の人間姿勢認識に基づいて手先位置が認識される．(C5) は認識結果の手先位置と物体姿勢を表している．赤色と緑色のマーカは左右の手先位置を表し，青色の線は物体・床面間の接触領域を表す．

(A1) (A2) (A3) (A4)

(A) ゴミ箱のマニピュレーションの教示

(B1) (B2) (B3) (B4)

(B) ゴミ箱のマニピュレーションの実行

図 7.5: ゴミ箱のマニピュレーションの教示学習実験
(A) (A1),(A2) のように人間がゴミ箱を持ち上げて動かす様子をロボットに観察させたところ，視覚センサ情報から (A3),(A4) のように物体の質量 m が小さいという推定結果が得られた．
(B) 推定された物体力学特性のもとで，物体を目標位置まで運搬する操作を計画したところ，(B3),(B4) に示す持ち上げ操作が計画された．これをロボットが実行して (B1),(B2) のように運搬が実現された．
(A1),(B3),(B4) のマーカ等の意味は図 7.4 の説明文を参照のこと．

図 7.6: 操作戦略選択システムの処理手順
持ち上げ試行操作と押し試行操作で生じた物体運動に基づいて，物体力学特性が推定され物体操作が計画される．推定と計画の入出力を代表的な値に集約することで，試行操作の結果から直接的に物体操作戦略を選択することができる．

(A) ゴミ箱 (B) 小型段ボール箱 (C) 引き出し (D) 椅子
(E) 引き出し (F) 大型段ボール箱 (G) 脚立 (H) PC ケース

図 7.7: 推定計画写像に基づく物体操作戦略選択実験 [260]
ロボットが多様な物体に持ち上げ試行操作と押し試行操作を適用し物体操作戦略を決定している．(A) から (C) は持ち上げ試行の様子を表し，(A) と (B) では物体が持ち上がったことから両手把持操作が選択された．(D) から (H) は押し試行の様子を表し，(D) と (E) では物体が滑ったことから押し操作，(F),(G),(H) では物体が傾いたことからピボット操作が選択された．物体の特性に応じて適切な操作戦略が選択されており，ロボットはこれらの操作戦略によって物体運搬を実現した．

現した．本手法は，単純な処理手順で実現されるため実装が容易で計算コストが小さい利点がある反面，簡略化によってマニピュレーションの物理的意味理解に関する能力の大部分が失われている．そのため，対象とするマニピュレーションタスクが単純な場合には適用できるが，本節の他の項で示すような高度なマニピュレーションスキルを伴うタスクを実現することは難しい．推定と計画の簡略化により物体操作戦略選択システムが構築されたことから，条件分岐によって動作を決定するシステムを一般化し汎用性を向上させたものが，本研究で提案する物理的整合性推論に基づくマニピュレーションシステムであることが明らかになった．

7.3.5 関節を有する多リンク物体のマニピュレーション実験

関節を有する多リンクの物体のマニピュレーションにおいては，物体の関節の可動域やトルク上限の制約が満たされる必要がある．物理的整合性推論によってこれらの制約を考慮したマニピュレーションが実現されることを示すために，モバイルマニピュレータロボット PR2[229] が折りたたみ式の脚立（高さ約 1.6 m，幅約 0.6 m）を操作する実験を行った．この脚立は中央上部の回転関節を通して 2 つのリンクが繋がれた構造をしている．本実験では，2 つの異なる初期状態から脚立を広げる操作を計画し実行した．物体操作計画のゴール状態の条件は，物体・ロボット間の接触がなく，脚立の関節が最大に開いた角度であることとする．物体が地面に支えられていることは明示的に条件として与えないが，ロボットによる接触がない状態で物体が力のつりあいを満たすために，計画によって自動的に物体が地面に置かれた状態が導かれる．各リンクの力学特性は既知であるものとし，物体の回転関節では回転軸周りにトルクを発揮できないものとする．3.4.4 項の説明に沿って複数物体のマニピュレーション制約を拡張することで，回転関節に関する力学制約を考慮する．

図 7.8 (A) に，ロボットが脚立を人間から手渡された場合のマニピュレーションの様子を示す．ロボットは脚立の両方のリンクをそれぞれ左右の手で把持し脚立の関節を広げ地面に置くことで目的のマニピュレーションを実現した．一方，図 7.8 (B) に，脚立が環境に立てかけられていた場合のロボットによるマニピュレーションの様子を示す．環境との干渉により脚立の一方のリンクを把持することは困難であり，ロボットはもう一方のリンクを両手で把持して脚立を広げた．この際，ロボットに把持されていないリンクは地面と接触しており，地面からの接触力によって各リンクが力学制約を満たすことを理解した上でロボットはマニピュレーションを実行している．このように関節を有する多リンク物体では単一剛体に比べ

てマニピュレーションの自由度が広がるが，提案する計画法によって状況に応じて適切な動作が計画されていることが分かる．

(A) 人間から手渡された脚立を広げる操作

(B) 環境に立てかけられた脚立を広げる操作

図 7.8: 関節を有する多リンク物体のマニピュレーション実験
回転関節で繋がれた 2 リンクからなる脚立のマニピュレーションを計画し実行する．脚立の回転関節では回転軸周りにトルクを発揮できないものとし，関節トルク上限制約を考慮しながらマニピュレーションを計画した．物体形状モデルの図は計画された物体操作の様子を表す．赤色のマーカはロボットによる把持位置，緑色のマーカは回転関節，ピンク色の矢印は接触力，青色の線は地面との接触領域を表す．
(A) ロボットが脚立を人間から受け取り，左右それぞれの手で各リンクを把持して動かすことで脚立を広げた．
(B) ロボットが環境に立てかけられた脚立の一方のリンクを両手で把持して動かすことで脚立を広げた．

7.3.6 人間との協調作業によるマニピュレーション実験

物理的整合性推論に基づく計画法を人間との協調作業によるマニピュレーションに適用する実験を行った．人間やロボットが一人/一台で運べない大型物体を協力して運ぶような場合に自律的に対応するためには，ロボットは，一人/一台では運べない理由，人間と協力すれば運べる理由を理解する必要がある．これには物体が力学制約を満たすかという物理的理

解が関連しており，本研究で述べた物理的整合性推論が有効である．

図 7.9 に人間とロボットが協調して大型の板（1.8 m × 0.9 m）を運搬する実験の様子を示す．物体の重心位置を未知として，その確率分布として物体中央から 250 mm 四方の範囲の一様分布を想定する．4.2 節の物体操作計画法で操作実現確率 P_{feasible} が 1 であるような持ち上げ操作を計画した．等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS 一台による両手把持のみでは計画によって実現可能な操作が見つからなかった．ロボットは計画を逐次的に実行し続けながら物体周辺を観察した．人間が物体の一部を把持すると，ロボットは視覚センサ情報から把持位置を認識した．認識された人間による把持を前提とすることで実現可能な持ち上げ操作が計画され，ロボットはこれを実行し人間との協調マニピュレーションを実現した．図 7.9 (A),(B) に示すように，操作計画で物体の力学制約を考慮することで，ロボットが人間の向かい側を掴むような動作が自動的に計画されている．計画に要した時間は約 0.5 sec であった．人間による把持位置と物体姿勢は，ロボットの視覚センサ情報からそれぞれ OpenPose [310]，6.2 節の手法で認識されている．

7.3.7 物体間相互作用を考慮した道具利用による大型家具運搬実験

物理的整合性推論に基づく複数物体マニピュレーション計画を，道具利用を伴う大型家具運搬タスクに適用する実験を行った．摩擦の大きな物体を押して運ぶことは難しいが摩擦の小さな物体を床との間に挟むことで押して運べるようになるというような物体間で生じる物理的相互作用が物理的整合性推論によって考慮され，複数の物体を組み合わせる物体操作の計画が可能になる．

図 7.10 に，HRP2-JSKNTS と PR2 が摩擦係数の大きい棚の下に摩擦係数の小さいダンボールのシートを敷いて棚を運搬する実験の様子を示す．4.2 節の計画法において，棚とシートの位置姿勢と接触を合わせて物体操作状態とし，棚とシートの操作を同時に計画する．シートを使わない場合でも，棚を傾けたり回転させたりするピボット操作が可能である．しかし，シートに載せて引きずることで少ない操作回数で目標位置への運搬が実現されることから，棚をピボット操作でシートに載せた後にシートを引っ張って運搬する操作が計画された．PR2 が棚の後ろ側にシートを配置し，HRP2-JSKNTS が棚をピボット操作でシートの上に載せてから，PR2 がシートを引っ張ることで棚が運搬された (図 7.10 (A1)-(A6))．棚単体では引きずれないが棚をシートに載せた場合に引きずることが可能になる理由としては，摩擦が小さくなることに加えて接触力を作用させる位置が低くなり物体の転倒に寄与するモー

(A) 人間が板の短辺を把持した場合

(B) 人間が板の長辺を把持した場合

図 7.9: 人間との協調作業によるマニピュレーション実験
物理的整合性推論に基づく計画法によってロボットが人間と協調して大型の板を運搬する．ロボットによる両手把持のみでは実現可能な物体持ち上げ操作は計画されなかった．人間が物体を把持したことをロボットが視覚センサから認識し，それを前提とすることで実現可能な操作が計画され，人間との協調マニピュレーションが実現された．物体操作計画では物体の力学制約が満たされるかが考慮されており，(A),(B) のように人間が物体を把持する場所を変えると，それに応じてロボットによる適切な把持位置が計画される．(A),(B) の右図は，ロボットの視覚センサで計測された三次元点群を表す．赤色の物体形状モデルは認識された物体姿勢を表す．緑色のマーカは認識された人間の把持位置，赤色のマーカは人間による把持を前提として計画されたロボットの把持位置を表す．

メントが低減されることが挙げられる．棚とシートを合わせた物理的整合性推論によって，これらの操作の実現可能性が自動的に導出される (図 7.10 (B1)-(B4)).

7.3.8 試行獲得型マニピュレーションによる自律協調運搬タスクの統合実現

試行獲得型マニピュレーションシステムによって等身大ヒューマノイド HRP2-JSKNTS が一連の自律協調運搬タスクを実現する実験を示す．本実験では，キャスタ付き机と 2 個のプラスチック箱の運搬を人間がロボットに依頼し，必要に応じて人間が教示や補助をしながらロボットが運搬作業を遂行するというシナリオの自律協調運搬タスクが扱われており，タスクの完遂に必要となる試行結果に応じた操作戦略の修正，マニピュレーションの教示学習，人間との協調運搬作業などの高度なマニピュレーションスキルが試行獲得型マニピュレーションにより実現されている．

図 7.11 に実験全体の様子，図 7.12 , 図 7.13 , 図 7.14 に実験中のマニピュレーションにおける物体操作計画と物体力学特性推定の様子を示す．まず，人間がロボットにキャスタの付いた机を滑らせて運動させる様子を観察させ，ロボットはキャスタ付き机の力学特性を推定し，摩擦係数が小さいことを学習した (図 7.11 (A1), 図 7.12 (A))．次に，ロボットはプラスチック箱 (0.1 kg) の操作を計画し，左右の側面を挟んで把持することで持ち上げキャスタ付き机の上に運搬した (図 7.11 (A2), 図 7.12 (B))．次に，ロボットはもうひとつのプラスチック箱 (3.5 kg) についても，同様に左右の側面を挟んで持ち上げる操作を試みた．しかし，このプラスチック箱は，物品が入れられており質量が大きく側面の摩擦係数も小さいことから，持ち上げ操作に失敗した．ロボットは計画された物体姿勢と視覚情報から認識された現実の物体姿勢の誤差が大きいことから操作が失敗したことを検知し，物体力学特性推定によってプラスチック箱の力学特性の確率分布を更新した (図 7.12 (C))．質量が大きいと更新された力学特性の確率分布のもとで再びプラスチック箱の操作を計画したところ，箱を滑らせて机の縁へ移動させ底面を支えて抱え上げる動作が計画され，この操作を実行することで 2 つ目のプラスチックの箱をひとつ目のプラスチック箱の上へ運搬した (図 7.11 (A3), 図 7.13 (A))．その後，2 つのプラスチック箱を揃えて重ねるための操作を計画し，上下のプラスチック箱の左右の向かい合う側面をそれぞれの手で支えながら滑らせる動作が計画され実行された (図 7.11 (A4), 図 7.13 (B))．次に，ロボットはプラスチック箱が 2 つ載せられたキャスタ付き机の運搬動作を計画した．机と床面の間の摩擦係数が小さいことが最初の教示学習で獲得されており，ロボットはこれに基づき計画された押し操作によって移動机を

(A1) (A2) (A3)

(A4) (A5) (A6)

(A) ロボットによるマニピュレーション行動実行の様子

(B1) (B2) (B3) (B4)

(B) 物体操作計画の結果

図 7.10: 道具利用による大型家具運搬実験
摩擦の小さいダンボールのシートを利用して摩擦の大きい棚を運搬する物体操作を計画する．複数物体のマニピュレーションにおける物理的整合性推論によって，物体間の物理的相互作用を考慮して複数の物体を組み合わせる操作の計画が可能になる．
(A) ロボットが棚をシートの上に載せてから引きずって運ぶような操作が計画され実行された．
(B) 計画された物体操作の様子を示す．これらの物体操作は物理的整合性推論により力学制約を満たすことが確認されている．図中の赤色のマーカはロボットの把持位置，ピンク色の矢印は接触力，青色の線は接触領域を表す．緑色の矢印は回転運動における回転軸，滑り運動における滑り方向を表す．(B4) では棚とシートの間の物理的作用まで考慮して引きずる操作が可能であると判定されている．

運搬した．(図 7.11 (A5), 図 7.13 (C))．その後，机が地面に置かれたケーブルに引っかかり押し操作が続行できなくなったことを，接触力制御における手先位置誤差から検知し，ロボットは机の力学特性の確率分布を更新して，質量や摩擦係数が大きくなったと推定した (図 7.11 (A6), 図 7.14 (A))．ロボットは，この推定結果のもとで再び机の操作を計画し，机を持ち上げる操作が計画されたが，実行したところ机が傾き，計画された操作を実現することができなかった (図 7.11 (A7), 図 7.14 (C))．ロボットは，再び机の力学特性の確率分布を更新して，質量や摩擦係数がさらに大きいと推定し (図 7.14 (B))，この推定結果のもとでは実現可能な操作が計画されなかったことから，ロボット単独では机の運搬が実行できないと判断した．机の向かい側に外部からの補助による把持を追加することで持ち上げ操作による運搬が可能であると計画されたため (図 7.14 (D))，ロボットは視界に入った人間に向かい側を把持することを音声を通じて依頼して，人間と協調して持ち上げ操作による運搬を実行し (図 7.11 (A8))，一連の運搬タスクが完遂された (図 7.11 (A9))．

本実験で実現された自律協調運搬タスクでは，試行獲得型マニピュレーションの枠組みによってマニピュレーションにおける以下の重要な課題が解決されている．

- 等身大ヒューマノイドによる大型重量物の運搬行動実現.
- 同一形状物体に対する力学特性に応じた操作行動の試行獲得.
- 物体特性の経時変化に応じた操作行動の適応修正.
- 物体間の相互作用を考慮した複数物体操作.
- 人間の行動観察によるマニピュレーションの教示学習.
- 人間による補助を考慮した対人協調運搬行動.

本実験により，日常の幅広い分野でロボットが活動する際に求められる高度なマニピュレーションタスクの現実的な一例が実現可能であることが実証され，提案された物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションの実環境における有用性が示されたと考えられる．

(A1) t = 30 sec　(A2) t = 180 sec　(A3) t = 360 sec

(A4) t =440 sec　(A5) t = 480 sec　(A6) t = 510 sec

(A7) t = 520 sec　(A8) t = 540 sec　(A9) t = 600 sec

(A) 自律協調運搬タスク実験の様子

タスク内容と本図との対応	机の操作教示 (A1)	持ち上げ操作による箱(軽)の運搬 (A2)	持ち上げ操作による箱(重)の運搬 (A3)(A4)	押し操作による机･箱の運搬 (A5)(A6)	持ち上げ操作による机･箱の運搬 (A7)(A8)(A9)	
図7.12から7.14との対応	図12 (A)	図12 (B)	図12 (C) 図13 (A) 図13 (B)	図13 (C) 図14 (A)	図14 (B) 図14 (C) 図14 (D)	時刻

(B) 自律協調運搬タスク実験の流れ

図 7.11: 試行獲得型マニピュレーションによる自律協調運搬タスクの統合実現 (1)
キャスタ付き机と 2 個のプラスチック箱の運搬を人間がロボットに依頼し，必要に応じて人間が教示や補助をしながらロボットが運搬作業を遂行した．図 7.12 , 図 7.13 , 図 7.14 に実験中のマニピュレーションにおける物体操作計画と物体力学特性推定の様子を示す.

(A1) 人間姿勢認識　(A2) 物体姿勢認識　(A3) 推定更新前　(A4) 推定更新後

(A) 教示学習によるキャスタ付き机の力学特性推定

(B1)　(B2)　(B3)　(B4)

(B) 軽量プラスチック箱の操作計画・実行

(C1)　(C2)　(C3)　(C4)

(C5) 推定更新前　(C6) 推定更新後

(C) 重量プラスチック箱の操作計画・実行と力学特性推定

図 7.12: 試行獲得型マニピュレーションによる自律協調運搬タスクの統合実現 (2)
(A) 人間による操作教示からロボットはキャスタ付き机の摩擦係数が小さいことを学習した．
(B) 軽量のプラスチック箱の左右側面を挟んで持ち上げる操作が計画され (B1,B2)，実行された (B3,B4).
(C) 重量のプラスチック箱の左右側面を挟んで持ち上げる操作が計画され実行されたが (C1,C2)，手先と物体の間に意図しない滑りが生じ失敗した (C3,C4)．操作結果からプラスチック箱の力学特性の確率分布が更新され，質量が大きいと推定された (C5,C6).

(A1) (A2) (A3) (A4)

(A5) (A6) (A7)

(A) 重量プラスチック箱の操作再計画・再実行

(B1) (B2) (B3) (B4)

(B) 重ねられたプラスチック箱を揃える操作の計画・実行

(C1) (C2) (C3) (C4)

(C) キャスタ付き机の押し操作の計画・実行

図 7.13: 試行獲得型マニピュレーションによる自律協調運搬タスクの統合実現 (3)
(A) 力学特性の推定更新結果を反映させ重量のプラスチック箱の操作を再計画したところ，箱を机の縁まで滑らせて底面を支えて抱え上げる操作が計画され (A1-A4)，実行された (A5-A7).
(B) 上下に重ねられた 2 つのプラスチック箱の左右の向かい合う側面をそれぞれの手で支えながら滑らせる動作が計画され (B1,B2)，実行された (B3,B4).
(C) 図 7.12 (A) での力学特性推定結果から，キャスタ付き机を押して運ぶ操作が計画され (C1,C2)，実行された (C3,C4).

(A1) 推定更新前　(A2) 推定更新後

(A) 押し操作失敗時の
キャスタ付き机の力学特性推定

(B1) 推定更新前　(B2) 推定更新後

(B) 持ち上げ操作失敗時の
キャスタ付き机の力学特性推定

(C1)　(C2)　(C3)

(C) キャスタ付き机の持ち上げ操作の計画・実行

(D1)　(D2)　(D3)　(D4)

(D) 人間の補助を伴うキャスタ付き机の持ち上げ操作の計画・実行

図 7.14: 試行獲得型マニピュレーションによる自律協調運搬タスクの統合実現 (4)
(A) キャスタ付き机の押し操作に失敗したことから，机の質量と摩擦係数が大きいと推定された．
(B) キャスタ付き机の持ち上げ操作に失敗したことから，机の質量と摩擦係数がさらに大きいと推定された．
(C) (A) の推定更新結果を反映させ，机の持ち上げ操作が計画されたが (C1,C2)，実行したところ机が傾き失敗した (C3).
(D) (B) の推定更新結果を反映させたところ，ロボット単独での持ち上げ操作は実現できないと判定された．人間による補助を追加した操作が計画され (D1,D2)，実行された (D3,D4).

第8章

結論

8.1 本研究の総括

本研究では，ロボットのマニピュレーションにおいて，物理的整合性推論という考え方を導入し，これに基づく計画法，推定法を統合することで試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，ヒューマノイドロボットによって多様なマニピュレーションタスクを自律適応的に実現した．以下に各章の内容をまとめる．

第 1 章「序論」では，日常の幅広い分野にロボットを展開させることが求められておりそのためにロボットに物理的な常識に基づく知能を獲得させる必要があるという背景について述べた．また，本研究の目的を，マニピュレーションにおける物理的意味をロボットに理解させ，試行結果に応じて適応的な行動をとる能力を獲得させることで，実世界の幅広いマニピュレーションタスクをヒューマノイドロボットにより実現することと定めた．

第 2 章「物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーション」では，従来のロボットマニピュレーション研究を自律機能の対象タスクへの汎用性とモデルとパラメータへの適応性に従って整理した上で，本研究で提案する物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションにより汎用性と適応性が拡大されることを説明してその有用性について述べた．

第 3 章「ロボットマニピュレーションにおける物理的整合性推論」では，マニピュレーションにおけるコンフィギュレーションとモデルパラメータを定義し，接触を表す変数を導入することで，これらが満たすべき幾何制約，力学制約を定式化した．また，物理的整合性推論を，ロボットや物体のコンフィギュレーションとモデルパラメータが実現可能であるための制約を満たすか評価することと定義し，この計算法を確立した．さらに，物理的整合性推論に基づいた計画法，推定法の枠組みについて説明した．

第 4 章「操作実現性評価に基づくロボットマニピュレーション計画」では，マニピュレーションにおける計画を，初期状態から目標状態までの実現可能なコンフィギュレーションの列を探索する問題と定め，物理的整合性推論による操作実現性評価に基づく計画法を提案した．4.2 節では，実現可能な物体のコンフィギュレーションと接触の遷移を表す物体操作状態グラフの経路を探索することで物体操作を計画する手法について述べ，4.3 節では，ヒューマノイドロボットが全身の部位を物体に接触させる運搬動作を実現するために幾何干渉計算によりランダムベースに全身接触運搬姿勢を生成し大きな操作力の必要な運搬動作を安定に実行する手法について述べた．

第 5 章「物理特性の尤度評価に基づくマニピュレーションパラメータ推定」では，マニピュ

レーションにおける推定を，センサ情報からロボットや物体の幾何，力学モデルパラメータを推定する問題と定め，物理的整合性推論による物理特性の尤度評価に基づく推定法を提案した．5.2 節では，センサ情報から物体力学特性の尤度を計算し逐次ベイズ推定によってその確率分布を更新する手法について述べ，5.3 節では，視覚情報や力覚情報を時系列的に統合し物体の形状モデルを生成する手法について述べた．

第 6 章「マニピュレーション対象物体の姿勢認識と運動予測」では，マニピュレーションにおける制約やタスクの目的に深く関連する物体の運動について，その認識法と予測法を提案した．6.2 節では，ロボットが操作対象物の一部の領域のみを観測している場合に三次元点群や把持位置等のセンサ情報から物体姿勢を認識する手法について述べ，6.3 節では，深層学習ネットワークモデルによって視覚情報と操作情報から特徴を抽出し物体の運動を予測する手法について述べた．

第 7 章「操作応答の知覚によるマニピュレーション行動の試行獲得」では，計画と推定を逐次並列的に実行することで，ロボットが試行的に動作を実行したときの知覚に基づいて適切な行動を獲得する手法について述べた．さらに，計画，推定，認識，制御等の機能を統合して物理的整合性推論に基づく試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，実世界における多様なマニピュレーションタスクに適用することで，高度なマニピュレーションスキルを統一的に扱えることを示した．

8.2 本研究の成果

本研究では，物理的整合性推論という考え方を軸に，その理論構築から計画，推定，認識手法としての具現化，さらにロボットシステムへの適用までの一連のプロセスを扱った．この一連のプロセスはロボットの知能から実世界でのタスク実現までロボティクスがターゲットとする幅広い階層分野と関連しており，本研究はこれらの階層分野にわたる成果があるものと考える．以下でそれらの成果について述べる．

ロボットによるマニピュレーションの物理的意味理解

ロボットが日常の幅広い分野で自律的，適応的に行動するためには，対象の状況をできるだけ深く理解する必要がある．特に物理的操作を伴うマニピュレーションにおいては，物理的意味の理解，つまり，物理的整合性に基づいて操作の実現可能性や物体の特性の確からし

さを見積もることが重要である．本研究では，マニピュレーションにおける幾何制約，力学制約を明示的に考慮して制約誤差を最適化計算によって評価することで，物理的整合性推論の計算法を確立した．これにより，ロボットは，マニピュレーションの状況を規定するコンフィギュレーションやモデルパラメータが与えられたときにその実現可能性や尤もらしさを評価することが可能となった．ロボットに物理的な常識が付与されたとも捉えられ，ロボットによるマニピュレーションの物理的意味理解を一段深めることに寄与するものである．

操作応答の知覚による適応的なマニピュレーション行動の試行獲得

操作による応答としてロボットが得た知覚をマニピュレーション行動に反映させるために，物理的整合性推論に基づいた計画法と推定法を提案し，計画と推定を逐次並列的に実行する枠組みを示した．これにより，ロボットがセンサ情報から目標動作を導出する過程において，マニピュレーションの物理的意味理解の結果としてのモデルパラメータ記憶を更新しながら動作に反映させることが可能になった．ロボットが試行錯誤して得られた知覚に基づいて物理的な状況を把握し適切な行動を獲得することは，ロボットを日常の幅広い領域で展開させるために欠かせない能力であるが，従来の即応的なフィードバックや条件分岐による動作選択では実現が困難であった．本研究では，物理的整合性推論を通して計画と推定を統合することでこれを実現した．

幅広いマニピュレーションタスクの統一的な実現

物理的整合性推論に基づく計画，推定に認識，制御を統合することで試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，実世界の幅広いマニピュレーションタスクに適用した．複数ロボット・対人協調，教示，道具利用等のマニピュレーションスキルは従来個別に扱われていたが，物理的整合性推論によってロボットがマニピュレーションの物理的意味を理解することで，これらを統一的に扱うことが可能となった．試行獲得型マニピュレーションシステムによって，ヒューマノイドロボットが多様なマニピュレーションスキルを伴うタスクを実現する実験を示し，本研究で提案した物理的整合性推論やそれに基づいたマニピュレーションシステムの有用性を明らかにした．

8.3 本研究の結論

本研究では，マニピュレーションにおける物理的意味をロボットに理解させ，試行結果に応じて適応的な行動をとる能力を獲得させることを目的として，マニピュレーションにおけるコンフィギュレーションやモデルパラメータの物理的整合性を推論する計算法を提案し，マニピュレーションの計画，推定へ適用してその有効性を評価した．また，計画法や推定法を統合することで試行獲得型マニピュレーションシステムを構築し，高度なマニピュレーションスキルを伴う実世界での多様なタスクをヒューマノイドロボットにより実現した．以上のことから，本研究により，物理的整合性推論の計算法とこれを応用した計画法，推定法が確立され，実世界の多様なマニピュレーションタスクを自律的，適応的に実現する試行獲得型マニピュレーションシステムの構成法が明らかにされたと結論づけられる．

8.4 今後の展望

本研究の目標として掲げた物理的意味理解は実世界で活動するロボットの知能の本質とも言えるものであり，本研究でそれが完全に達成されたとは到底言い難い．例えば，あるタスクをロボットが実行するときに，どこまでが固定の環境でどこからが変化し得る物体であるか，物理法則から導くことのできない慣習的なルールをどのように獲得するか，物体はどの程度の粒度で区別するかというようなタスクの問題設定を自律的に決定することは本研究では扱っていない．そもそもロボットが達成すべき物理的意味理解のゴールの姿すら定かでないため，本研究が全体の何割までを実現したのか判断できないが，今後解決しなければならない課題が山積していることは確実である．

知能に関連する研究を見渡すと，本研究は，タスクの目的を出発点として工学的にこれを実現するアプローチをとっていると言える．さらに深く研究を発展させるためには，生物の脳を出発点として知能の実現を目指すアプローチも重要であることは間違いない．物理的意味の理解は，人間であれば生まれて数年足らずで獲得し始める能力であり，これがどのようなメカニズムで実現されているのかを探ることは重要な知見をもたらすはずである．

一方で，本研究と同様の工学的アプローチにおいても今後の発展の余地は大きい．本研究で提案した手法の精度向上や計算コスト低減といった局所的な改良事項だけでなく，柔軟変形物のモデルをどのように獲得するか，繊細な操作の感覚をどのようにロボットに伝えるか，認識や動作の不確かさをどのように扱うかといった多くの問題がロボットの活動範囲拡大の

障壁となっている．計算機の速度高速化，センサの精度向上，アクチュエータの小型化等の要素技術の進歩に後押しされてこれらの問題が解決されることが期待される．

ロボットを日常の幅広い領域に展開させ社会へ貢献させることは次世代のロボットに強く求められていることであり，ロボティクスの研究・開発で目指すべき指針のひとつである．このような目標の達成に本研究が僅かでも活きることを願いつつ今後もその発展に努めたい．

謝辞

本論文は筆者が東京大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻博士課程在学中に，情報システム工学研究室（JSK）において岡田慧准教授のご指導のもとで執筆した博士論文です.

稲葉雅幸教授には，学部 4 年の研究室配属から現在までの 6 年間，研究テーマの選択，研究の進め方，実験の構想など本研究の全般にわたってご指導いただきました．先生の壮大ながら綿密なご指摘によって研究方針が定まり筆者の研究生活を有意義なものにしていただきました．また，研究に取り組む姿勢や研究者としてのあり方など将来にわたって身に沁みる教えを多く頂けたこと深く感謝しております.

岡田慧准教授には，指導教員として研究の心構えから論文のまとめ方まで本研究を進めるにあたって幅広いご指導を頂きました．博士論文を最後まで書き上げることができたのは先生のお力添えの賜物と感謝しております．また，本研究が対象とするロボットの高次機能実現にはプログラミングが大きな比重を占めており，先生にはソフトウェア開発のあるべき姿について多くのご指導をいただきました.

下山勲教授，中村仁彦教授，國吉康夫教授には，本論文の審査においてご多忙の中，貴重な時間を割いていただきました．本論文をまとめる上で示唆に富むご指摘をいただけたことに感謝致します.

垣内洋平特任講師と野沢峻一特任講師には，卒論配属時から筆者がロボットのシステムを勉強し理解する上で，細部にわたって多くの質問をさせていただきました．また，国際学会や DARPA Robotics Challenge など研究室外での活動においても先生方を頼りにさせていただき大変お世話になりました．特に野沢先生には，HRP-2 のソフトウェア・ハードウェアに関する質問から論文や発表資料の添削まで，研究を進める上で必要となるあらゆることについて親身に相談にのっていただきました．学部 4 年の頃の研究に関して右も左も分からない筆者を気遣っていただき研究の進め方を習得できたことを思い返すと感謝の念に堪えません.

卒業生，現役生を問わず JSK の皆様にも感謝致します．ロボットが好きで研究に前向きに取り組む皆様の姿勢を見ていると大変元気づけられ，筆者のロボット研究に対するモチベーションを保ち続けることができました．紙面の都合で個別にお名前を挙げることはできませんが，HRP-2 を使い共に実験やメンテナンス，デモ対応をされた方々，頻繁にお話させていただいた二号館 73B2 号室の方々，日々の夕食にご一緒させていただいた方々，研究について熱く議論し切磋琢磨させていただいた同期の方々には大変お世話になり，心より感謝致しております.

最後に筆者を暖かく支えてくれた家族に感謝します.

沢山の方々の支えによってこの論文が完成しました．本論文に関わられた全ての皆様に改めて感謝致します．ありがとうございました.

2017 年 12 月 8 日 室岡 雅樹

付録

A.1 マニピュレーション制約と物理的整合性推論の例

A.1.1 マニピュレーション制約のナイーブな定式化の例

3.2.2 項で述べたマニピュレーション制約の定式化の具体例を示す．

図 A.1: ロボットによるマニピュレーションの例
ロボットは半径 r の円形状の単一リンクからなり，重心が偏った位置にある．物体は半径 r_O の円形状の単一リンクからなり，重心が中心にある．ロボットの位置を (x_R, y_R)，姿勢を ψ_R とする．物体の位置を (x_O, y_O)，姿勢を ψ_O とする．

図 A.1 は，二次元世界におけるロボット，物体，環境の例を表す．ロボットは，関節をもたず半径 r の円形状の単一リンクからなる．物体は，関節をもたず半径 r_O の円形状の単一リンクからなる．環境は水平な床面からなる．ロボットの質量を m，ロボットと環境の間の摩擦係数を $\mu = 0$，物体の質量を m_O，物体と環境の間の摩擦係数を $\mu_O = 0$ とする．ロボットと環境の設定は図 3.1 と同じである．このマニピュレーションにおけるロボットのコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_R}$，物体のコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta_O}$，それらを合わせたコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ は次のようになる．

$$\boldsymbol{\theta_R} = \begin{pmatrix} x_R & y_R & \psi_R \end{pmatrix}^T \tag{A.1}$$

$$\boldsymbol{\theta_O} = \begin{pmatrix} x_O & y_O & \psi_O \end{pmatrix}^T \tag{A.2}$$

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{pmatrix} x_R & y_R & \psi_R & x_O & y_O & \psi_O \end{pmatrix}^T \tag{A.3}$$

x_R, y_R, ψ_R はそれぞれロボット中心の x 座標，y 座標，回転角度である．x_O, y_O, ψ_O はそれぞれ物体中心の x 座標，y 座標，回転角度である．$0 \leq \psi_R < 2\pi$, $0 \leq \psi_O < 2\pi$ とする．

このマニピュレーション $\boldsymbol{\theta}$ が実現可能なコンフィギュレーションは，ロボット，物体，環境の間の接触に関して図 A.2 の (A),(B),(C) の三通りに分類できる．ここでは簡単のため，(B) のようにロボットが環境・物体と接触し物体はロボットのみと接触するような場合に限定し

て考えることにする．このとき，明らかにコンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$ が実現可能である必要十分条件は次のようになる．

$$\begin{cases} x_R \text{は任意} & \text{(A.4)} \\ y_R = r & \text{(A.5)} \\ \psi_R = \frac{1}{2}\pi, \frac{3}{2}\pi & \text{(A.6)} \\ x_O = x_R & \text{(A.7)} \\ y_O = 2r + r_O & \text{(A.8)} \\ \psi_O \text{は任意} & \text{(A.9)} \end{cases}$$

式 A.4 から式 A.9 は式 3.23 の形式で表すことができる．

図 A.2: ロボット・物体・環境間の接触の組み合わせの分類
図 A.1 のマニピュレーションで実現可能なコンフィギュレーションにおけるロボット・物体・環境間の接触の組み合わせは (A),(B),(C) の 3 つに分類される．

A.1.2 接触の導入によるマニピュレーション制約の定式化の例

A.1.1 項のマニピュレーションが実現可能であるためにコンフィギュレーションの満たすべき制約を接触を導入して導出する．図 A.2 (B) の接触の組み合わせに限定して考えると，ロボットと環境の間，ロボットと物体の間でそれぞれ一点で接触するようなコンフィギュレーションのみが実現可能であることは明らかである．ロボットと環境の間の接触 $\boldsymbol{C}_{RE}$，接触力 $\boldsymbol{Q}_{RE}$ を次のように表す．

$$\boldsymbol{C}_{RE} = (p_{1x}, p_{1y}) \tag{A.10}$$

$$\boldsymbol{Q}_{RE} = (f_{1x}, f_{1y}) \tag{A.11}$$

(p_{1x}, p_{1y}) は接触点の位置，(f_{1x}, f_{1y}) はロボットが接触点で環境から受ける力を表す．また，ロボットと物体の間の接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$，接触力 $\boldsymbol{Q}_{OR}$ を次のように表す．

$$\boldsymbol{C}_{OR} = (p_{2x}, p_{2y}) \tag{A.12}$$

$$\boldsymbol{Q}_{OR} = (f_{2x}, f_{2y}) \tag{A.13}$$

(p_{2x}, p_{2y}) は接触点の位置，(f_{2x}, f_{2y}) は物体が接触点でロボットから受ける力を表す．これらの接触，接触力を合わせて $\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ とする (図 A.3).

$$\boldsymbol{C} = \quad \boldsymbol{C}_{RE} \cup \boldsymbol{C}_{OR} = \quad (p_{1x}, p_{1y}, p_{2x}, p_{2y}) \tag{A.14}$$

$$\boldsymbol{Q} = \quad \boldsymbol{Q}_{RE} \cup \boldsymbol{Q}_{OR} = \quad (f_{1x}, f_{1y}, f_{2x}, f_{2y}) \tag{A.15}$$

図 A.3: 接触を導入したロボットによるマニピュレーションの例
ロボット，物体，環境の幾何モデルパラメータ，力学モデルパラメータは図 A.1 と同じである．ロボットと環境，ロボットと物体がそれぞれ一点で接している場合を考える．ロボットと環境の間の接触点の位置を (p_{1x}, p_{1y})，接触点における接触力を (f_{1x}, f_{1y}) とする．ロボットと物体の間の接触点の位置を (p_{2x}, p_{2y})，接触点における接触力を (f_{2x}, f_{2y}) とする．

式 A.3 で表されるコンフィギュレーションが満たすべき制約を接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$ を用いて表す．幾何制約としては，(i) 接触 $\boldsymbol{C}_{RE}$ が環境の表面にある，(ii) 接触 $\boldsymbol{C}_{RE}$ がロボットの表面にある，(iii) 接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ がロボットの表面にある，(iv) 接触 $\boldsymbol{C}_{OR}$ が物体の表面にある，(v) ロボットと環境が干渉しない，(vi) 物体と環境が干渉しない，(vii) ロボットと物体が干渉しな

い，の 7 条件が満たされるべきであり，これらは次式で表される．

$$p_{1y} = 0 \tag{A.16}$$

$$\sqrt{(p_{1x} - x_R)^2 + (p_{1y} - y_R)^2} = r \tag{A.17}$$

$$\sqrt{(p_{2x} - x_R)^2 + (p_{2y} - y_R)^2} = r \tag{A.18}$$

$$\sqrt{(p_{2x} - x_O)^2 + (p_{2y} - y_O)^2} = r_O \tag{A.19}$$

$$y_R \geq r \tag{A.20}$$

$$y_O \geq r \tag{A.21}$$

$$\sqrt{(x_R - x_O)^2 + (y_R - y_O)^2} \geq r + r_O \tag{A.22}$$

式 A.16 から式 A.22 は，それぞれ (i) から (vii) に対応している．力学制約としては，(viii) ロボットの力のつりあい，(ix) ロボットの原点周りのモーメントのつりあい，(x) 物体の力のつりあい，(xi) 物体の原点周りのモーメントのつりあい，(xii) $\boldsymbol{Q}_{RE}$ の非負反力制約，(xiii) $\boldsymbol{Q}_{RE}$ の最大摩擦力制約，(xiv) $\boldsymbol{Q}_{OR}$ の非負反力制約，(xv) $\boldsymbol{Q}_{OR}$ の最大摩擦力制約，の 8 条件が満たされるべきであり，これらは次式で表される．

$$\begin{pmatrix} 0 \\ -mg \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} f_{1x} \\ f_{1y} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} f_{2x} \\ f_{2y} \end{pmatrix} = \mathbf{0} \tag{A.23}$$

$$-p_{1x}f_{1y} + p_{2x}f_{2y} - p_{2y}f_{2x} + (x_R + \frac{r}{2}\cos\psi_R)mg = 0 \tag{A.24}$$

$$\begin{pmatrix} 0 \\ -m_O g \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} f_{2x} \\ f_{2y} \end{pmatrix} = \mathbf{0} \tag{A.25}$$

$$-p_{2x}f_{2y} + p_{2y}f_{2x} + x_O mg = 0 \tag{A.26}$$

$$f_{1y} \geq 0 \tag{A.27}$$

$$|f_{1x}| \leq \mu f_{1y} \tag{A.28}$$

$$\begin{pmatrix} x_O - x_R \\ y_O - y_R \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} f_{2x} \\ f_{2y} \end{pmatrix} \geq 0 \tag{A.29}$$

$$\left\| \begin{pmatrix} y_O - y_R \\ -x_O + x_R \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} f_{2x} \\ f_{2y} \end{pmatrix} \right\| \leq \mu_O \left\| \begin{pmatrix} x_O - x_R \\ y_O - y_R \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} f_{2x} \\ f_{2y} \end{pmatrix} \right\| \tag{A.30}$$

式 A.23 から式 A.30 は，それぞれ (viii) から (xv) に対応している．式 A.16 から式 A.30 は，幾何制約・力学制約やロボットの制約・物体の制約が分離した表現となっており式 3.24 の形式で表すことができる．式 A.16 から式 A.30 から $\boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}$ を消去すると式 A.4 から式 A.9 に

変形できるため，これらは同一の制約を接触を導入しない表現法と導入する表現法で表したものであると言える．

A.1.3 実現可能性制約に基づく物理的整合性推論の例

3.3.1 項で述べた制約に基づく物理的整合性推論の計算例を述べる．式 3.27 の制約関数 $\boldsymbol{H}$ が次式で表される例を考える．

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) \geq \boldsymbol{0} \tag{A.31}$$

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{Q}; \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = \begin{pmatrix} \theta + c \\ \sin\theta + c \\ -c + \kappa \end{pmatrix} \tag{A.32}$$

この例では，コンフィギュレーション $\boldsymbol{\theta}$，接触 $\boldsymbol{C}$，接触力 $\boldsymbol{Q}$，幾何モデルパラメータ $\boldsymbol{\kappa}$，力学モデルパラメータ $\boldsymbol{\phi}$ にそれぞれ次の変数が対応している．

$$\boldsymbol{\theta} = (\theta) \tag{A.33}$$

$$\boldsymbol{C} = (c) \tag{A.34}$$

$$\boldsymbol{Q} = \emptyset \tag{A.35}$$

$$\boldsymbol{\kappa} = (\kappa) \tag{A.36}$$

$$\boldsymbol{\phi} = \emptyset \tag{A.37}$$

$\emptyset$ は対応する変数が存在しないことを表す．3.2.2 項の議論より，モデルパラメータ κ のもとでコンフィギュレーション θ が実現可能であることは，式 A.31 に θ, κ を代入してこれを満たす c が存在することと同値である．c が未決定であり式 A.31 の評価は単純な計算では求まらないため，以降では 3.3.1 項で述べたように実行可能性問題や二次計画問題として定式化する．

まず，式 A.32 の制約に関して実現可能性の真偽判定の計算例を示す．本例では，式 3.26 の実行可能性問題は次式のように表される．

$$\text{find } c \tag{A.38}$$

$$\text{subject to } \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} c \geq \begin{pmatrix} -\theta \\ -\sin\theta \\ -\kappa \end{pmatrix} \tag{A.39}$$

式 A.38 は制約関数が線形の線形実行可能性問題であり，一般的な最適化ソルバによって求解が可能である．図 A.4 (A) に実現可能性の真偽判定の結果を示す．

次に，式 A.32 の制約に関して実現可能性の連続的評価の計算例を示す．本例では，式 3.29 の最適化問題は次式のように表される．

$$\min_{c,e_1,e_2,e_3} \quad e_1^2 + e_2^2 + e_3^2 \tag{A.40}$$

$$\text{subject to} \quad \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} c + \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} -\theta \\ -\sin\theta \\ -\kappa \end{pmatrix} \tag{A.41}$$

$$\begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{A.42}$$

式 A.40 は整理して次式のような二次計画問題の形式で表すことができる．

$$\min_{c,e_1,e_2,e_3} \quad \begin{pmatrix} c & e_1 & e_2 & e_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c \\ e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{pmatrix} \tag{A.43}$$

$$\text{subject to} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c \\ e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} -\theta \\ -\sin\theta \\ -\kappa \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{A.44}$$

二次計画問題は凸最適化問題に分類され，一般的な最適化ソルバによって求解が可能である．図 A.4 (B) に実現可能性の連続的評価の結果を示す．図 A.4 (B) のグラフにおいて連続評価値 $E(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi})$ が 0 である領域を可視化すると，図 A.4 (A) の $E_B(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\phi}) = True$ の領域と一致することが確認された．連続的評価のグラフ図 A.4 (B) では，実現可能な領域から離れるにつれて評価値が徐々に大きくなっていることが分かる．

図 A.4 のグラフでは，コンフィギュレーション θ が –10 から 20 まで，モデルパラメータ κ が –5 から 5 までの範囲を，それぞれ 100 分割したグリッド上の 10000 個の値について，実現可能性の評価を行っている．最適化問題中の行列，ベクトルの計算やグラフの描画は Euslisp で実装し，二次計画法のソルバとして C++で実装された qpOASES[311] を他言語インターフェースを用いて呼び出している．今回の計算例では，ひとつのコンフィギュレーション，

モデルパラメータの評価に要した時間は，真偽判定で 0.05 msec，連続的評価で 0.2 msec であった．グリッド上の点を順に選択するループ等を含めグラフ全体の評価に要した時間は，真偽判定で 1.0 sec，連続的評価で 2.5 sec であった．

(A) 実現可能性の真偽判定　(B) 実現可能性の連続的評価

図 A.4: 物理的整合性推論の計算結果例
グラフは，式 A.32 で表される制約のもとコンフィギュレーション θ とモデルパラメータ κ の実現可能性の評価結果を示している．(A) 実現可能性の真偽判定の結果を表し，緑が実現可能である領域，赤が実現可能でない領域を表す．(B) 実現可能性の連続的評価の結果を表し，緑から赤になるにつれて評価値が大きくなっている．評価値が大きいほど実現可能なコンフィギュレーション・モデルパラメータから離れていることを表す．

A.2 ロボットのソフトウェア構成

本論文の実験で用いたソフトウェアシステムの全体構成を図 A.5 に示す．システム図下部にロボットとその入出力を担うセンサやアクチュエータが示されている．下半分は短い周期で実行されるリアルタイム性の重要な処理，上半分は計算コストの高い処理を表す．前者は OpenRTM [308]，後者は ROS [306] と呼ばれるロボットソフトウェアプラットフォームを用いて実装されている．OpenRTM や ROS は，機能ごとにプログラムが分割される分散型システムであり，単体のプログラムは OpenRTM ではコンポーネント，ROS ではノードと呼ばれる．OpenRTM のコンポーネント群と ROS のノード群を中継するために，OpenRTM のコンポーネントであり同時に ROS のノードでもあるような橋渡しの機能をもつプログラムが存在する [312]．まず，OpenRTM のコンポーネントによってセンサ情報の平滑化や積算などの処理が行われ，その後 ROS のノードによって認識，計画，動作生成などの処理がなされる．生成された目標動作は，再度 OpenRTM のコンポーネントへ送られリアルタイム制御によって安定に実行される．本研究で提案した計画，推定，認識，予測の手法は全て ROS のノー

ドとして実装されている．OpenRTM でのリアルタイム制御の詳細については文献 [313] に詳しく記されている．台車型等のヒューマノイド以外のロボットのソフトウェアシステムでは OpenRTM は用いられず，ROS のノードのみから構成されている．

図 A.5: ヒューマノイドロボットのソフトウェアシステムの全体構成

A.3 ロボットのハードウェア構成

本論文の実験において使用したロボットのハードウェア構成について説明する．

A.3.1 等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS

HRP-2 [13] は，経済産業省および新エネルギー・技術総合開発機構 (NEDO) が 1998 年度から 2002 年度までの 5 年間で実施した「人間協調・共存型ロボットシステム研究開発プロジェクト:HRP」で開発された等身大ヒューマノイドロボットであり，HRP2-JSKNTS[172] はこれを独自に改造したロボットである (図 A.6)．直立時の奥行き，幅，高さがそれぞれ 396 mm，919 mm，1607 mm，体重は 64.2 kg である．頭部 2 自由度，腰部 2 自由度，左右腕部各 7 自

由度，左右脚部各 7 自由度，左右ハンド各 6 自由度（3 本指ハンド）の合計 44 自由度の回転関節からなる．頭部には RGB-D カメラ Xtion PRO LIVE[1] が搭載され，手首，足首には 6 軸力センサが搭載されている．体内にバッテリとリアルタイム制御用，視覚処理・外部通信用の 2 台の計算機を内蔵している．

図 A.6: 等身大ヒューマノイドロボット HRP2-JSKNTS

A.3.2 モバイルマニピュレータロボット PR2

PR2 [229] は，Willow Garage 社によって開発されたモバイルマニピュレータロボットである (図 A.7)．高さは 1645 mm，体重は約 200 kg である．頭部 2 自由度，腰 1 自由度 (直動関節), 左右腕部各 7 自由度，左右ハンド各 1 自由度（グリッパ），距離センサ駆動台座 1 自由度の 20 自由度と全方位移動台車からなる．頭部には RGB-D カメラ Microsoft Kinect[2]，胸部と台車部に北陽電機株式会社製レーザ距離センサが搭載されている．体内にバッテリと 2 台の計算機を内蔵している．体内にはリンクの自重を補償するカウンターバランスが備わっており，バックドライブ性が高いことが特徴である．

A.3.3 双腕マニピュレータロボット Baxter

Baxter [208] は，Rethink Robotics 社で開発された双腕マニピュレータロボットである (図 A.8)．高さは 1900 mm，体重は 139 kg である．左右腕部各 7 自由度，頭部 2 自由度

[1] https://www.asus.com/jp/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE
[2] https://developer.microsoft.com/en-us/windows/kinect

の 16 自由度からなる．Series Elastic Actuator を腕関節に実装しており，環境との干渉による衝撃をやわらげることができる．

図 A.7: モバイルマニピュレータロボット PR2

図 A.8: 双腕マニピュレータロボット Baxter

発表文献

筆頭著者論文

学術論文誌

1. 室岡 雅樹, 野田 晋太朗, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドにおける物体状態・操作力オンライン推定制御法に基づく大型重量物ピボット運搬行動の実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 32 No. 7 pp. 595-602, 2014.

2. 室岡 雅樹, 小椎尾 侑多, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドにおける接触姿勢計画と歩行動作修正に基づく大型重量物全身押し操作行動の実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 34 No. 7 pp. 448-457, 2016.

3. Masaki Murooka, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Global planning of whole-body manipulation by humanoid robot based on transition graph of object motion and contact switching. Advanced Robotics, Vol. 31 No. 6 pp. 322-340, 2017.

国際会議

4. Masaki Murooka, Shintaro Noda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Manipulation strategy decision and execution based on strategy proving operation for carrying large and heavy objects. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2014)*, pp. 3425-3432, 2014.

5. Masaki Murooka, Shintaro Noda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Manipulation strategy learning for carrying large objects based on mapping from object physical property to object manipulation action in virtual environment. In *Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE2014)*, pp. 263-270, 2014.

6. Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Whole-body pushing manipulation with contact posture planning of large and heavy object for humanoid robot. In *Proceedings of The 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2015)*, pp. 5682-5689, 2015.

7. Masaki Murooka, Yuto Inagaki, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Whole-body holding manipulation by humanoid robot based on transition graph of object motion and contact. In *Proceedings of The 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2015)*, pp. 3950-3955, 2015.

8. Masaki Murooka, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Planning and execution of groping behavior for contact sensor based manipulation

in an unknown environment. In *Proceedings of The 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2016)*, pp. 3955-3962, 2016.

9. Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Feasibility evaluation of object manipulation by a humanoid robot based on recursive estimation of the object's physical properties. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2017)*, pp. 4082-4089, 2017.

10. Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Masahiro Bando, Iori Yanokura, Kei Okada, Masayuki Inaba. Simultaneous planning and estimation based on physics reasoning in robot manipulation. In *Proceedings of The 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2018)*, (accepted).

国内学術講演会

11. 室岡 雅樹, 野沢 峻一, 野田 晋太朗, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドによる物体転倒・滑り判定に基づく大型家具の押し・ピボット運搬操作の実現. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'13 講演論文集, 2P1-B02, 2013.

12. 室岡 雅樹, 野沢峻一, 野田 晋太朗, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 目標手先力更新に基づくヒューマノイド全身バランス制御法と大型重量物ピボット運搬への応用. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1C3-02, 2013.

13. 室岡 雅樹, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 全身接触押し動作生成と運搬戦略事前評価に基づく等身大ヒューマノイドによる重量物運搬行動の実現法. 第 33 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 2I2-08, 2015.

14. 室岡 雅樹, 稲垣 祐人, 植田 亮平, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 物体姿勢・把持接触グラフに基づく双腕ロボットによる全身接触抱え上げ操作の動作計画法. 第 33 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1G3-03, 2015.

15. 室岡 雅樹, 小原 由羽, 植田 亮平, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 手動修正可能な自律認識行動システムによる未知遠隔環境下での全身マニピュレーション実現法. 第 33 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3I3-04, 2015.

16. 室岡 雅樹, 植田 亮平, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 力覚情報による環境モデリングと試行動作計画に基づいた未知環境手探り行動の実現法. 第 16 回 SICE システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 445-448, 2015.

17. 室岡 雅樹, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドによる物体物理特性逐次推定に基づく大型重量物操作行動オンライン計画法. 第 34 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3Y2-06, 2016.

18. 室岡 雅樹, 二井谷 勇佑, 和田 健太郎, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ロボットマニピュレーションにおける画像内物体の深層学習による運動予測. 2017 年度人工知能学会全国大会（第 31 回）, 2B1-1, 2017.

受賞

19. Masaki Murooka. Manipulation strategy decision and execution based on strategy proving operation for carrying large and heavy objects. *IEEE Robotics and Automation Society Japan Chapter Young Award*, *The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2014.6.2.

20. Masaki Murooka, Shintaro Noda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Manipulation strategy decision and execution based on strategy proving operation for carrying large and heavy objects. *Best Conference Paper Award*, *The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2014.6.4.

21. 室岡 雅樹. 東京大学大学院情報理工学系研究科 平成 *26* 年度研究科長賞, 2015.3.24.

22. 室岡 雅樹. 全身接触押し動作生成と運搬戦略事前評価に基づく等身大ヒューマノイドによる重量物運搬行動の実現法, 物体姿勢・把持接触グラフに基づく双腕ロボットによる全身接触抱え上げ操作の動作計画法, 手動修正可能な自律認識行動システムによる未知遠隔環境下での全身マニピュレーション実現法. 日本ロボット学会第 *31* 回研究奨励賞, 第 33 回日本ロボット学会学術講演会, 2016.9.8.

23. 室岡 雅樹. 力覚情報による環境モデリングと試行動作計画に基づいた未知環境手探り行動の実現法. *2016* 年度計測自動制御学会学術奨励賞研究奨励賞, 第 16 回 SICE システムインテグレーション部門講演会, 2017.2.20.

24. 室岡 雅樹, 小椎尾 侑多, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドにおける接触姿勢計画と歩行動作修正に基づく大型重量物全身押し操作行動の実現. 日本ロボット学会第 *31* 回学会誌論文賞, 2017.9.13.

共著論文

国際会議

25. Shunichi Nozawa, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Kei Okada, Masayuki Inaba. Description and execution of humanoid's object manipulation based on object-environment-robot contact states. In *Proceedings of The 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2608-2615, 2013.

26. Shunichi Nozawa, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Description and execution of manipulation and locomotion by a humanoid robot using cascaded contact states graph. In *Proceedings of the 2013 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 492-498, 2013.

27. Shintaro Noda, Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Generating whole-body motion keep away from joint torque, contact force, contact moment limitations enabling steep climbing with a real humanoid robot. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1775-1781, 2014.

28. Shintaro Noda, Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Online maintaining behavior of high-load and unstable postures based on whole-body load balancing strategy with thermal prediction. In *Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, pp. 1166-1171, 2014.

29. Yu Ohara, Masaki Murooka, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Configurable autonomy applicable to humanoid manipulation in unstructured and communication-limited environment. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 373-380, 2015.

30. Shunichi Nozawa, Eisoku Kuroiwa, Kunio Kojima, Ryohei Ueda, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Iori Kumagai, Yu Ohara, Yohei Kakiuchi, Kei Okadad, Masayuki Inaba. Multi-layered real-time controllers for humanoid's manipulation and locomotion tasks with emergency stop. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 381-388, 2015.

31. Ryohei Ueda, Masaki Murooka , Yu Ohara , Iori Kumagai , Ryo Terasawa , Yuki Furuta , Kunio Kojima , Tatsuhi Karasawa , Fumihito Sugai , Satoshi Iwaishi , Shunichi Nozawa , Yohei Kakiuchi , Kei Okada , Masayuki Inaba. Humanoid integrated ui system for supervised autonomy with massive data visualization over narrow and unreliable network communication for drc competition. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 797-804, 2015.

32. Yohei Kakiuchi, Kunio Kojima, Eisoku Kuroiwa, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Iori Kumagai, Ryohei Ueda, Fumihito Sugai, Shunichi Nozawa, Kei Okada, Masayuki Inaba. Development of humanoid robot system for disaster response through team nedo-jsk's approach to darpa robotics challenge finals. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 805-810, 2015.

33. Yuki Furuta, Kentaro Wada, Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba Transformable semantic map based navigation using autonomous deep learning object segmentation. In *Proceedings of the 2016 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 614-620, 2016.

34. Kentaro Wada, Masaki Murooka, Kei Okada, Masayuki Inaba. 3D object segmentation for shelf bin picking by humanoid with deep learning and occupancy voxel grid map. In *Proceedings of the 2016 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 1149-1154, 2016.

35. Shunichi Nozawa, Shintaro Noda, Masaki Murooka, Kei Okada, Masayuki Inaba. Online estimation of object–environment constraints for planning of humanoid motion on a movable object. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1291-1298, 2017.

36. Masahiro Bando, Masaki Murooka, Iori Yanokura, Shunichi Nozawa, Kei Okada, Masayuki Inaba. Rappelling by a Humanoid Robot Based on Transition Motion Generation and Reliable Rope Manipulation. In *Proceedings of the 2017 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 129-135, 2017.

37. Shunichi Nozawa, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Kunio Kojima, Yuta Kojio, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Unified Humanoid Manipulation of an Object of Unknown Mass Properties and Friction Based on Online Constraint Estimation. In *Proceedings of the 2017 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 249-256, 2017.

国内学術講演会

38. 野田 晋太朗, 野沢 峻一, 室岡 雅樹, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 身体環境保持負荷指標に基づく脚腕協調段差昇降行動の実現. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'13 講演論文集, 2P1-B03, 2013.

39. 野沢 峻一, 室岡 雅樹, 野田 晋太朗 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 物体・環境・ロボット間接触状態に基づくヒューマノイドの物体操作記述と自律的フェーズ遷移による動作実行法. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'13 講演論文集, 2P1-B05, 2013.

40. 野田 晋太朗, 野沢 峻一, 室岡 雅樹, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. モータ温度予測を用いたヒューマノイドの全身負荷分散協調バランス制御. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1C3-01, 2013.

41. 野沢 峻一, 室岡 雅樹, 野田 晋太朗, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 階層化した接触状態遷移グラフを用いたヒューマノイドの物体操作・脚腕協調移動の記述実行法. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1C3-07, 2013.

42. 垣内 洋平, 室岡 雅樹, 野田 晋太朗, 中岡 卓也, 野沢 峻一, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. Gazebo と OpenRTM-ROS 総合運用によるロボットシミュレーション環境の構築. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1C3-08, 2013.

43. 垣内 洋平, 植田 亮平, 室岡 雅樹, 野田 晋太朗, 野沢 峻一, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. Gazebo/ROS と OpenRTM によるロボットシミュレーション環境を用いた透過的なヒューマノイド評価環境の構築. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'14 講演論文集, 3P1-G07, 2014.

44. 岩石 智志, 室岡 雅樹, 植田 亮平, 佐藤 顕治, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. Gazebo/ROS と OpenRTM によるロボットシミュレーション環境を用いた透過的なヒューマノイド評価環境の構築. 第 15 回 SICE システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 2110-2113, 2014.

45. 大坪 諭史, 室岡 雅樹, 植田 亮平, 黒岩 英則, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 三次元視覚に基づく等身大ヒューマノイドロボットによるバルブ開閉操作. 第 15 回 SICE システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 2294-2297, 2014.

46. 小原 由羽, 室岡 雅樹, 植田 亮平, 大坪 諭史, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 未知環境における人の遠隔指示と自律認識に基づく等身大ヒューマノイドの操作計画と行動実現. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'15 講演論文集, 2P1-D10, 2015.

47. 小原 由羽, 室岡 雅樹 , 植田 亮平, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ヒューマノイドロボットによる認識に基づく電動工具操作の動作生成に関する研究. 第 33 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3I3-05, 2015.

48. 大坪 諭史, 古田 悠貴 , 稲垣 祐人, 笹渕 一宏, 室岡 雅樹, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 動力学シミュレータを用いたホームアシスタントロボットによる家事支援タスク遂行. 第 33 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1J3-06, 2015.

49. 小山 遼, 室岡 雅樹, 野田 晋太朗, 小原 由羽, 大坪 諭史, 植田 亮平, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ドア開け動作のためのヒューマノイドの手先可動域・反力変動を考慮した足配置決定法. 第 16 回 SICE システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 2285-2288, 2015.

50. 溝花 弘登, 室岡 雅樹, 小原 由羽, 植田 亮平, 野沢 峻一, 長濱 虎太郎, 矢口 裕明, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドによる物体位置・姿勢追跡に基づく物体把持動作の実現. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'16 講演論文集, 2A1-12a5, 2016.

51. 矢野倉 伊織, 小原 由羽, 室岡 雅樹, 野沢 峻一, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ヒューマノイドにおけるオンライン型模倣修正に基づく道具利用行為の獲得機構に関する研究. 第 34 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3Y3-01, 2016.

52. 大城 祐介, 室岡 雅樹, 小原 由羽, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ヒューマノイドロボットにおける目標点到達監視に基づく歩行時リーチング動作の実現. 第 17 回 SICE システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 200-203, 2016.

53. 矢野倉 伊織, 小原 由羽, 石黒 康裕, 室岡 雅樹, 野沢 峻一, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 等身大ヒューマノイドの反復的道具利用による模倣動作の獲得 - HRP-2 による行動単位模倣獲得システム - 第 22 回ロボティクスシンポジア予稿集, pp. 171-176, 2017.

54. 野沢 峻一, 野田 晋太朗, 室岡 雅樹, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 物体環境制約推定に基づくヒューマノイドの軌道計画法と可動物体上運動への応用. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'17 講演論文集, 1A1-O07, 2017.

55. 板東 正祐, 室岡 雅樹, 矢野倉 伊織, 野沢 峻一, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ベルト理論を応用した懸垂降下器を利用するヒューマノイドロボットの懸垂降下行動の実現. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'17 講演論文集, 1A1-O09, 2017.

56. 野沢 峻一, 室岡 雅樹, 野田 晋太朗, 小島 邦生, 小椎尾 侑多, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ヒューマノイドによるオンライン物体環境制約推定に基づく質量摩擦未知な物体の多様な操作の統一的実現法. 第 35 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 2L1-06, 2017.

57. 板東 正祐, 室岡 雅樹, 野沢 峻一, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ロープの両手把持操作による等身大ヒューマノイドの懸垂降下行動の実現. 第 35 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 2L1-04, 2017.

参考文献

[1] 国産最初の産業用ロボット生産開始. http://rraj.rsj-web.org/back_wp/wp-content/uploads/x11_01.pdf.

[2] 井上博允. COBOT による生産様式と生活様式の革新へむけて. http://www.kantei.go.jp/jp/singi/robot/dai4/siryou2-2.pdf. ロボット革命実現会議（第４回）.

[3] iRobot Roomba. https://www.irobot-jp.com.

[4] SoftBank Pepper. https://www.softbank.jp/robot/consumer/products.

[5] TOYOTA Human Support Robot. http://www.toyota.co.jp/jpn/tech/partner_robot.

[6] E. Rohmer, T. Yoshida, K. Ohno, K. Nagatani, S. Tadokoro, and E. Konayagi. Quince : A Collaborative Mobile Robotic Platform for Rescue Robots Research and Development. *The Abstracts of the international conference on advanced mechatronics : toward evolutionary fusion of IT and mechatronics : ICAM*, Vol. 2010.5, pp. 225–230, 2010.

[7] ロボット革命イニシアティブ協議会. https://www.jmfrri.gr.jp/index.html.

[8] L. Atzori, A. Iera, and G. Morabito. The internet of things: A survey. *Computer Networks*, Vol. 54, No. 15, pp. 2787 – 2805, 2010.

[9] T. Sato, Y. Nishida, and H. Mizoguchi. Robotic room: Symbiosis with human through behavior media. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 18, No. 1, pp. 185 – 194, 1996.

[10] S. J. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education, 2 edition, 2003.

[11] 梶田秀司, 横井一仁, 比留川博久, 原田研介. ヒューマノイドロボット. オーム社, 2005.

[12] Y. Sakagami, R. Watanabe, C. Aoyama, S. Matsunaga, N. Higaki, and K. Fujimura. The intelligent ASIMO: System overview and integration. In *Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2478–2483, 2002.

[13] 赤地一彦, 五十棲隆勝, 平田勝, 太田成彦, 石崎雅一. ヒューマノイドロボット・HRP-2 の開発〜人と一緒に働くロボットの設計・製作について〜. 川田技報, Vol. 16, pp. 20–25, 2004.

[14] Atlas. http://www.bostondynamics.com/robot_Atlas.html.

[15] M. Zucker, S. Joo, M. X. Grey, C. Rasmussen, E. Huang, M. Stilman, and A. Bobick. A general-purpose system for teleoperation of the drc-hubo humanoid robot. *Journal of Field Robotics*, Vol. 32, No. 3, pp. 336–351, 2015.

[16] J. Urata, T. Hirose, Y. Namiki, Y. Nakanishi, I. Mizuuchi, and M. Inaba. Thermal control of electrical motors for high-power humanoid robots. In *Proceedings of the 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2047–2052, 2008.

[17] J. Butterfass, M. Grebenstein, H. Liu, and G. Hirzinger. DLR-Hand II: next generation of a dextrous robot hand. In *Proceedings of The 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 1, pp. 109–114 vol.1, 2001.

[18] D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. v. d. Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel, and D. Hassabis. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, Vol. 529, No. 7587, pp. 484–489, 2016.

[19] D. Dennett. The frame problem of AI. *Philosophy of Psychology: Contemporary Readings*, Vol. 433, , 2006.

[20] 川人光男. 脳の計算理論. 産業図書, 1996.

[21] 原田研介. マニピュレーションの現在と将来. 日本ロボット学会誌, Vol. 35, No. 1, pp. 2–8, 2017.

[22] 有本卓. ロボット産業の広がりを阻む未踏の研究課題. 日本ロボット学会誌, Vol. 33, No. 4, pp. 233–238, 2015.

[23] A. M. Okamura, N. Smaby, and M. R. Cutkosky. An overview of dexterous manipulation. In *Proceedings of The 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 1, pp. 255–262 vol.1, 2000.

[24] 井上博允. 人工の手の計算機制御. 日本機械学会誌, Vol. 73, No. 618, pp. 946–954, 1970.

[25] 鷲見和彦, 金子俊一. マシンビジョン技術の実利用. 電気学会論文誌C（電子・情報・システム部門誌）, Vol. 124, No. 3, pp. 598–605, 2004.

[26] K. Yamazaki, R. Ueda, S. Nozawa, Y. Mori, T. Maki, N. Hatao, K. Okada, and M. Inaba. Tidying and Cleaning Rooms using a Daily Assistive Robot - An Integrated System for Doing Chores in the Real World -. *Journal of Behavioral Robotics*, Vol. 1, No. 4, pp. 231–239, 2011.

[27] 横小路泰義. 接触状態の分類と組立手順. 日本ロボット学会誌, Vol. 11, No. 2, pp. 185–191, 1993.

[28] 内山勝, 金田悟, 北垣高成. 宇宙ロボットの遠隔操作力制御システム. 日本ロボット学会誌, Vol. 9, No. 7, pp. 849–856, 1991.

[29] 稲葉雅幸, 井上博允. ロボットによる紐のハンドリング. 日本ロボット学会誌, Vol. 3, No. 6, pp. 538–547, 1985.

[30] 國吉康夫, 井上博允, 稲葉雅幸. 人間が実演して見せる作業の実時間視覚認識とそのロボット教示への応用. 日本ロボット学会誌, Vol. 9, No. 3, pp. 295–303, 1991.

[31] 吉川恒夫. マニピュレータの力制御. 計測と制御, Vol. 30, No. 5, pp. 383–388, 1991.

[32] 小菅一弘. 力制御法の分類と制御システムの設計法. 日本ロボット学会誌, Vol. 9, No. 6, pp. 751–758, 1991.

[33] A. Bicchi. Hands for dexterous manipulation and robust grasping: a difficult road toward simplicity. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 16, No. 6, pp. 652–662, 2000.

[34] 花房秀郎, 浅田春比古. 人工指による物体把握の力学. 計測自動制御学会論文集, Vol. 12, No. 5, pp. 536–542, 1976.

[35] 中村仁彦. 把持とあやつり. 計測と制御, Vol. 29, No. 3, pp. 206–212, 1990.

[36] 平井慎一, 浅田春比古, 得丸英勝. 凸多面錐理論を用いたマニピュレーションの運動学とその把握および組立作業への応用. 計測自動制御学会論文集, Vol. 24, No. 12, pp. 1284–1291, 1988.

[37] V. D. Nguyen. Constructing force-closure grasps. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 7, No. 3, pp. 3–16, 1988.

[38] A. Miller and P. K. Allen. Graspit!: A Versatile Simulator for Robotic Grasping. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 11, No. 4, pp. 110–122, 2004.

[39] R. Diankov and J. Kuffner. Openrave: A planning architecture for autonomous robotics. *Robotics Institute, Pittsburgh, PA, Tech. Rep. CMU-RI-TR-08-34*, Vol. 79, , 2008.

[40] 小俣透, 永田和之. 多指ハンドによるパワーグラスプの力学的特性. 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 4, pp. 525–531, 1995.

[41] 中村仁彦, 来島正一郎. 多面凸集合演算を用いたパワーグラスプの限界外力空間の計算. 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 5, pp. 728–735, 1997.

[42] J. W. Burdick and E. Rimon. Wrench resistant multi-finger hand mechanisms. In *Proceedings of The 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2030–2037, 2016.

[43] 相山康道, 稲葉雅幸, 井上博允. グラスプレス・マニピュレーションの研究: 操作形態の分類とピボット操作の実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 1, pp. 114–121, 1996.

[44] K. M. Lynch. *Nonprehensile robotic manipulation: controllability and planning*. Carnegie Mellon University Pittsburgh, 1996.

[45] M. T. Mason. Mechanics and planning of manipulator pushing operations. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 5, No. 3, pp. 53–71, 1986.

[46] Y. Maeda, T. Nakamura, and T. Arai. Motion planning of robot fingertips for graspless manipulation. In *Proceedings of The 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 2951–2956 Vol.3, 2004.

[47] 原田研介, 梶田秀司, 金広文男, 藤原清司, 金子健二, 横井一仁, 比留川博久. ヒューマノイドロボットの脚腕協調における ZMP 解析. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 1, pp. 28–36, 2004.

[48] J. Pratt, J. Carff, S. Drakunov, and A. Goswami. Capture Point: A Step toward Humanoid Push Recovery. In *Proceedings of the 2006 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 200–207, 2006.

[49] S. Kajita, M. Morisawa, K. Miura, S. Nakaoka, K. Harada, K. Kaneko, F. Kanehiro, and K. Yokoi. Biped walking stabilization based on linear inverted pendulum tracking. In *Proceedings of the 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4489–4496, 2010.

[50] S. Hyon and G. Cheng. Disturbance Rejection for Biped Humanoids. In *Proceedings of The 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2668–2675, 2007.

[51] K. Harada and M. Kaneko. A sufficient condition for manipulation of Envelope Family. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 18, No. 4, pp. 597–607, 2002.

[52] C. Ott, M. A. Roa, and G. Hirzinger. Posture and balance control for biped robots based on contact force optimization. In *Proceedings of the 2011 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 26–33, 2011.

[53] K. Bouyarmane and A. Kheddar. Humanoid robot locomotion and manipulation step planning. *Advanced Robotics*, Vol. 26, No. 10, pp. 1099–1126, 2012.

[54] 池原吉政, 敦賀秀樹, 前田雄介. 多様な形状に対する 2D ケージングベースト把持の最適化. 年次大会, Vol. 2016, p. G1500303, 2016.

[55] K. Miyazawa, Y. Maeda, and T. Arai. Planning of graspless manipulation based on rapidly-exploring random trees. In *(ISATP 2005). The 6th IEEE International Symposium on Assembly and Task Planning: From Nano to Macro Assembly and Manufacturing, 2005.*, pp. 7–12, 2005.

[56] K. Harada, T. Foissotte, T. Tsuji, K. Nagata, N. Yamanobe, A. Nakamura, and Y. Kawai. Pick and place planning for dual-arm manipulators. In *Proceedings of The 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2281–2286, 2012.

[57] D. Berenson, R. Diankov, K. Nishiwaki, S. Kagami, and J. Kuffner. Grasp planning in complex scenes. In *Proceedings of the 2007 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 42–48, 2007.

[58] W. Wan and K. Harada. Integrated assembly and motion planning using regrasp graphs. *Robotics and Biomimetics*, Vol. 3, No. 1, p. 18, 2016.

[59] 藤井正和. バラ積みピッキングシステム. 日本機械学会誌, Vol. 114, No. 1111, p. 471, 2011.

[60] 岡田慧, 小島光晴, 稲葉雅幸. 認識行動共有知識ベースシステムにおける複数視覚特徴統合による物体認識. 日本ロボット学会誌, Vol. 26, No. 6, pp. 537–545, 2008.

[61] T. Simeon, J. Laumond, J. Cortes, and A. Sahbani. Manipulation Planning with Probabilistic Roadmaps. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 23, No. 7-8, pp. 729–746, 2004.

[62] D. Berenson, S. Srinivasa, and J. Kuffner. Task Space Regions: A Framework for Pose-Constrained Manipulation Planning. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 30, No. 12, pp. 1435–1460, 2011.

[63] I. A. Şucan, M. Moll, and L. E. Kavraki. The Open Motion Planning Library. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol. 19, No. 4, pp. 72–82, 2012. `http://ompl.kavrakilab.org`.

[64] E. Rimon and A. Blake. Caging planar bodies by one-parameter two-fingered gripping systems. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 18, No. 3, pp. 299–318, 1999.

[65] J. Trinkle and J. Hunter. A framework for planning dexterous manipulation. In *Proceedings of The 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1245–1251 vol.2, 1991.

[66] 八島真人. 接触モードのスイッチングによる多指ハンドマニピュレーションのランダム計画. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 788–797, 2004.

[67] 山脇輔, 八島真人. 全腕マニピュレーションのためのランダム操り計画. 日本ロボット学会誌, Vol. 32, No. 3, pp. 286–294, 2014.

[68] F. Asano, Z. W. Luo, M. Yamakita, K. Tahara, and S. Hosoe. Bio-mimetic control for whole arm cooperative manipulation. In *Proceedings of The 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 1, pp. 704–709 vol.1, 2004.

[69] 寺崎肇, 長谷川勉. 平行 2 指ハンドによる滑らし操作を利用した知的物体操作のための動作計画. 日本ロボット学会誌, Vol. 12, No. 7, pp. 1056–1065, 1994.

[70] K. M. Lynch. Locally controllable polygons by stable pushing. In *Proceedings of The 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1442–1447 vol.2, 1997.

[71] K. Harada, J. Nishiyama, Y. Murakami, and M. Kaneko. Pushing multiple objects using equivalent friction center. In *Proceedings of The 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 2485–2491, 2002.

[72] S. Berard, J. Trinkle, B. Nguyen, B. Roghani, J. Fink, and V. Kumar. daVinci Code: A Multi-Model Simulation and Analysis Tool for Multi-Body Systems. In *Proceedings of The 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2588–2593, 2007.

[73] 栗栖正充, 吉川恒夫. 押し作業における対象物の軌道追従制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 8, pp. 1200–1207, 1996.

[74] 大川善邦, 横山乾. 移動ロボットによる箱押し作業の制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 11, No. 1, pp. 148–155, 1993.

[75] S. Nozawa, M. Ishida, R. Ueda, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Full-body motion control integrated with force error detection for wheelchair support. In *Proceedings of the 2011 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 193–198, 2011.

[76] M. C. Koval, N. S. Pollard, and S. S. Srinivasa. Pose estimation for planar contact manipulation with manifold particle filters. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 34, No. 7, pp. 922–945, 2015.

[77] M. R. Dogar and S. S. Srinivasa. Physics-Based Manipulation in Human Environments. 日本ロボット学会誌, Vol. 31, No. 4, pp. 353–357, 2013.

[78] 吉川恒夫, 栗栖正充. 対象物押し操作にもとづく摩擦力分布の推定法. 日本ロボット学会誌, Vol. 10, No. 5, pp. 632–638, 1992.

[79] J. Zhou, R. Paolini, J. A. Bagnell, and M. T. Mason. A convex polynomial force-motion model for planar sliding: Identification and application. In *Proceedings of The 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 372–377, 2016.

[80] E. Yoshida, M. Poirier, J. P. Laumond, R. Alami, and K. Yokoi. Pivoting based manipulation by humanoids: a controllability analysis. In *Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1130–1135, 2007.

[81] T. Yoshikawa and T. Watanabe. Dynamic control of soft-finger hands for pivoting an object in contact with the environment. In *Proceedings of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 324–329 vol.1, 2000.

[82] Eiichi Yoshida, Mathieu Poirier, Jean Paul Laumond, Oussama Kanoun, Florent Lamiraux, Rachid Alami and Kazuhito Yokoi. Regrasp planning for pivoting manipulation by a humanoid robot. In *Proceedings of The 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2467–2472, 2009.

[83] Eiichi Yoshida, Mathieu Poirier, Jean Paul Laumond, Oussama Kanoun, Florent Lamiraux, Rachid Alami and Kazuhito Yokoi. Pivoting based manipulation by a humanoid robot. *Autonomous Robots*, Vol. 28, No. 1, pp. 77–88, 2010.

[84] 沢崎直之, 井上博允. 多指ハンドによる物体の転がし操作. 日本ロボット学会誌, Vol. 9, No. 5, pp. 560–571, 1991.

[85] A. Marigo, M. Ceccarelli, S. Piccinocchi, and A. Bicchi. Planning motions of polyhedral parts by rolling. *Algorithmica*, Vol. 26, No. 3, pp. 560–576, 2000.

[86] 山下淳, 太田順, 河野功, 福地正樹, 新井民夫, 淺間一. 複数移動ロボットによる協調物体操作計画. 電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌, Vol. 121, No. 3, pp. 549–556, 2001.

[87] 相山康道, 安井俊徳, 新井民夫. グラスプレス・マニピュレーションの操作計画のための接触状態遷移グラフの生成. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 65, No. 636, pp. 3239–3244, 1999.

[88] G. Lee, T. Lozano-Prez, and L. P. Kaelbling. Hierarchical planning for multi-contact non-prehensile manipulation. In *Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 264–271, 2015.

[89] 槇田諭, 後藤純伸, 前田雄介. ロボットマニピュレーションにおける接触力の準静力学的解析. 日本ロボット学会誌, Vol. 31, No. 10, pp. 1009–1018, 2013.

[90] J. Z. Woodruff and K. M. Lynch. Planning and control for dynamic, nonprehensile, and hybrid manipulation tasks. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2017.

[91] H. Inoue, F. Kanehiro, K. Fujiwara, S. Kajita, K. Yokoi, K. Kaneko, H. Hirukawa, Y. Nakamura, K. Yamene, and T. Isozumi. Platform for Humanoid Research and Development. In *Proceedings 2nd IARP/IEEE-RAS Joint Workshop on Technical Challenge for Dependable Robots in Human Environments*, pp. 131–141, 2002.

[92] 五十棲隆勝, 赤地一彦, 平田勝, 金子健二, 梶田秀司, 比留川博久. ヒューマノイドロボット HRP-2 の開発. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 8, pp. 1004–1012, 2004.

[93] M. Vukobratović and J. Stepanenko. On the Stability of Anthropomorphic Systems. *Mathematical Biosciences*, Vol. 15, No. 1, pp. 1–37, 1972.

[94] S. Kajita, F. Kanehiro, K. Kaneko, K. Fujiwara, K. Harada, K. Yokoi, and H. Hirukawa. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point. In *Proceedings of The 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1620–1626 vol.2, 2003.

[95] Y. Okumura, T. Tawara, K. Endo, T. Furuta, and M. Shimizu. Realtime ZMP Compensation for Biped Walking Robot using Adaptive Inertia Force Control. In *Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 335–339 vol.1, 2003.

[96] K. Nishiwaki and S. Kagami. High Frequency Walking Pattern Generation based on Preview Control of ZMP. In *Proceedings of The 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2667–2672, 2006.

[97] 長阪憲一郎, 福島哲治, 下村秀樹. 接触拘束を考慮可能なマルチコンタクト対応スタビライザと一般化逆動力学による人型ロボットの全身制御. 第 17 回ロボティクスシンポジア予稿集, pp. 134–141, 2012.

[98] K. Kojima, S. Nozawa, K. Okada, and M. Inaba. Dance-like humanoid motion generation through foot touch states classification. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1788–1793, 2014.

[99] N. Takasugi, K. Kojima, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Real-time skating motion control of humanoid robots for acceleration and balancing. In *Proceedings of the 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1356–1363, 2016.

[100] K. Yamane and Y. Nakamura. Dynamics Filter - concept and implementation of online motion Generator for human figures. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 19, No. 3, pp. 421–432, 2003.

[101] F. Burget, A. Hornung, and M. Bennewitz. Whole-body motion planning for manipulation of articulated objects. In *Proceedings of The 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1656–1662, 2013.

[102] S. Dalibard, A. El Khoury, F. Lamiraux, A. Nakhaei, M. Taïx, and J. P. Laumond. Dynamic Walking and Whole-Body Motion Planning for Humanoid Robots: an Integrated Approach. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 32, No. 9-10, pp. 1089–1103, 2013.

[103] S. Noda, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Contact involving whole-body behavior generation based on contact transition strategies switching. In *Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2787–2794, 2015.

[104] R. Deits and R. Tedrake. Footstep planning on uneven terrain with mixed-integer convex optimization. In *Proceedings of the 2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 279–286, 2014.

[105] J. Garimort, A. Hornung, and M. Bennewitz. Humanoid navigation with dynamic footstep plans. In *Proceedings of The 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011.

[106] K. Harada, S. Kajita, H. Saito, M. Morisawa, F. Kanehiro, K. Fujiwara, K. Kaneko, and H. Hirukawa. A Humanoid Robot Carrying a Heavy Object. In *Proceedings of The 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1712–1717, 2005.

[107] O. Yoshiyuki and K. Yasuo. Humanoid robot which can lift a 30kg box by whole body contact and tactile feedback. In *Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1136–1141, 2007.

[108] S. Nozawa, R. Ueda, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. A Full-Body Motion Control Method for a Humanoid Robot based on On-Line Estimation of the Operational Force of an Object with an Unknown Weight. In *Proceedings of the 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2684–2691, 2010.

[109] P. Mittendorfer, E. Yoshida, and G. Cheng. Realizing whole-body tactile interactions with a self-organizing, multi-modal artificial skin on a humanoid robot. *Advanced Robotics*, Vol. 29, No. 1, pp. 51–67, 2015.

[110] T. Mukai, S. Hirano, M. Yoshida, H. Nakashima, S. Guo, and Y. Hayakawa. Tactile-based motion adjustment for the nursing-care assistant robot RIBA. In *Proceedings of The 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 5435–5441, 2011.

[111] K. Harada, S. Kajita, K. Kaneko, and H. Hirukawa. Pushing Manipulation by Humanoid Considering Two-Kinds of ZMPs. In *Proceedings of The 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1627–1632, 2003.

[112] T. Takubo, K. Inoue, and T. Arai. Pushing an object considering the hand reflect forces by humanoid robot in dynamic walking. In *Proceedings of The 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1718–1723, 2005.

[113] M. Stilman, K. Nishiwaki, and S. Kagami. Humanoid Teleoperation for Whole Body Manipulation. In *Proceedings of The 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3175–3180, 2008.

[114] H. Arisumi, J. R. Chardonnet, and K. Yokoi. Whole-body motion of a humanoid robot for passing through a door - opening a door by impulsive force -. In *Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 428–434, 2009.

[115] S. Nozawa, I. Kumagai, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Humanoid Full-body Controller Adapting Constraints in Structured Objects through Updating Task-level Reference Force. In *Proceedings of the 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3417–3424, 2012.

[116] K. Yokoyama, H. Handa, T. Isozumi, Y. Fukase, K. Kaneko, F. Kanehiro, Y. Kawai, F. Tomita, and H. Hirukawa. Cooperative works by a human and a humanoid robot. In *Proceedings of The 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 2985–2991 vol.3, 2003.

[117] S. G. McGill and D. D. Lee. Cooperative humanoid stretcher manipulation and locomotion. In *Proceedings of the 2011 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 429–433, 2011.

[118] M. H. Wu, A. Konno, S. Ogawa, and S. Komizunai. Symmetry cooperative object transportation by multiple humanoid robots. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3446–3451, 2014.

[119] Y. Kuniyoshi, G. Cheng, and A. Nagakubo. *ETL-Humanoid: A Research Vehicle for Open-Ended Action Imitation*, pp. 67–82. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2003.

[120] F. Zacharias, W. Sepp, C. Borst, and G. Hirzinger. Using a model of the reachable workspace to position mobile manipulators for 3-d trajectories. In *Proceedings of the 2009 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 55–61, 2009.

[121] T. Koolen, J. Smith, G. Thomas, S. Bertrand, J. Carff, N. Mertins, D. Stephen, P. Abeles, J. Englsberger, S. McCrory, J. v. Egmond, M. Griffioen, M. Floyd, S. Kobus, N. Manor, S. Alsheikh, D. Duran, L. Bunch, E. Morphis, L. Colasanto, K. L. H. Hoang, B. Layton, P. Neuhaus, M. Johnson, and J. Pratt. Summary of Team IHMC's virtual robotics challenge entry. In *Proceedings of the 2013 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 307–314, 2013.

[122] R. Ueda, M. Murooka, Y. Ohara, I. Kumagai, R. Terasawa, Y. Furuta, K. Kojima, T. Karasawa, F. Sugai, S. Iwaishi, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Humanoid integrated UI system for supervised autonomy with massive data visualization over narrow and unreliable network communication for DRC competition. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 797–804, 2015.

[123] M. Ciocarlie, K. Hsiao, A. Leeper, and D. Gossow. Mobile manipulation through an assistive home robot. In *Proceedings of the 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5313–5320, 2012.

[124] Y. Domae, H. Okuda, Y. Taguchi, K. Sumi, and T. Hirai. Fast graspability evaluation on single depth maps for bin picking with general grippers. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1997–2004, 2014.

[125] I. Lenz, H. Lee, and A. Saxena. Deep learning for detecting robotic grasps. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 34, No. 4-5, pp. 705–724, 2015.

[126] K. Wada, M. Sugiura, I. Yanokura, Y. Inagaki, K. Okada, and M. Inaba. Pick-and-verify: verification-based highly reliable picking system for various target objects in clutter. *Advanced Robotics*, Vol. 31, No. 6, pp. 311–321, 2017.

[127] P. C. Yang, K. Sasaki, K. Suzuki, K. Kase, S. Sugano, and T. Ogata. Repeatable Folding Task by Humanoid Robot Worker Using Deep Learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 2, No. 2, pp. 397–403, 2017.

[128] A. Herzog, P. Pastor, M. Kalakrishnan, L. Righetti, T. Asfour, and S. Schaal. Template-based learning of grasp selection. In *Proceedings of The 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2379–2384, 2012.

[129] L. Zhang and J. C. Trinkle. The application of particle filtering to grasping acquisition with visual occlusion and tactile sensing. In *Proceedings of The 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3805–3812, 2012.

[130] T. Sugaiwa, G. Fujii, H. Iwata, and S. Sugano. A methodology for setting grasping force for picking up an object with unknown weight, friction, and stiffness. In *Proceedings of the 2010 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 288–293, 2010.

[131] P. Kaiser, M. Grotz, E. E. Aksoy, M. Do, N. Vahrenkamp, and T. Asfour. Validation of whole-body loco-manipulation affordances for pushability and liftability. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 920–927, 2015.

[132] S. Nozawa, S. Noda, M. Murooka, K. Okada, and M. Inaba. Online Estimation of Object–Environment Constraints for Planning of Humanoid Motion on a Movable Object. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1291–1298, 2017.

[133] C. G. Atkeson, C. H. An, and J. M. Hollerbach. Rigid body load identification for manipulators. In *Proceedings of The 1985 24th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 996–1002, 1985.

[134] Y. Yu, K. Fukuda, and S. Tsujio. Estimation of mass and center of mass of graspless and shape-unknown object. In *Proceedings of The 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 4, pp. 2893–2898, 1999.

[135] K. Ayusawa, A. Rioux, E. Yoshida, and G. Venture. Generating persistently exciting trajectory based on condition number optimization. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 6518–6524, 2017.

[136] S. Nishide, T. Ogata, J. Tani, K. Komatani, and H. G. Okuno. Predicting object dynamics from visual images through active sensing experiences. *Advanced Robotics*, Vol. 22, No. 5, pp. 527–546, 2008.

[137] A. Byravan and D. Fox. SE3-nets: Learning rigid body motion using deep neural networks. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 173–180, 2017.

[138] 伊藤司, 植田亮平, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸. ヒューマノイドにおける視覚と指先触覚を利用した未知対象物体把持のための行動選択. 第 28 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 1O3–5, 2010.

[139] 水内郁夫, 藤本純也, 袖山慶直, 山本邦彦, 岡田慧, 稲葉雅幸. 近接覚・触覚によるなぞり形状推定に基づく多種食器操作キッチンアシストシステムの実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 9, pp. 889–898, 2012.

[140] 小山佳祐, 鈴木陽介, 明愛国, 下条誠. 指先に近接覚センサを備えたロボットハンドによるプリグラスプ制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 33, No. 9, pp. 712–722, 2015.

[141] D. Chen, V. Dietrich, and G. v. Wichert. Precision grasping based on probabilistic models of unknown objects. In *Proceedings of The 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2044–2051, 2016.

[142] A. Hornung, K. M. Wurm, M. Bennewitz, C. Stachniss, and W. Burgard. OctoMap: An Efficient Probabilistic 3D Mapping Framework Based on Octrees. *Autonomous Robots*, 2013. Software available at `http://octomap.github.com`.

[143] R. A. Newcombe, S. Izadi, O. Hilliges, D. Molyneaux, D. Kim, A. J. Davison, P. Kohi, J. Shotton, S. Hodges, and A. Fitzgibbon. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking. In *2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp. 127–136, 2011.

[144] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton. Deep learning. *Nature*, Vol. 521, No. 7553, pp. 436–444, 2015.

[145] S. Levine, C. Finn, T. Darrell, and P. Abbeel. End-to-end training of deep visuomotor policies. *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 17, No. 1, pp. 1334–1373, 2016.

[146] S. Gu, E. Holly, T. P. Lillicrap, and S. Levine. Deep reinforcement learning for robotic manipulation. *CoRR*, Vol. abs/1610.00633, , 2016.

[147] V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver, A. A. Rusu, J. Veness, M. G. Bellemare, A. Graves, M. Riedmiller, A. K. Fidjeland, G. Ostrovski, S. Petersen, C. Beattie, A. Sadik, I. Antonoglou, H. King, D. Kumaran, D. Wierstra, S. Legg, and D. Hassabis. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, Vol. 518, No. 7540, pp. 529–533, 2015.

[148] J. Mahler, J. Liang, S. Niyaz, M. Laskey, R. Doan, X. Liu, J. A. Ojea, and K. Goldberg. Dex-net 2.0: Deep learning to plan robust grasps with synthetic point clouds and analytic grasp metrics. *CoRR*, Vol. abs/1703.09312, , 2017.

[149] T. P. Lillicrap, J. J. Hunt, A. Pritzel, N. Heess, T. Erez, Y. Tassa, D. Silver, and D. Wierstra. Continuous control with deep reinforcement learning. In *International Conference on Learning Representations 2016*, 2016.

[150] S. Levine, P. Pastor, A. Krizhevsky, and D. Quillen. Learning hand-eye coordination for robotic grasping with deep learning and large-scale data collection. *CoRR*, Vol. abs/1603.02199, , 2016.

[151] L. Pinto and A. Gupta. Supersizing self-supervision: Learning to grasp from 50K tries and 700 robot hours. In *Proceedings of The 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3406–3413, 2016.

[152] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. W. Moore. Reinforcement learning: A survey. *Journal of artificial intelligence research*, Vol. 4, pp. 237–285, 1996.

[153] 浅田稔, 野田彰一, 細田耕. ロボットの行動獲得のための状態空間の自律的構成. 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 6, pp. 886–892, 1997.

[154] P. Abbeel, A. Coates, and A. Y. Ng. Autonomous helicopter aerobatics through apprenticeship learning. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 29, No. 13, pp. 1608–1639, 2010.

[155] B. D. Argall, S. Chernova, M. Veloso, and B. Browning. A survey of robot learning from demonstration. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 57, No. 5, pp. 469 – 483, 2009.

[156] 國吉康夫. 模倣の適応性と創発性: 実世界における人間的知性の基盤. 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 5, pp. 671–677, 2007.

[157] 吉川恒夫. 計算トルク法によるディジタル制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 7, No. 3, pp. 237–242, 1989.

[158] 梶田秀司, 金広文男, 金子健二, 藤原清司, 原田研介, 横井一仁, 比留川博久. 分解運動量制御: 運動量と角運動量に基づくヒューマノイドロボットの全身運動生成. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 772–779, 2004.

[159] S. Lavalle and J. Kuffner. Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects. In *Algorithmic and Computational Robotics: New Directions*, pp. 293–308, 2000.

[160] Y. Maeda, H. Kijimoto, Y. Aiyama, and T. Arai. Planning of graspless manipulation by multiple robot fingers. In *Proceedings of The 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 2474–2479 vol.3, 2001.

[161] 川村貞夫, 宮崎文夫, 有本卓. ロボットマニピュレータの運動学習制御. 計測自動制御学会論文集, Vol. 22, No. 4, pp. 443–450, 1986.

[162] 美多勉, 加藤英治, 青木康史. 反復制御とロボットアームの軌道制御への応用. 計測自動制御学会論文集, Vol. 21, No. 11, pp. 1223–1230, 1985.

[163] S. Ookubo, Y. Asano, T. Kozuki, T. Shirai, K. Okada, and M. Inaba. Learning nonlinear muscle-joint state mapping toward geometric model-free tendon driven musculoskeletal robots. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 765–770, 2015.

[164] S. Thrun. Robotic mapping: A survey. *Exploring artificial intelligence in the new millennium*, Vol. 1, pp. 1–35, 2002.

[165] A. A. Makarenko, S. B. Williams, F. Bourgault, and H. F. Durrant-Whyte. An experiment in integrated exploration. In *Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 534–539 vol.1, 2002.

[166] 五味裕章, 川人光男. フィードバック誤差学習による閉ループシステムの学習制御. システム制御情報学会論文誌, Vol. 4, No. 1, pp. 37–47, 1991.

[167] V. Mnih, A. P. Badia, M. Mirza, A. Graves, T. Lillicrap, T. Harley, D. Silver, and K. Kavukcuoglu. Asynchronous methods for deep reinforcement learning. In M. F. Balcan and K. Q. Weinberger, editors, *Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning*, Vol. 48 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pp. 1928–1937, New York, New York, USA, 2016. PMLR.

[168] M. Bojarski, D. D. Testa, D. Dworakowski, B. Firner, B. Flepp, P. Goyal, L. D. Jackel, M. Monfort, U. Muller, J. Zhang, X. Zhang, J. Zhao, and K. Zieba. End to end learning for self-driving cars. *CoRR*, Vol. abs/1604.07316, , 2016.

[169] P. Agrawal, A. V. Nair, P. Abbeel, J. Malik, and S. Levine. Learning to poke by poking: Experiential learning of intuitive physics. In D. D. Lee, M. Sugiyama, U. V. Luxburg, I. Guyon, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 29*, pp. 5074–5082. Curran Associates, Inc., 2016.

[170] 音田弘, 末廣尚士. 仮想環境を用いた作業の教示. 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 2, pp. 170–174, 1999.

[171] W. Li and J. J. E. Slotine. An indirect adaptive robot controller. *Systems Control Letters*, Vol. 12, No. 3, pp. 259 – 266, 1989.

[172] K. Okada, T. Ogura, A. Haneda, J. Fujimoto, F. Gravot, and M. Inaba. Humanoid motion generation system on HRP2-JSK for daily life environment. In *Proceedings of The 2005 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, Vol. 4, pp. 1772–1777, 2005.

[173] C.M. ビショップ, 元田 浩 (監訳), 栗田 多喜夫 (監訳), 樋口 知之 (監訳), 松本 裕治 (監訳), 村田 昇 (監訳). パターン認識と機械学習 上. 丸善出版, 2012.

[174] 須山敦志, 杉山将. ベイズ推論による機械学習入門. 講談社, 2017.

[175] C. Cortes and V. Vapnik. Support-vector networks. *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297, 1995.

[176] S. Nozawa, M. Kanazawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, T. Yoshiike, and M. Inaba. Three-dimensional humanoid motion planning using COM feasible region and its application to ladder climbing tasks. In *Proceedings of the 2016 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 49–56, 2016.

[177] QuadProg++. `https://github.com/liuq/QuadProgpp`.

[178] qpOASES. `https://projects.coin-or.org/qpOASES`.

[179] CVXOPT. `http://cvxopt.org/`.

[180] D. Goldfarb and A. Idnani. A numerically stable dual method for solving strictly convex quadratic programs. *Mathematical Programming*, Vol. 27, No. 1, pp. 1–33, 1983.

[181] NLopt. `https://nlopt.readthedocs.io/en/latest/`.

[182] Generate-And-Test Search. `http://intelligence.worldofcomputing.net/ai-search/generate-and-test-search.html`.

[183] S. Kuindersma, F. Permenter, and R. Tedrake. An efficiently solvable quadratic program for stabilizing dynamic locomotion. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2589–2594, 2014.

[184] S. Feng, X. Xinjilefu, C. G. Atkeson, and J. Kim. Optimization based controller design and implementation for the Atlas robot in the DARPA Robotics Challenge Finals. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 1028–1035, 2015.

[185] J. Denavit and R. S. Hartenberg. A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices. *Trans. of the ASME. Journal of Applied Mechanics*, Vol. 22, pp. 215–221, 1955.

[186] PQP - A Proximity Query Package. `http://gamma.cs.unc.edu/SSV/`.

[187] B. Mirtich. V-clip: Fast and robust polyhedral collision detection. Technical Report TR97-05, MERL - Mitsubishi Electric Research Laboratories, Cambridge, MA 02139, 1997.

[188] FCL: A Flexible Collision Library. `http://gamma.cs.unc.edu/FCL/fcl_docs/webpage/generated/index.html`.

[189] E. Larsen, S. Gottschalk, M. C. Lin, and D. Manocha. Fast distance queries with rectangular swept sphere volumes. In *Proceedings of The 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 4, pp. 3719–3726 vol.4, 2000.

[190] D. P. Dobkin and D. G. Kirkpatrick. A linear algorithm for determining the separation of convex polyhedra. *Journal of Algorithms*, Vol. 6, No. 3, pp. 381 – 392, 1985.

[191] J. Kerr and B. Roth. Analysis of multifingered hands. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 4, No. 4, pp. 3–17, 1986.

[192] 奥野貴之. 錐制約をもつ半無限計画問題の研究 (特集 新世代が切り拓く連続最適化). オペレーションズ・リサーチ : 経営の科学, Vol. 59, No. 3, pp. 145–151, 2014.

[193] S. Caron, Q. Pham, and Y. Nakamura. Stability of surface contacts for humanoid robots: Closed-form formulae of the contact wrench for rectangular support areas. In *Proceedings of The 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 5107–5112. IEEE, 2015.

[194] 長阪 憲一郎 and 川浪 康範 and 清水 悟 and 福島 哲治. 理想関節ユニットを有したロボットへの一般化逆動力学の適用. 第 14 回ロボティクスシンポジア予稿集, pp. 152–158, 2009.

[195] M. Kanazawa, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, Y. Kanemoto, M. Kuroda, K. Okada, M. Inaba, and T. Yoshiike. Robust vertical ladder climbing and transitioning between ladder and catwalk for humanoid robots. In *Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2202–2209, 2015.

[196] 川崎晴久. ロボットハンドマニピュレーション. 共立出版, 2004.

[197] 内山勝, 中村仁彦. 岩波講座 ロボット学〈2〉ロボットモーション. 岩波書店, 2004.

[198] A. Enomoto, Y. Aoyama, Y. Yamauchi, and N. Yamamoto. Near optimal assembly sequence generation. In *2016 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*, pp. 95–101, 2016.

[199] I. A. Sucan and S. Chitta. MoveIt. `http://moveit.ros.org`.

[200] 比留川博久. 組立作業過程における拘束の表現と解析. 日本ロボット学会誌, Vol. 11, No. 2, pp. 192–200, 1993.

[201] 山脇輔, 八島真人. 全腕マニピュレーションのためのランダム操り計画. 日本ロボット学会誌, Vol. 32, No. 3, pp. 286–294, 2014.

[202] 小俣透. 多指ハンドによる 3 次元つりあい把持のための指先位置計算アルゴリズム. 計測自動制御学会論文集, Vol. 27, No. 10, pp. 1152–1158, 1991.

[203] H. Durrant-Whyte, N. Roy, and P. Abbeel. *Global Optimization of Robotic Grasps*. MIT Press, 2012.

[204] A. J. GOLDMAN. Polyhedral convex cones, linear inequalities and related systems. *Annals of Math.Studies*, Vol. 38, pp. 19–39, 1956.

[205] S. Hirai and H. Asada. Kinematics and statics of manipulation using the theory of polyhedral convex cones. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 12, No. 5, pp. 434–447, 1993.

[206] K. Fukuda and A. Prodon. *Double description method revisited*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1996.

[207] S. M. LaValle. *Planning Algorithms*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2006. Available at http://planning.cs.uiuc.edu/.

[208] C. Fitzgerald. Developing baxter. In *2013 IEEE Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA)*, pp. 1–6, 2013.

[209] R. E. Fikes and N. J. Nilsson. Strips: A new approach to the application of theorem proving to problem solving. *Artificial Intelligence*, Vol. 2, No. 3, pp. 189 – 208, 1971.

[210] 松原仁, 岡野彰, 井上博允. 作業目標レベルのロボット言語の設計と試作. 日本ロボット学会誌, Vol. 3, No. 3, pp. 220–228, 1985.

[211] S. E. Fahlman. A planning system for robot construction tasks. *Artificial Intelligence*, Vol. 5, No. 1, pp. 1 – 49, 1974.

[212] M. Sharir and E. Ariel-Sheffi. On the Piano Movers' problem: IV. Various decomposable two-dimensional motion-planning problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, Vol. 37, No. 4, pp. 479–493, 1984.

[213] B. Donald, P. Xavier, J. Canny, and J. Reif. Kinodynamic motion planning. *J. ACM*, Vol. 40, No. 5, pp. 1048–1066, 1993.

[214] S. M. LaValle and J. James J. Kuffner. Randomized kinodynamic planning. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 20, No. 5, pp. 378–400, 2001.

[215] Q. C. Pham. A General, Fast, and Robust Implementation of the Time-Optimal Path Parameterization Algorithm. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 30, No. 6, pp. 1533–1540, 2014.

[216] Q. C. Pham, S. Caron, P. Lertkultanon, and Y. Nakamura. Admissible velocity propagation: Beyond quasi-static path planning for high-dimensional robots. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 36, No. 1, pp. 44–67, 2017.

[217] M. Murooka, R. Ueda, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Global planning of whole-body manipulation by humanoid robot based on transition graph of object motion and contact switching. *Advanced Robotics*, Vol. 31, No. 6, pp. 322–340, 2017.

[218] T. T. Wong, W. S. Luk, and P. A. Heng. Sampling with hammersley and halton points. *Journal of Graphics Tools*, Vol. 2, No. 2, pp. 9–24, 1997.

[219] M. Murooka, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Feasibility evaluation of object manipulation by a humanoid robot based on recursive estimation of the object's physical properties. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 4082–4089, 2017.

[220] R. Smith. Open dynamics engine, 2008. http://www.ode.org/.

[221] 小倉崇, 岡田慧, 稲葉雅幸. ヒューマノイドのための新しいロボットプログラミング環境:EusDyna ーマイクロカーネル方式による動力学シミューレーション・プログラミングの統合の実現ー. 日本ロボット学会第 24 回学術講演会予稿集, p. 1H31, 2006.

[222] 吉川恒夫. ロボットアームの可操作度. 日本ロボット学会誌, Vol. 2, No. 1, pp. 63–67, 1984.

[223] Y. Nakamura and H. Hanafusa. Inverse Kinematic Solutions With Singularity Robustness for Robot Manipulator Control. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol. 108, No. 3, pp. 163–171, 1986.

[224] T. F. Chan and R. V. Dubey. A weighted least-norm solution based scheme for avoiding joint limits for redundant joint manipulators. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 11, No. 2, pp. 286–292, 1995.

[225] H. Sugiura, M. Gienger, H. Janssen, and C. Goerick. Real-Time Self Collision Avoidance for Humanoids by means of Nullspace Criteria and Task Intervals. In *Proceedings of the 2006 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 575–580, 2006.

[226] 比留川博久, 原田研介, 梶田秀司, 金子健二, 金広文男. 接触力凸多面錐に基づくヒューマノイドロボットの動作生成 第 1 報接触状態遷移判定法. 第 11 回ロボティクスシンポジア予稿集, pp. 139–146, 2005.

[227] M. Murooka, Y. Inagaki, R. Ueda, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Whole-body holding manipulation by humanoid robot based on transition graph of object motion and contact. In *Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3950–3955, 2015.

[228] K. Kojima, T. Karasawa, T. Kozuki, E. Kuroiwa, S. Yukizaki, S. Iwaishi, T. Ishikawa, R. Koyama, S. Noda, F. Sugai, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Development of Life-Sized High-Power Humanoid Robot JAXON for Real-World Use. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 373–380, 2015.

[229] S. Cousins. ROS on the PR2 [ROS Topics]. *IEEE Robotics Automation Magazine*, Vol. 17, No. 3, pp. 23–25, 2010.

[230] 田窪朋仁, 井上健司, 新井健生. 人間型ロボットの作業移動. 日本ロボット学会誌, Vol. 24, No. 5, pp. 614–622, 2006.

[231] 西脇光一, 加賀美聡. 将来にわたる ZMP 許容領域を考慮したオンライン 2 足歩行軌道生成法. 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 7, pp. 702–710, 2012.

[232] 原田研介, 梶田秀司, 金広文男, 藤原清司, 金子健二, 横井一仁, 比留川博久. ヒューマノイドロボットの押し操作における歩行動作. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 3, pp. 392–399, 2004.

[233] Y. Ohmura, Y. Kuniyoshi, and A. Nagakubo. Conformable and Scalable Tactile Sensor Skin for Curved Surfaces. In *Proceedings of The 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1348–1353, 2006.

[234] M. V. Damme, P. Beyl, B. Vanderborght, V. Grosu, R. V. Ham, I. Vanderniepen, A. Matthys, and D. Lefeber. Estimating Robot End-effector Force from Noisy Actuator Torque Measurements. In *Proceedings of The 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1108–1113, 2011.

[235] 金広文男, 金子健二, 藤原清司, 原田研介, 梶田秀司, 横井一仁, 比留川博久, 赤地一彦, 五十棲隆勝. ヒューマノイドの転倒回復機能の実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 1, pp. 37–45, 2004.

[236] K. Kaneko, F. Kanehiro, M. Morisawa, E. Yoshida, and J. Laumond. Disturbance Observer that Estimates External Force Acting on Humanoid Robots. In *Proceedings of The 12th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control*, 2012.

[237] 室岡雅樹, 小椎尾侑多, 野沢峻一, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸. 等身大ヒューマノイドにおける接触姿勢計画と歩行動作修正に基づく大型重量物全身押し操作行動の実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 34, No. 7, pp. 448–457, 2016.

[238] 小菅一弘, 古田勝久, 横山竜昭. ロボットの仮想内部モデル追従制御系. 計測自動制御学会論文集, Vol. 24, No. 1, pp. 55–62, 1988.

[239] 森澤光晴, 梶田秀司, 金広文男, 金子健二, 三浦郁奈子. CapturePoint の誤差補償によるヒューマノイドロボットのバランス制御. 第 30 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 4K2–3, 2012.

[240] 西脇光一, 加賀美聡. ヒューマノイドのための短周期オンライン歩行軌道生成更新法. 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 6, pp. 834–841, 2007.

[241] 中岡慎一郎, 山野辺夏樹, 比留川博久, 山根克, 川角祐一郎. 分散コンポーネント型ロボットシミュレータ OpenHRP3. 日本ロボット学会誌, Vol. 26, No. 5, pp. 399–406, 2008.

[242] Thrun, S. and Burgard, W. and Fox, D. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005.

[243] 石井健一郎, 上田修功. 続・わかりやすいパターン認識: 教師なし学習入門. オーム社, 2014.

[244] Laplace the Bayesianista and the Mass of Saturn. `https://perfdynamics.blogspot.jp/2013/09/laplace-bayesianista-and-mass-of-saturn.html`.

[245] Pierre Simon Laplace on Probability and Statistics. `http://www.cs.xu.edu/math/Sources/Laplace/index.html`.

[246] D. Fox, S. Thrun, W. Burgard, and F. Dellaert. *Particle Filters for Mobile Robot Localization*. Springer New York, New York, NY, 2001.

[247] S. I. Roumeliotis and G. A. Bekey. Bayesian estimation and Kalman filtering: a unified framework for mobile robot localization. In *Proceedings of The 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 2985–2992 vol.3, 2000.

[248] V. Lepetit and P. Fua. Monocular model-based 3d tracking of rigid objects. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, Vol. 1, No. 1, pp. 1–89, 2005.

[249] A. Petrovskaya and O. Khatib. Global Localization of Objects via Touch. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 27, No. 3, pp. 569–585, 2011.

[250] T. Furukawa, B. Lavis, and H. F. Durrant-Whyte. Parallel grid-based recursive Bayesian estimation using GPU for real-time autonomous navigation. In *Proceedings of The 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 316–321, 2010.

[251] M. Murooka, S. Noda, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Achievement of pivoting large and heavy objects by life-sized humanoid robot based on online estimation control method of object state and manipulation force. *Journal of Robotics Society of Japan*, Vol. 32, No. 7, pp. 595–602, 2014.

[252] D. Werner, A. Al-Hamadi, and P. Werner. Truncated Signed Distance Function: Experiments on Voxel Size. In *Image Analysis and Recognition: 11th International Conference, ICIAR 2014, Vilamoura, Portugal, Oct. 22-24, 2014, Proceedings, Part II*, pp. 357–364, Cham, 2014. Springer International Publishing.

[253] A. Elfes. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation. *Computer*, Vol. 22, No. 6, pp. 46–57, 1989.

[254] A. Tsuda, Y. Kakiuchi, S. Nozawa, R. Ueda, K. Okada, and M. Inaba. On-line next best grasp selection for in-hand object 3D modeling with dual-arm coordination. In *Proceedings of The 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1799–1804, 2012.

[255] J. I. Vasquez-Gomez, L. E. Sucar, R. Murrieta-Cid, and E. Lopez-Damian. Volumetric Next-best-view Planning for 3D Object Reconstruction with Positioning Error. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 11, No. 10, p. 159, 2014.

[256] A. Okamura and M. Cutkosky. Feature Detection for Haptic Exploration with Robotic Fingers. *The Internationaltional Journal of Robotics Research*, Vol. 20, No. 12, pp. 925–938, 2001.

[257] Kieffer, J. and Yu, K. and Cao, J. and Maw, K. Toward blind groping: an approach to manipulation in unknown sensor-hostile environments. *Field and Service Robotics*, pp. 434–440, 1998.

[258] J. Englsberger, A. Werner, C. Ott, B. Henze, M. Roa, G. Garofalo, R. Burger, A. Beyer, O. Eiberger, K. Schmid, and A. Albu-Schaffer. Overview of the torque-controlled humanoid robot TORO. In *Proceedings of the 2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 916–923, 2014.

[259] M. Murooka, R. Ueda, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Planning and Execution of Groping Behavior for Contact Sensor based Manipulation in an Unknown Environment. In *Proceedings of The 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3955–3962, 2016.

[260] M. Murooka, S. Noda, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Manipulation Strategy Decision and Execution Based on Strategy Proving Operation for Carrying Large and Heavy Objects. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3425–3432, 2014.

[261] D. G. Lowe. Robust model-based motion tracking through the integration of search and estimation. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 8, No. 2, pp. 113–122, 1992.

[262] E. Marchand, P. Bouthemy, F. Chaumette, and V. Moreau. Robust real-time visual tracking using a 2D-3D model-based approach. In *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 1, pp. 262–268 vol.1, 1999.

[263] V. A. Prisacariu and I. D. Reid. Pwp3d: Real-time segmentation and tracking of 3d objects. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 98, No. 3, pp. 335–354, 2012.

[264] D. G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, 2004.

[265] A. Penate-Sanchez, J. Andrade-Cetto, and F. Moreno-Noguer. Exhaustive Linearization for Robust Camera Pose and Focal Length Estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 35, No. 10, pp. 2387–2400, 2013.

[266] C. Choi, S. Baek, and S. Lee. Real-time 3D object pose estimation and tracking for natural landmark based visual servo. In *Proceedings of the 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3983–3989, 2008.

[267] E. Rosten and T. Drummond. Fusing points and lines for high performance tracking. In *Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 1508–1515 Vol. 2, 2005.

[268] L. Vacchetti, V. Lepetit, and P. Fua. Combining edge and texture information for real-time accurate 3d camera tracking. In *Proceedings of the 3rd IEEE/ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, ISMAR '04, pp. 48–57, Washington, DC, USA, 2004. IEEE Computer Society.

[269] P. J. Besl and N. D. McKay. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239–256, 1992.

[270] Y. Chen and G. Medioni. Object modelling by registration of multiple range images. *Image and Vision Computing*, Vol. 10, No. 3, pp. 145 – 155, 1992.

[271] S. Rusinkiewicz and M. Levoy. Efficient variants of the ICP algorithm. In *Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp. 145–152, 2001.

[272] F. Pomerleau, F. Colas, R. Siegwart, and S. Magnenat. Comparing icp variants on real-world data sets. *Autonomous Robots*, Vol. 34, No. 3, pp. 133–148, 2013.

[273] A. Segal, D. Haehnel, and S. Thrun. Generalized-ICP. In *Proceedings of Robotics: Science and Systems*, Seattle, USA, 2009.

[274] R. B. Rusu and S. Cousins. 3D is here: Point Cloud Library (PCL). In *Proceedings of The 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1–4, 2011.

[275] A. Milella and R. Siegwart. Stereo-Based Ego-Motion Estimation Using Pixel Tracking and Iterative Closest Point. In *Fourth IEEE International Conference on Computer Vision Systems*, pp. 21–21, 2006.

[276] R. B. Rusu, N. Blodow, and M. Beetz. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration. In *Proceedings of The 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3212–3217, 2009.

[277] B. Lin, T. Tamaki, M. Slomp, B. Raytchev, K. Kaneda, and K. Ichii. 3D Keypoints Detection from a 3D Point Cloud for Real-Time Camera Tracking. *IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems*, Vol. 133, No. 1, pp. 84–90, 2013.

[278] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell. Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3431–3440, 2015.

[279] Y. Furuta, K. Wada, M. Murooka, S. Nozawa, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Transformable semantic map based navigation using autonomous deep learning object segmentation. In *Proceedings of the 2016 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 614–620, 2016.

[280] M. A. Fischler and R. C. Bolles. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395, 1981.

[281] 杉原知道. Levenberg-Marquardt 法による可解性を問わない逆運動学. 日本ロボット学会誌, Vol. 29, No. 3, pp. 269–277, 2011.

[282] J. Fischer, J. G. Mikhael, J. B. Tenenbaum, and N. Kanwisher. Functional neuroanatomy of intuitive physical inference. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 113, No. 34, pp. E5072–E5081, 2016.

[283] D. M. Wolpert, Z. Ghahramani, and M. I. Jordan. An internal model for sensorimotor integration. *Science*, Vol. 269, No. 5232, pp. 1880–2., 1995.

[284] B. Zheng, Y. Zhao, J. Yu, K. Ikeuchi, and S. C. Zhu. Scene understanding by reasoning stability and safety. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 112, No. 2, pp. 221–238, 2015.

[285] H. S. Koppula and A. Saxena. Anticipating Human Activities Using Object Affordances for Reactive Robotic Response. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 38, No. 1, pp. 14–29, 2016.

[286] J. Wu, I. Yildirim, J. J. Lim, B. Freeman, and J. Tenenbaum. Galileo: Perceiving physical object properties by integrating a physics engine with deep learning. In C. Cortes, N. D. Lawrence, D. D. Lee, M. Sugiyama, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 28*, pp. 127–135. Curran Associates, Inc., 2015.

[287] P. W. Battaglia, J. B. Hamrick, and J. B. Tenenbaum. Simulation as an engine of physical scene understanding. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 110, No. 45, pp. 18327–18332, 2013.

[288] R. Mottaghi, H. Bagherinezhad, M. Rastegari, and A. Farhadi. Newtonian scene understanding: Unfolding the dynamics of objects in static images. In *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.

[289] C. Finn, I. J. Goodfellow, and S. Levine. Unsupervised learning for physical interaction through video prediction. In *Advances in Neural Information Processing Systems 29*, 2016.

[290] R. Mottaghi, M. Rastegari, A. Gupta, and A. Farhadi. “what happens if...” learning to predict the effect of forces in images. In B. Leibe, J. Matas, N. Sebe, and M. Welling, editors, *Computer Vision – ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, Oct. 11–14, 2016, Proceedings, Part IV*, pp. 269–285, Cham, 2016. Springer International Publishing.

[291] 室岡雅樹, 二井谷勇佑, 和田健太郎, 野沢峻一, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸. ロボットマニピュレーションにおける画像内物体の深層学習による運動予測. 第 31 回 人工知能学会全国大会, 2017, pp. 2B1–1, 2017.

[292] N. Koenig and A. Howard. Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator. In *Proceedings of the 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 3, pp. 2149–2154 vol.3, 2004.

[293] Z. Wu, S. Song, A. Khosla, F. Yu, L. Zhang, X. Tang, and J. Xiao. 3D ShapeNets: A deep representation for volumetric shapes. In *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1912–1920, 2015.

[294] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In F. Pereira, C. J. C. Burges, L. Bottou, and K. Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, pp. 1097–1105. Curran Associates, Inc., 2012.

[295] D. P. Kingma and J. Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *CoRR*, Vol. abs/1412.6980, , 2014.

[296] S. Tokui, K. Oono, S. Hido, and J. Clayton. Chainer: a next-generation open source framework for deep learning. In *Proceedings of Workshop on Machine Learning Systems (LearningSys) in The Twenty-ninth Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 2015.

[297] A. Eitel, J. T. Springenberg, L. Spinello, M. Riedmiller, and W. Burgard. Multimodal deep learning for robust RGB-D object recognition. In *Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 681–687, 2015.

[298] K. Yang, S. K. Gan, and S. Sukkarieh. A gaussian process-based rrt planner for the exploration of an unknown and cluttered environment with a uav. *Advanced Robotics*, Vol. 27, No. 6, pp. 431–443, 2013.

[299] T. Furukawa, F. Bourgault, B. Lavis, and H. F. Durrant-Whyte. Recursive Bayesian search-and-tracking using coordinated uavs for lost targets. In *Proceedings of The 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2521–2526, 2006.

[300] 宮里義彦. 適応制御理論の回顧と展望. 計測と制御, Vol. 40, No. 1, pp. 56–62, 2001.

[301] 大須賀公一, 前田浩一. マニピュレータの動特性同定法. 計測自動制御学会論文集, Vol. 22, No. 6, pp. 637–643, 1986.

[302] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. R. Cassandra. Planning and acting in partially observable stochastic domains. *Artificial Intelligence*, Vol. 101, No. 1, pp. 99 – 134, 1998.

[303] B. Kim, L. P. Kaelbling, and T. Lozano-Prez. Learning to guide task and motion planning using score-space representation. In *Proceedings of The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2810–2817, 2017.

[304] M. Kawato. Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology*, Vol. 9, No. 6, pp. 718 – 727, 1999.

[305] 上田隆一. 確率ロボティクスの展望. 日本ロボット学会誌, Vol. 29, No. 5, pp. 404–407, 2011.

[306] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Y. Ng. ROS: an open-source Robot Operating System. In *ICRA Workshop on Open Source Software*, 2009.

[307] 岡田慧. ROS（ロボット・オペレーティング・システム）. 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 9, pp. 830–835, 2012.

[308] N. Ando, T. Suehiro, K. Koseki, K. Tetsuo, and Y. Woo-Keun. RT-middleware: distributed component middleware for RT (robot technology). In *Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3933–3938, 2005.

[309] T. Matsui. Multithread object-oriented language euslisp for parallel and asynchronous programming in robotics. In *Workshop on Concurrent Object-based Systems, IEEE 6th Symposium on Parallel and Distributed Processing*, 1994.

[310] Z. Cao, T. Simon, S. E. Wei, and Y. Sheikh. Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017.

[311] H. Ferreau, C. Kirches, A. Potschka, H. Bock, and M. Diehl. qpOASES: A parametric active-set algorithm for quadratic programming. *Mathematical Programming Computation*, Vol. 6, No. 4, pp. 327–363, 2014.

[312] 岡田慧, 斎藤学, 東騁, 三木田浩行, 野沢峻一, 稲葉雅幸. OpenRTM-ROS 相互運用プロジェクト. 第 30 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 3J2–2, 2012.

[313] S. Nozawa, E. Kuroiwa, K. Kojima, R. Ueda, M. Murooka, S. Noda, I. Kumagai, Y. Ohara, Y. Kakiuchi, K. Okada, and M. Inaba. Multi-layered real-time controllers for humanoid's manipulation and locomotion tasks with emergency stop. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 381–388, 2015.

以上

1p～ 302p 完

博士論文

平成 29 年 12 月 8 日提出

東京大学大学院 情報理工学系研究科
知能機械情報学専攻 博士課程
室岡 雅樹