

博士論文

積算状態推定に基づくヒューマノイドロボットの
継続的タスク実行システムの構成法

平成28年12月9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
熊谷 伊織

目次

第1章	序論	11
1.1	研究背景	13
1.2	本研究の目的と特徴	14
1.3	本論文の構成	16
第2章	積算状態推定に基づく継続的タスク実現可能なロボットシステム	19
2.1	はじめに	21
2.2	ロボットシステムの継続性	21
2.2.1	時間の継続性	22
2.2.2	タスクの継続性	22
2.2.3	処理の継続性	23
2.3	継続性実現のための技術的分析	24
2.3.1	災害対応ロボット競技会の概要	24
2.3.2	ヒューマノイドロボットの継続タスク実行における課題	25
2.4	ヒューマノイドロボットの積算状態推定	27
2.4.1	積算状態推定による継続的複数タスク実行可能な自律系の実現	28
2.4.2	状態推定の積算によるタスク非依存な状態の獲得	28
2.5	積算状態推定に基づく継続的タスク実行システム	30
2.5.1	関節負荷の積算による関節温度制御	32
2.5.2	速度誤差分布の積算による高速・高精度な自己位置推定	35
2.5.3	環境認識の積算による移動中認識動作実行モデルの実現	38
2.5.4	遠隔指示系との統合	39
2.6	おわりに	41
第3章	関節トルク積算による温度推定を用いた関節負荷制限制御法	43
3.1	はじめに	45
3.2	継続的高負荷行動のための関節負荷軽減制御	46
3.3	オンライン関節温度推定に基づく関節トルク制限	47
3.3.1	モータの温度モデルの定式化	48
3.3.2	モータ温度モデルのパラメータ同定法	49
3.3.3	モータの熱モデルとパラメータ同定法の評価	50

3.3.4	推定関節温度に基づくオンライン上限トルク計算	51
3.4	関節負荷制限のための関節トルク制限制御	53
3.4.1	関節トルクの理想応答の定式化	53
3.4.2	二自由度制御系の設計	53
3.4.3	関節モデルの定式化	54
3.4.4	目標関節トルクを実現するための関節角度差分の導出	55
3.4.5	実ロボットにおける関節モデルパラメータ同定と評価	55
3.5	関節負荷制限制御による高負荷行動実現	56
3.5.1	多点環境接触を伴う長時間負荷行動における負荷軽減制御	56
3.5.2	瞬間的高負荷行動における負荷軽減制御	58
3.6	おわりに	59
第4章	自己位置推定と周囲環境積算の細粒度相補的統合法	63
4.1	はじめに	65
4.2	実行周期と必要精度を考慮した自己位置推定と周囲環境積算の細粒 度相補的統合法の概要	66
4.2.1	自己位置推定と周囲環境積算の統合による計算コストの削減	66
4.2.2	ヒューマノイドロボットにおける自己位置推定と周囲環境積 算の細粒度相補的統合	67
4.2.3	速度誤差モデルに基づく高速な自己位置推定システム	69
4.2.4	レーザ点群の積算とSLAMによる高精度位置姿勢補償	70
4.2.5	自己位置推定に基づく高精度で密な積算周囲環境地図の獲得	71
4.3	自己位置推定のための観測と誤差モデルの定式化	72
4.3.1	ビジュアルオドメトリ	72
4.3.2	ヒューマノイドロボットにおける自己位置推定誤差	73
4.3.3	正規分布の重ね合わせを用いた推定姿勢のフィードバック	76
4.4	パーティクルフィルタを用いた高速な自己位置推定の精度向上	78
4.4.1	サンプリング	79
4.4.2	重み付け	79
4.4.3	リサンプリング	82

4.4.4	歩行時の計算量削減法	82
4.4.5	シミュレーションによる自己位置推定精度評価	83
4.5	レーザスキャンの積算と二次元 SLAM による高精度位置姿勢補正	85
4.5.1	ヒューマノイドロボットのための二次元 SLAM	85
4.5.2	レーザ点群を用いた水平仮想レーザスキャンの生成	86
4.5.3	実ロボットにおける二次元 SLAM の精度評価	91
4.6	高精度自己位置推定に基づく積算周囲環境点群生成と動作計画	93
4.6.1	周囲環境点群の積算	94
4.6.2	周囲環境点群を用いた障害物回避歩行計画	94
4.7	異なる移動形態における自己位置推定評価	98
4.7.1	不整地歩行における自己位置推定	98
4.7.2	自動車運転行動における自己位置推定	98
4.7.3	スケートボード行動における自己位置推定	102
4.8	おわりに	105
第 5 章	自己状態を提示する認識補助機能を備えた遠隔指示システム	109
5.1	はじめに	111
5.2	遠隔指示系に求められる状態提示と認識補助機能	112
5.3	遠隔指示に基づくヒューマノイドロボットの車運転行動	114
5.4	ヒューマノイドロボットによる自動車運転システムのための戦略と要 求仕様	115
5.5	ヒューマノイドロボットによる自動車運転のための備品と制御戦略	117
5.5.1	ハンドル操作のための制御戦略	117
5.5.2	ペダル操作のための制御戦略	120
5.5.3	着座位置の決定	121
5.6	自動車運転操作のための認識補助機能	122
5.6.1	自動車の移動経路推定	122
5.6.2	自動車の推定経路上における障害物距離の計算	124
5.6.3	ローカルプランナによる適応的移動経路提案	125
5.7	遠隔指示システムのための通信と指示インタフェースの構成	128

5.7.1	帯域制限環境における通信システムの設計	128
5.7.2	遠隔指示のためのコントロールパネルとロボットの状態の可 視化インタフェース	131
5.8	実世界における自動車運転操作タスクの実現	132
5.8.1	遠隔指示を用いた自動車運転操作行動	132
5.8.2	自律経路提案を用いた自動車運転操作行動	132
5.8.3	DRC Finals における自動車運転操作タスクの実現	134
5.9	おわりに	134
第 6 章	積算状態推定を用いたヒューマノイドの継続的タスク実現	137
6.1	はじめに	139
6.2	積算状態推定に基づくオンライン移動補正	140
6.2.1	大域的平面検出による歩行計画の補償	140
6.2.2	自己位置推定と周囲環境に基づくオンライン歩行修正	140
6.2.3	歩行修正による段差踏破実験	143
6.2.4	自律歩行計画による狭隘部通過実験	143
6.2.5	物体運搬行動時における積算周囲環境点群を用いた自律歩行 計画	147
6.2.6	車の自律運転	148
6.3	移動中認識実行モデルにおける動作補正	152
6.3.1	積算状態推定に基づく周囲環境点群を用いた認識精度の向上	152
6.3.2	移動中認識実行モデルと歩行修正を用いたバルブ操作実験成 功率の評価	155
6.3.3	段差歩行・バルブ操作タスクにおける移動中動作実行モデル の実現	157
6.3.4	ドア開け・バルブ操作タスクによる移動中動作実行モデル時 の継続性評価	157
6.3.5	スケート・ドア開けタスクによる移動形態遷移時の継続性評価	160
6.4	移動補正と動作補正を用いた継続的複数タスク実現	160
6.5	おわりに	165

第7章 結論	167
7.1 本研究の総括	169
7.2 本研究の成果	171
7.2.1 時間の継続性の実現	171
7.2.2 タスクの継続性の実現	172
7.2.3 処理の継続性の実現	173
7.3 本研究の結論	173
謝辞	175
付録	179
A.1 JAXONのハードウェア構成	181
A.1.1 JAXONの関節リンク構成	181
A.1.2 環境相互作用のためのハンド	187
A.1.3 高出力モータドライバのための水冷駆動系	187
A.1.4 独立駆動のための電源系	190
A.1.5 JAXONのセンサ構成	192
A.1.6 自律行動制御のための計算機系	193
A.2 JAXONのソフトウェア構成	199
A.2.1 ハードウェア制御層	199
A.2.2 ロボット全身制御層	200
A.2.3 アプリケーション層	201
発表文献	205
参考文献	211

第1章

序論

1.1 研究背景

ロボットはセンサによる環境・自己状態認識機能とアクチュエータによる環境との相互作用機能を備えた計算機システムであり、これまで人間が行ってきた作業をロボットにより代行し人間の生産性を向上するべく研究開発が進められてきた。特にヒューマノイドロボットは人と同程度の自由度や脚腕のリンク構成、視覚を始めとした環境認識のためのセンサ構成といった人間と類似した身体構成から、人間の活動環境において多様な移動手段及びタスクを実行可能な汎用性が大きな特徴として挙げられ、産業用ロボットのような単純・単一の作業のみならず人間が行ってきたより高度かつ複雑な作業を代行する機能を期待されている。

例えば工場環境においては双腕マニピュレータによる組立作業を行うヒューマノイドロボット [1] や棚の中の物体を認識し取り出すヒューマノイドロボット [2] の開発が進められている。更にヒューマノイドロボットはその身体構造を活かし、航空機のような大型建造物組立など産業用ロボットのための大規模な組立ラインを構成することが困難かつ段差や狭隘な足場の多い環境においても作業が可能であるという特徴があることから、実作業環境への導入に向けた研究が始まっている [3]。

また人間の生活に適して作られた環境に手を加えることなく人間と協調・共存して作業を行うことが可能な人間協調・共存型ロボット [4] としてヒューマノイドロボットによる生活支援行動を実現すべく家事支援行動のためのアプリケーション開発も行われてきた。日本では人間協調・共存型ロボットシステムプロジェクトの一環として等身大ヒューマノイドロボット HRP-2 が開発され [5]、ヒューマノイドロボットによる生活支援行動の研究が進んでいる [6]。近年では生活支援行動としてロボットによる食器の洗浄 [7]、パンケーキの調理 [8]、抱き上げや抱きおろしと言った介護支援 [9]、掃除洗濯などの家事支援 [10] といったアプリケーションが実現されてきた。

更に近年では災害対応分野やインフラ点検分野において人間と同等以上の行動実現機能を備え、危険な環境でも人間に代わって活動可能な機械としてヒューマノイドロボットが注目されている。2015年に開かれた災害対応ロボット競技会 [11] では災害環境を模した条件下において災害発生時の初期対応行動を達成するために米国、韓国、日本をはじめ世界各国の研究者が災害対応ヒューマノイドロボットの研究開発に取り組んだ [12, 13, 14]。この競技会はヒューマノイドロボットによる災害対応行

動システムの開発を大きく後押しする一方で、ヒューマノイドロボットシステムの実運用における多数の課題を明らかにした。

特に災害対応行動のような未知環境において必要な要素の異なる複数の作業を長時間連続して行うためのヒューマノイドロボットシステムをいかにして構成するかという問題はヒューマノイドロボットの特徴の一つである作業に対する汎用性を活用する上で重要である。未知環境において状況に応じて複数の作業を実現するためには、自己に加わる外乱や周囲環境を認識し自律的に行動を計画した上で状況判断に長けた人間の指示を踏まえて適応的な動作を行うためのロボットシステム基盤を構築することが不可欠である。しかしこれまでのロボットシステム研究は上記に示したとおり、主に特定の作業を実行するためのアプリケーションを構成することに主眼を置いて進められており移動行動や物体操作行動といったタスク毎にシステムを構築することが一般的であった。そのようなシステムにおいてはタスク毎に定められた動作モデルから推定された状態に基づき認識・動作制御が行われていたが、ロボットが継続して異なるタスクを実行していく上ではタスク間での状態の再利用性が課題となっていた。そこで本研究では、変化がタスクに依存する状態を時間積算することでタスクに依存しない状態として使用すると共に他のタスクで再利用可能な形で記憶する積算状態推定により長時間のタスク実行中や異なるタスク間における認識・動作制御の連続性を確保し、ロボットによる継続的なタスク実行を可能にする。

1.2 本研究の目的と特徴

本論文では平地歩行・不整地歩行・移動体操作といった移動行動やドア開け・バルブ操作・物体運搬などの物体操作行動などをまとめて広義のタスクとして取扱い、災害環境をはじめとした未知環境においてヒューマノイドロボットが人間の指示を受けながら長時間継続して複数のタスク実行をおこなうための基盤となるロボットシステムの構成法を明らかにすることを目的とする。

ヒューマノイドロボットは未知環境において高負荷・危険なタスクを故障なく継続して達成する必要があるため、そのためには内界センサに基づく自己状態、外界センサに基づく周囲環境及び遠隔操作者の指示の制約に基づいて適応的に行動を選択・変化させなければならない。そこで本論文ではロボットが長時間継続してタスクを実

行する上で時間の継続性, タスクの継続性及び処理の継続性という3つの要素について, 災害ロボット競技会においてヒューマノイドロボットを実際に運用した事例を参考にそれらを実現するための課題を分析する. その上で明らかになった課題を解決するために, 長時間のタスク実行中や異なるタスク間の認識・動作制御においてタスクに変化が依存する状態を積算し, タスクに非依存な状態として推定・記憶する積算状態推定に基づく自律系と遠隔指示系を統合した継続的タスク実行システムを提案する.

まずロボットが安定して長時間の行動を行うためには, 不意の外乱や高負荷に対して適応的に動作を変化させ故障やタスク遂行が妨げられることを防止する必要がある. 本研究では負荷指標として関節トルクを積算することによって推定される関節のモータ温度に着目し, 関節が故障しないように関節負荷を軽減する関節負荷軽減制御法を新たに提案する. 関節温度を用いることで一般的に検出困難な内力による関節モータの焼損防止とタスク達成の両立が可能になる.

更に周囲環境の認識は未知環境における自律的な動作実現のために不可欠な基盤技術である. 本研究ではタスクを安定して連続実行するための周囲環境認識手法を確立するために, まず高速高精度な自己位置推定法を提案し, その自己位置推定結果をもとに物体認識・動作計画のための周囲環境地図を生成する相補的な自己位置推定と周囲環境認識の統合手法を述べる. ヒューマノイドロボットが人間の立ち入ることが出来ない危険な環境で自律的に行動するためには周囲環境認識をロボットがオンボードで行う必要があるが, 本手法は既存手法と比較して高い精度を維持しつつ計算量を大幅に減らしロボットに搭載した計算機で計算可能にする. また速度に着目することによりヒューマノイドロボットの特徴のひとつである多様な移動手段においても統一的に使用可能なシステムを構築することが可能となる.

また災害環境などの未知環境において定性的な判断を行うことは一般の人間でも難しいため, ヒューマノイドロボットがタスクを行う上では適切な状況判断が可能な人間の指示を踏まえることが必要である. 一方でこれらの環境では劣悪な通信環境などからヒューマノイドロボットを直接人間が操作することは現実的ではない. そこで本研究ではオペレータに周囲環境情報を提示し, 遠隔地にいるオペレータの指示を踏まえて動作を行うための認識補助機能を備えた遠隔指示システムを構築する. ヒューマノイドロボットが周囲環境に応じて自律的に情報を操作者に提示し, それを

もとにオペレータが遠隔指示を与えることでオペレータの遠隔操作性を向上させることが本手法の特徴である。

1.3 本論文の構成

本論文は全7章から構成される。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及び各章の構成を述べた。

第2章「積算状態推定に基づく継続的タスク実現可能なロボットシステム」では、ヒューマノイドロボットの継続的なタスク実行のためのロボットシステム研究の概略を説明し、ロボットシステムに求められる継続性について時間の継続性、タスクの継続性及び処理の継続性という3つの観点から実例を用いて考察する。更に明らかになった課題を解決する上での積算状態推定の重要性について論ずるとともに、関連研究を挙げながら本研究の位置づけを述べる。

第3章「関節トルク積算による温度推定を用いた関節負荷制限制御法」では、長時間の継続的タスク実行のための関節負荷軽減制御法について述べる。長時間のタスク実行中に発生する外乱や高負荷による故障やタスクの中断を防ぐため、関節温度に着目することで検出困難な内力によるモータの負荷の影響を予測し、故障しないよう関節の負荷を軽減する制御手法を提案する。

第4章「自己位置推定と周囲環境積算の細粒度相補的統合法」では、ヒューマノイドロボットの認識システムのための高速高精度な自己位置推定法とそれに基づく周囲環境地図の積算を必要な実行周期に応じて細分化し、相補的に統合する手法について述べる。速度誤差に基づく解析的な分散の計算により求めた不確かさに基づいて内界センサと視覚情報を統合し軽量で高速な自己位置推定を行うとともにそれをもとにレーザ情報を積算した点群から仮想レーザスキャンを生成し、2次元SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)手法を適用することで高精度な位置補正を行うことでヒューマノイドロボットがオンボードで行うことが可能な自己位置推定手法を提案する。この自己位置推定手法により周囲環境点群を生成・積算するために必要となる安定した基準座標系が提供されることで、ヒューマノイドロボットの移動中においてもオンボードの計算機で移動計画に利用可能な精度の密な周囲環境点群積算が実現出来ることを示す。

第5章「自己状態を提示する認識補助機能を備えた遠隔指示システム」では、劣悪な通信環境下におけるヒューマノイドロボットの遠隔指示システムの構成法について述べる。車の運転操作タスクを具体例としてヒューマノイドロボットが周囲環境を認識し遠隔地のオペレータに情報を提示することで操作性を向上させる認識補助機能と通信環境の悪い災害環境下においても使用可能な遠隔指示システムを提案する。

第6章「積算状態推定を用いたヒューマノイドの継続的タスク実現」では、ヒューマノイドロボットによる統合実験を通して積算状態推定を用いた提案手法の有用性を実証する。ヒューマノイドロボットが積算状態推定の結果に応じて認識・動作計画をタスク実行と並列して行い、必要に応じて動作を適応的に補正することによりタスク実行時の継続性実現のための課題を解決することが出来ることを示す。

第7章「結論」では、本研究で得られた結果とその成果についてまとめ、本研究の学術的貢献について述べる。

第2章

積算状態推定に基づく継続的タスク実現可能なロボットシステム

2.1 はじめに

本章ではタスク実行のためのロボットシステムの継続性について、時間・タスク・処理の継続性に着目して論じ、必要な要素として環境認識、遠隔指示及び自己状態推定の重要性について述べる。更に要素技術に関するこれまでの関連研究の概略を述べ、タスクを継続実行可能なロボットシステムの構成法について考察する。最後にそれらを踏まえて提案するロボットシステムの位置づけと特徴を論ずる。

2.2 ロボットシステムの継続性

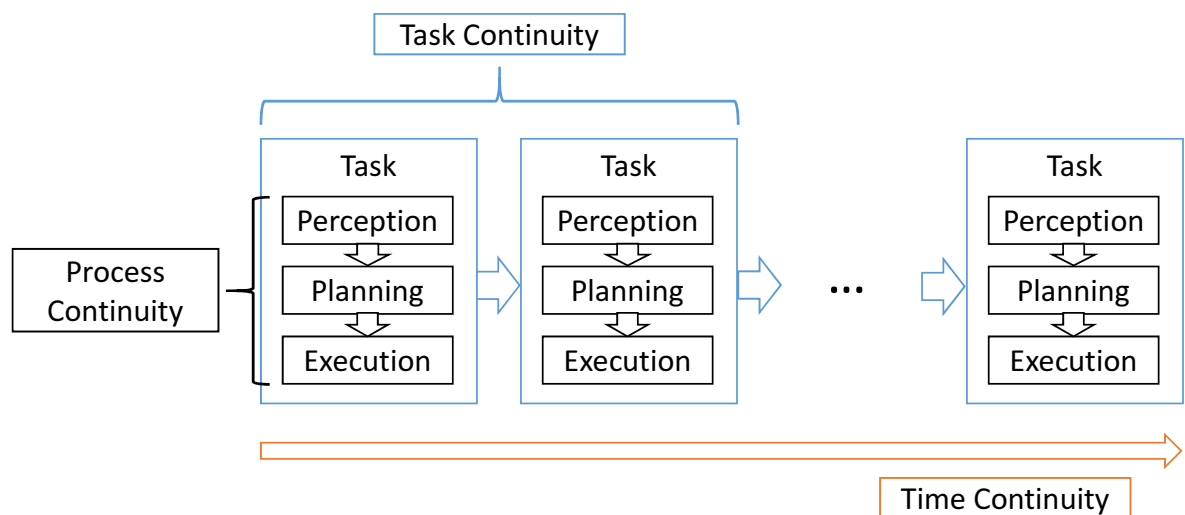


Fig 2.1: Conceptual diagram of continuity for robot system

ヒューマノイドロボットの大きな特徴の一つとして、多様なタスクに対する汎用性が挙げられる。その汎用性から、近年では災害対策行動をはじめとした移動物体操縦、物体操作、不整地歩行、道具利用などの質的に異なる複数のタスクに対するヒューマノイドロボットの導入に向けた研究が進められている。ロボットが多様なタスクを継続して行う際のシステムを概念化したものを Fig.2.1 に示す。Fig.2.1 に示すようにロボットがあるタスクを実行する上では、対象物を認識し、自己の動作を計画し、計画した動作を実行するプロセスを経ることが一般的である。以下本節では、このようなモデルにおいてロボットが継続的にタスクを行う場合において直面する課題を時

間の継続性, タスクの継続性及び処理の継続性という3つの要素として整理し, それぞれについて考察する.

2.2.1 時間の継続性

ロボットが長時間継続してタスクを行う上では, 予期せぬ外乱や誤った遠隔指示によるタスクの失敗を減らしタスク実行可能な状態を維持する必要がある. 本研究ではこの課題を時間の継続性として定義する.

ロボットの外乱や誤った遠隔指示に対する即時的な対応手段として, 失敗復帰や転倒防止の研究が行われてきている. タスク実行中の周囲環境認識に基づく失敗復帰の研究例としては, 植田ら [15] が三次元点群の背景差分に基づく環境の変換の監視とシンボリックな記述を用いたタスクプランナを用いてお茶汲み動作におけるエラー検出と失敗復帰動作を実現している. またタスク実行中のセンサ情報からリアルタイムに転倒防止を行う例として, 森澤ら [16] は歩行中の緊急停止動作を ZMP と CoG に基づいてリアルタイムに計画する動作計画手法を提案している. さらに野沢ら [17] は不正な認識・行動計画を実行した際に内界センサ情報から計算できるキャプチャポイント [18] を参照し, 必要に応じて動作を巻き戻すことによりリアルタイムで転倒を防止するシステムを提案している.

一方でヒューマノイドロボットが長時間の継続動作を行う上での課題は, ヒューマノイドロボットのハードウェア・ソフトウェアの開発が進み長時間動作が可能になったのが近年になってからであることもあり, 依然として研究途上である.

2.2.2 タスクの継続性

ロボットが複数の異なるタスクを連続して行う上では, それぞれのタスクごとに異なる認識・動作計画・動作実行の処理を統合する手法が必要となる. 本研究ではこの課題をタスクの継続性として定義する.

このようなヒューマノイドロボットによる複数タスクの連続実行の問題に対しては, タスクスケジューリングの研究がこれまで広く行われてきた. Kieth ら [19] は等身大ヒューマノイドロボット HRP-2 を用いて冷蔵庫を開けて物を取り出すといった継続的動作を拘束条件を考慮しながら時間最適に実行するシステムを提案している.

また, Mansardらは同じく HRP-2 を用いて対象物認識, 物体操作タスクと歩行タスクを並列して実行し, 歩きながらボールをつかむ動作 [20] や人間とインタラクションを行う [21] 手法を提案している. これらの研究は Mansardら [22] による Stack of Tasks と呼ばれるフレームワークに基づくものである. このフレームワークにおいては優先度に応じて冗長性を利用した逆運動学計算による軌道生成を行うことで滑らかに複数の動作計画を接続または並列して行うことを可能としている.

しかしヒューマノイドロボットの特徴の一つは実行可能なタスクの多様性にあり, それ故に達成することを求められるタスクは逆運動学計算により記述可能な動作計画のみならず移動物体の操縦など多岐にわたる. 従ってそれらのタスク間において周囲環境の認識処理や状態推定の連続性を保ちながら動作を統合・継続していくためのシステムが求められている.

2.2.3 処理の継続性

ロボットがある一つのタスクを行う上では, 必要な知覚認識, 動作計画, 動作実行の処理をいかに効率化するかが課題となる. 本研究ではこの課題を処理の継続性として定義する.

植田 [23] はこの処理の継続性の問題を認識・動作計画・動作実行に割り当てる時間を配分するプロジェクトスケジューリングの問題として取扱い, 評価制御機構と呼ばれる枠組みを取り入れることを提案した. この植田らによるロボットシステムの認識行動実行機能の評価制御機構の研究においては, 「移動前認識実行モデル」, 「移動前後認識実行モデル」及び「移動中認識実行モデル」がロボットの移動を伴うマニピュレーションプロジェクトスケジューリングの実行モデルとして提唱されている. このうち「移動中認識実行モデル」は「移動前認識実行モデル」及び「移動後認識実行モデル」と比較して認識や動作実行に割り当てる時間が小さい場合に有効な一方, 継続的認識の品質は低いものとして扱われている. これは継続的認識のためのトラッキングによる対象物の位置推定がオクルージョンやトラッキング中の照明条件の変化によりトラッキングに失敗する可能性が高くなることによるものであり, 処理の継続性を実現する上で課題として残されている.

また, ロボットの知覚処理や動作計画において遠隔操作が必要となる場合, それ

が処理の継続性を低下させる要素となりうる。これまでに Shared autonomy[24] や Supervised autonomy[25] といった遠隔操作と自律システムの統合方法が提案されてきたが、災害環境下のような未知環境においては通信の遅延や災害地の状況に応じて自律系の優先度を変化させることが望ましく実用的な統合システムにおいては遠隔操作系と自律系の統合方法は目標とするタスクや環境と言った条件に大きく依存しているのが現状である。

2.3 継続性実現のための技術的分析

災害対応行動は車両の運転, 物体操作, 不整地歩行といった異なるタスクを長時間に渡って行う必要があることから本研究で目標とする継続的複数タスク実行のための適応行動システムの主要な適用例であると言える。そこで本節では, DARPA Robotics Challenge Finals[11] における NEDO-JSK チームの事例 [26] を参考に, ヒューマノイドロボットにおける時間の継続性, タスクの継続性及び処理の継続性に関する実際的な課題を明らかにする。

2.3.1 災害対応ロボット競技会の概要

2015 年に開かれた災害対応ロボット競技会 DARPA Robotics Challenge Finals[11] においては, 災害発生時の初期対応行動を想定した以下の 8 つのタスクをロボットが 60 分以内に達成することが目標として掲げられた。

Drive:

ロボットが車に乗った状態でスタートし, 災害現場を模した建屋まで障害物を回避しながら車を運転する。

Egress:

ロボットが車から降り, 建屋の入口の扉まで移動する。

Door:

ロボットがドアノブを回してドアを開け, ドアを通過して建屋に入る。

Valve:

ロボットが建屋内部に設置されたバルブを一回転させる。

Wall:

ロボットが建屋内部に設置されたドリルを用いて所定の壁を切断する。

Surprise:

大会本番まで詳細が知らされていない物体操作行動を行う。実際にはボタンを押す、レバーを倒す、ホースのプラグを付け替えるというタスクが課せられた。

Rubble:

ロボットが瓦礫の設置されている領域かコンクリートブロックを積み上げた不整地のどちらかを踏破する。

Stairs:

ロボットが屋外に設置された階段を登る。

ロボットは災害現場となる建屋から離れた場所から通信帯域制限がかけられた無線通信環境を用いて遠隔操作が可能であった。この無線通信環境としてはロボットとオペレータ間で常時双方向通信が利用可能な9600bpsの通信帯域と、ロボットからオペレータへの通信のみについて屋外では常時、屋内では平均して30秒に1回利用可能な300Mbpsの通信帯域の2つが提供された。またロボットが転倒などによりタスクの継続が不可能となった場合、ペナルティとして10分間の停止時間を課された上でロボットを建屋外のドア手前まで移動させることが許されていた。

2.3.2 ヒューマノイドロボットの継続タスク実行における課題

この災害対応ロボット競技会におけるNEDO-JSKの競技結果をタイムラインに示したものをFig.2.2に示す。また、一連の競技においてロボットの主な行動に要した時間をまとめたものをFig.2.3に示す。なおこれらの図は[23]を引用している。

まず時間の継続性に関する課題として、未知環境や外乱による長時間動作の困難性が挙げられる。劣悪な通信環境と未知環境により遠隔操作性が低下した条件下においては、遠隔操作者の不適切な指示により転倒などの致命的な失敗が発生する。ま

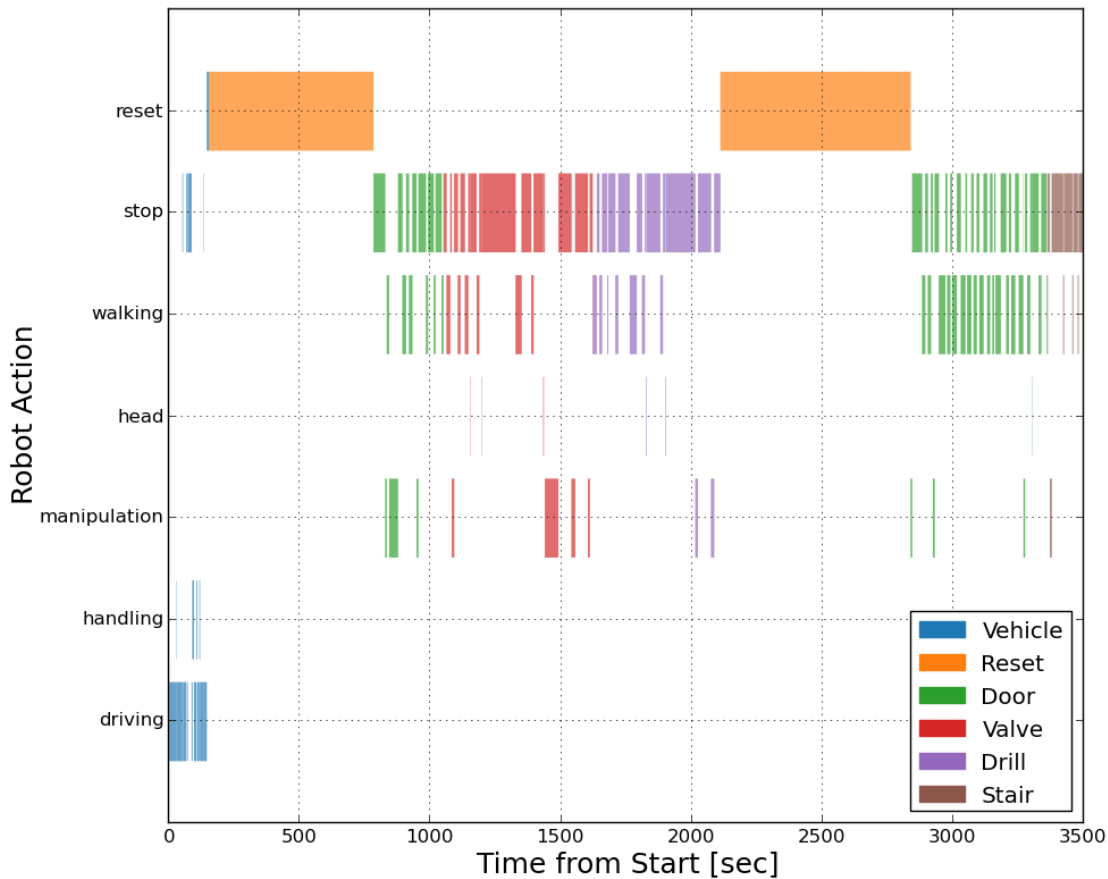


Fig 2.2: Timeline of DRC run of NEDO-JSK team, 2nd day[23]

た外乱等による内力の蓄積は関節の故障を引き起こすことが知られている。Atkesonらによる DARPA Robotics Challenge Finals の総括 [12] においても, WPI-CMU チームや NimbRo チームがロボットの関節モータの過熱による故障を起こしていたことが報告されている。

次にタスクの継続性に関する課題として, タスク間の認識・動作計画の不連続性が挙げられる。例えば Fig.2.2 において Drive タスクから Door タスクに移行する際に Reset が行われているが, これは Egress タスクを含め車運転操作タスクとマニピュレーションタスクの間の認識・動作計画・動作実行システムの移行を連続的に行うことが出来なかったことが一因であった。また Door, Valve, Drill などのマニピュレーションタスクにおいても例えばあるタスクの実行時に他のタスクのための環境認識・

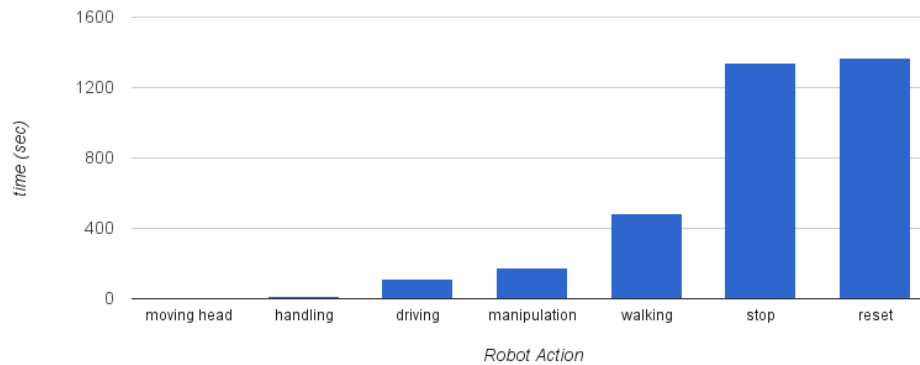


Fig 2.3: Amount of task execution time of DRC run of NEDO-JSK team, 2nd day[23]

動作計画を並列して行っておくと言ったことができなければ異なるタスクシステム間の移行に伴うロボットの停止時間を短縮することが出来ていたと考えられる。

最後に処理の継続性に関する課題として、ロボットの認識・遠隔操作による待ち時間が長いことが挙げられる。Fig.2.3 に示すように、全60分の競技時間のうち約三分の一の時間が停止時間により占められているが、この原因として移動前後認識実行モデルによる認識処理の待ち時間が考えられることから移動中認識実行モデルによる解決が期待できる。また遠隔操作を行う上で、劣悪な通信環境が原因で遠隔操作者が判断を下すための周囲環境情報が不足したことから遠隔操作者が慎重な操作を強いられたことにより遠隔操作の待ち時間が増えていることも要因として考えられる[23]。

2.4 ヒューマノイドロボットの積算状態推定

本節では2.3節において議論したロボットの継続的複数タスク実行における長時間のタスク実行中や異なるタスク間における認識・動作制御の連続性に関する課題を解決するために、まず周囲環境状態からロボットの自己状態までを含めた広義の状態について、それらのタスク依存性の有無に着目する。その上でタスクに依存する状態を時間積算し、タスクに依存しない状態を推定するとともに他のタスクに再利用可能な形で記憶することを積算状態推定として定義し、多様なタスクを継続して実

行っていくためのタスク実行システムについて考察する。

2.4.1 積算状態推定による継続的複数タスク実行可能な自律系の実現

ロボットが異なるタスクを行う上ではFig.2.4 上図に示すようにタスクごとに異なる認識・制御・動作実行システムを用い、必要に応じてシステムを切り替えるのが一般的である。これはタスクごとにロボットが必要とする動作モデル・環境モデルが異なり、ロボットの自律系がそれらのモデルとそこから推定される即時的な状態に依存していることが原因である。しかしこのような既存のシステムにおいては、時間・タスク・処理の継続性を実現する上で問題があることを2.3節で述べた。

そこでロボットがタスクを行うための動作制御、移動、環境認識などの処理において必要となる状態には、目的とするタスクに変化が依存する状態とタスクに変化が依存しない状態が存在することに着目する。タスクに変化が依存する状態は時間積算によりタスク依存性を解消することが可能である。既存の自律系は変化がタスクに依存する状態を用いて認識制御系を構成していたが、状態の積算によりタスクに変化が依存しない状態へと変換することで、Fig.2.4 下図に示すように他のタスクで再利用可能な形で状態を記憶し、異なるタスクを統一的に扱うシステムを構成することが出来る。これはタスクの継続性におけるタスク間の認識・動作計画の不連続性の問題を解決する上で重要であるとともに、時間・処理の継続性におけるロボットの自律系に関する課題である長時間の負荷の蓄積や移動中の周囲環境の認識に対しても有効である。

2.4.2 状態推定の積算によるタスク非依存な状態の獲得

2.4.1 項で述べた積算状態推定について、ロボットがタスクを行うための動作制御、移動、環境認識の処理において積算状態推定によりタスク依存性が解消される例をまとめた図を Fig.2.5 に示す。

まず動作制御においては、タスクの動作・環境モデルの誤差や近似により想定されない未知環境接触による関節負荷が関節トルクとして検出される。この関節トルクは即時的なものであり、またそれが意図された関節トルクであるか否かの意味付けはタスク及びそのモデルに依存している。この関節負荷を積算することで関節温度

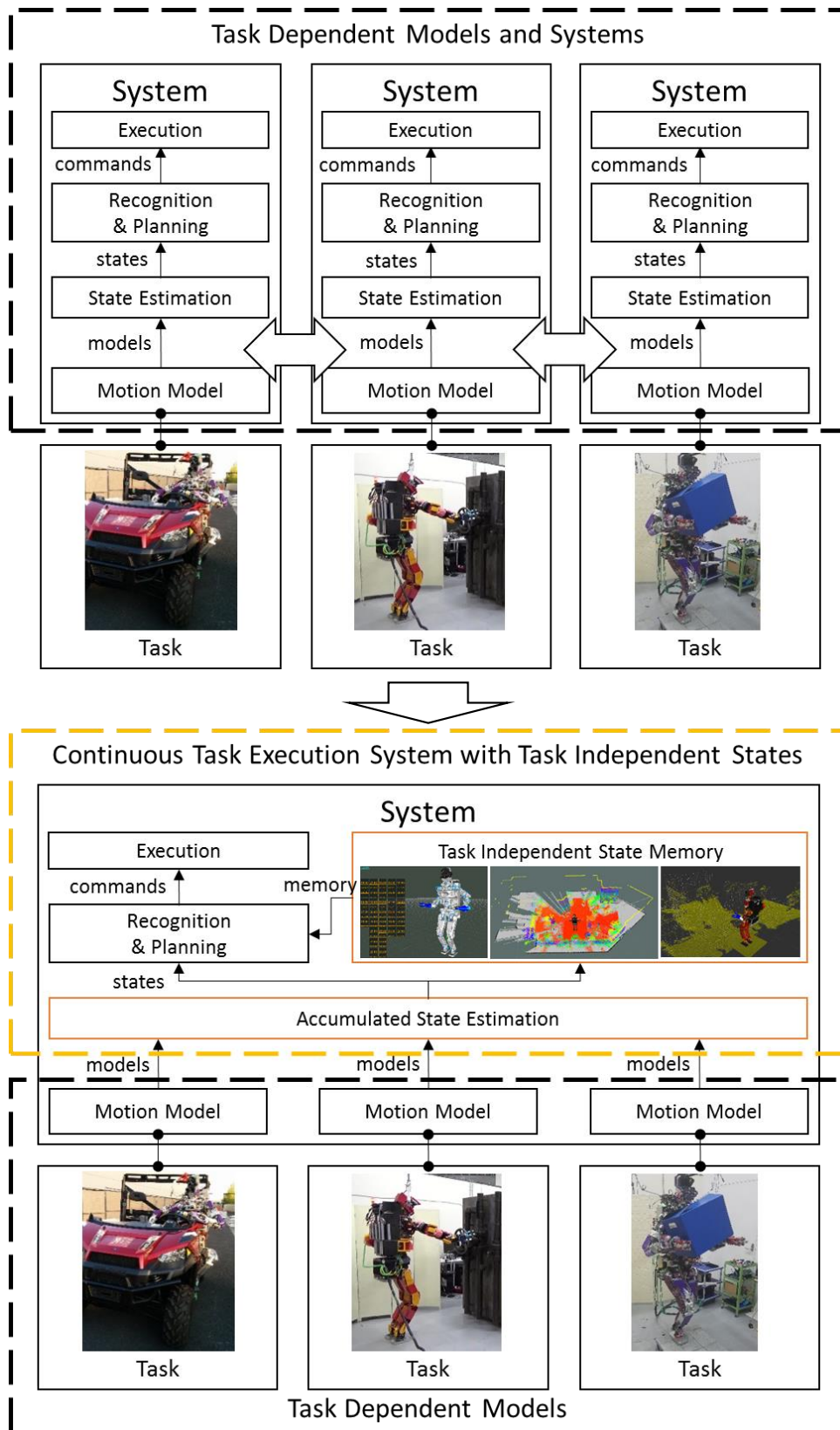


Fig 2.4: The concept of task execution system and state estimation. Upper: standard task execution system with task dependent states. Lower: proposed task execution system with task independent states by accumulated state estimation.

が得られる。関節温度はタスクによらずこれまでのロボットの動作の結果関節に蓄積した負荷の目安として利用可能であり、ロボットが自己の関節の疲労を考慮した適応的な動作制御を行う上で有用である。

またヒューマノイドロボットは歩行や自動車運転などといった移動形態が異なるタスクを行うという特徴がある。これらの移動タスクにおいては移動中の速度の推定に用いる動作モデルが変化するが、その積算の結果として得られる自己位置姿勢は移動形態によらず世界座標系の中の6自由度位置姿勢として表される。

更にロボットの周囲環境認識に関して、これまで提案されてきたロボットのタスク実行システムはロボットが物体操作など特定のタスクを行うことを想定していたことから、ロボットはタスクに必要な対象物体を認識するための局所的な環境情報のみを用いてタスクを行うことが一般的であった。しかしロボットが異なるタスクを継続して行う場合には、次のタスクのための動作計画を行う、対象物を直接視認できない場合に過去の周囲環境情報を再利用するといったことを行う必要があるため、目標とするタスクによらず環境情報を広範囲に積算した周囲環境地図の生成が必要となる。

以上の考察から、本研究ではこの積算状態推定を基盤として動作制御、移動及び環境認識をはじめとした自律系を構成するものとする。

2.5 積算状態推定に基づく継続的タスク実行システム

本研究で構成するロボットシステムの概要を Fig.2.6 に示す。本研究では2.4節で述べた長時間の継続的タスク実行における積算状態推定に基づく自律系を構築するとともにそれを遠隔指示系と統合することで継続的タスク実行システムを構成する。長時間タスクを継続して実行するためには、ロボットが自己及び周囲環境の状態を時間積算しながら推定結果に応じて動作を適応的に補正していく必要がある。本節では継続的タスク実行システムにおける課題を解決する上での積算状態推定に基づく自律系と遠隔指示系の重要性を明らかにするとともに、提案する手法の位置づけを過去の関連研究に基づいて論じる。

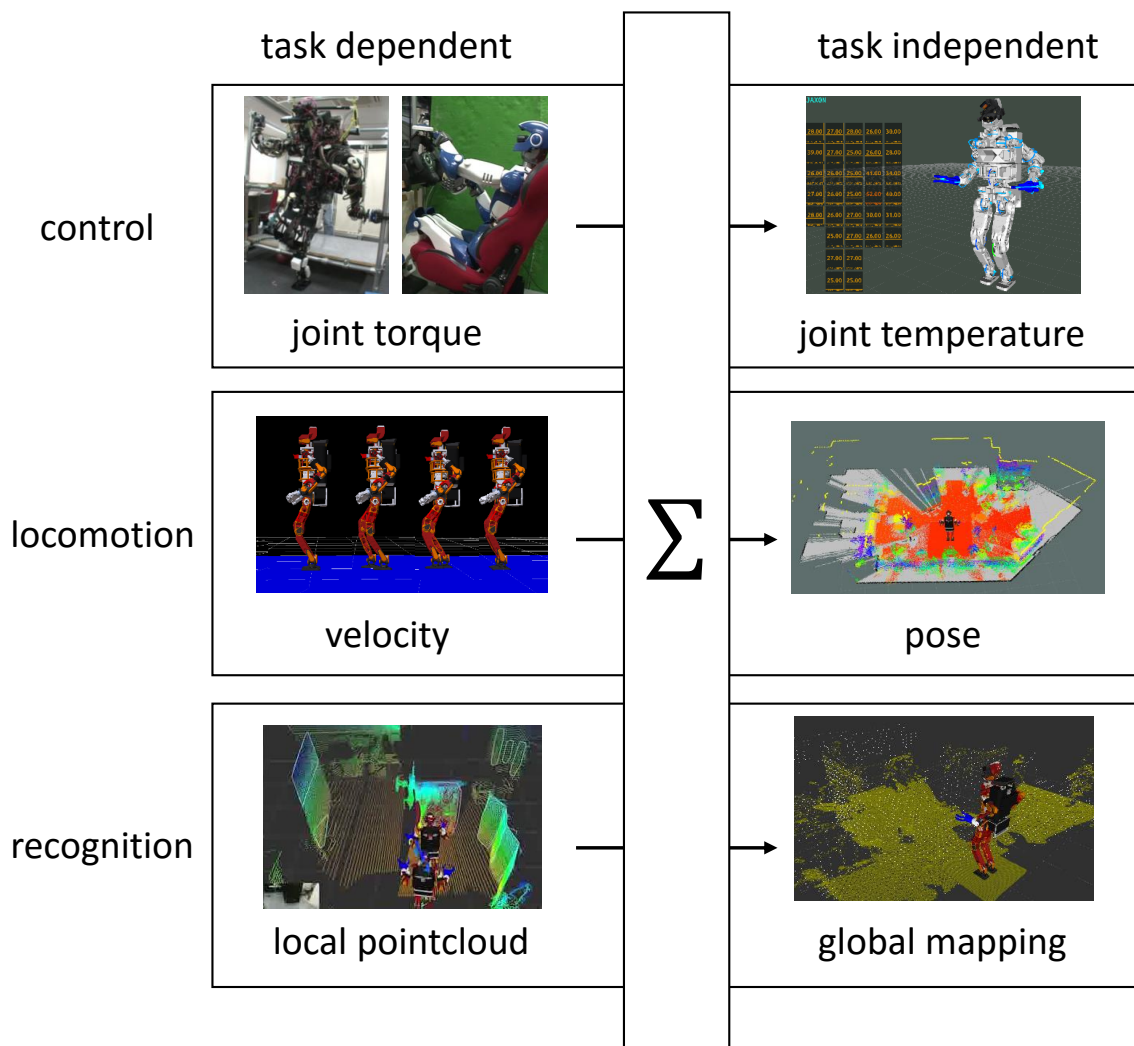


Fig 2.5: Examples for state accumulation and task dependency in different level of a system

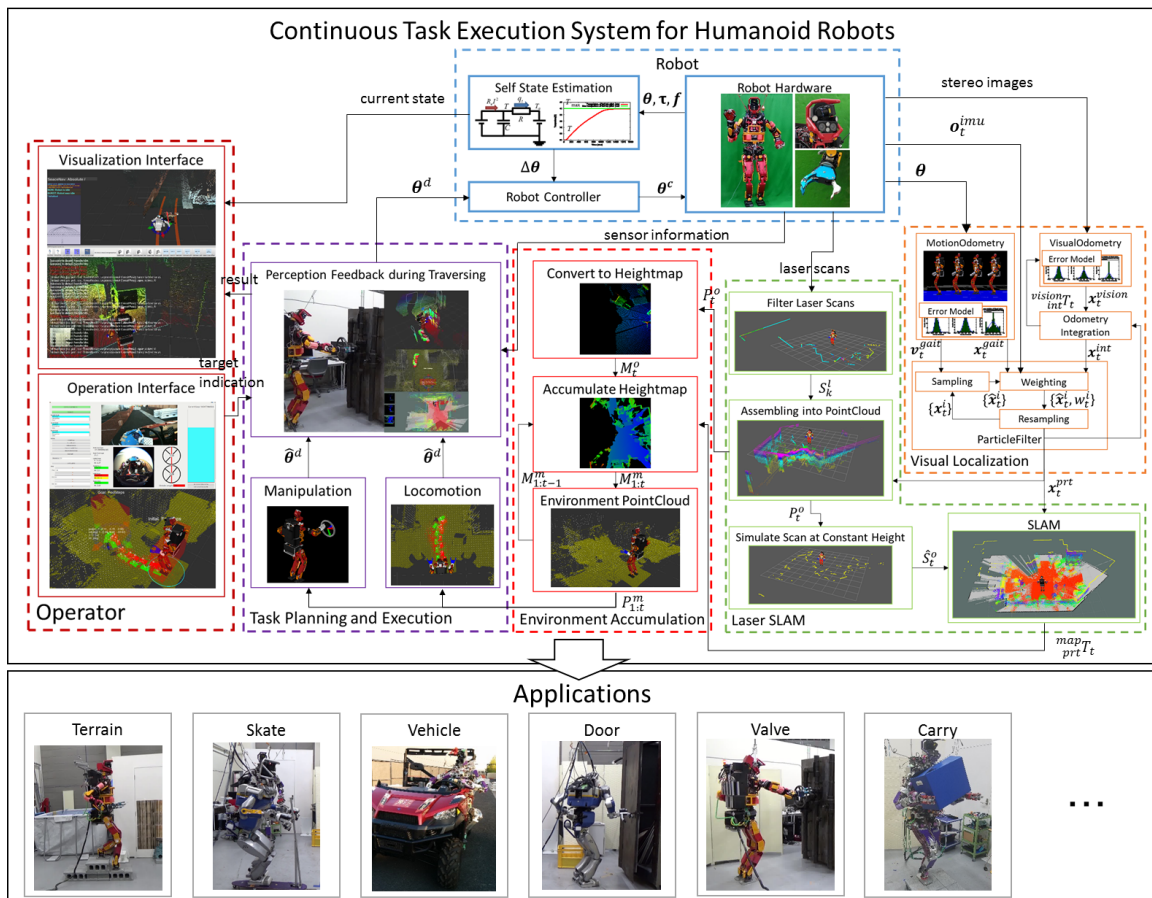


Fig 2.6: Proposed continuous task execution system for humanoid robots

2.5.1 関節負荷の積算による関節温度制御

2.3 節において述べたように、長時間の継続的タスク実行において時間の継続性を実現する上では未知の内力の蓄積による関節モータの焼損が大きな問題であった。

高負荷行動に対する関節負荷を軽減する動作実現手法としては、関節トルク上限を考慮した最適化による動作計画が一般的である。例えば安達らによる負荷分散プランニング [27] では、高負荷のタスクを行う場合にロボットが発生する手先足先力を元に内力パラメータと関節トルク負荷最小姿勢を求めることにより負荷分散を実現している。また吉田ら [28] は大きな手先力の目標値を実現するために、転倒防止余裕等の拘束条件を考慮しながら必要な関節トルクが最小となるような関節トルク分散を実現する最適姿勢を求める手法を提案している。また温度上昇を防ぎながら脚

立昇降という継続的タスクの実現を目指す例として野田ら [29] による研究が挙げられる。これはモータの伝熱モデルからモータの温度を予測し、それを加味した制約条件を用いて最適化問題を解き、目標重心位置を更新することで負荷蓄積を抑える姿勢を生成している。

これらの最適化による負荷軽減動作計画は拘束条件として与えた関節トルク等の関節負荷の最適性が理論的に保証されている一方で、正確な物理パラメータや手先足先力といった力学的拘束条件を陽に与えなければ最適化問題として立式し解を得ることが難しい。従って計画時に与えた力学的拘束条件と現実の環境が一致しなければ現実のロボットにおいて事前に計画した動作を適用しても実際の関節負荷が制約条件を満たすとは限らないという問題がある。実際にロボットに求められる災害対応分野や生活支援分野のタスクにおいては、外乱による環境の変化や未知接触力のために厳密な力学的拘束条件を求めることが困難な場合が少なくないため、これらのタスクを実現するためにはリアルタイムで関節負荷に応じた適応的な制御を行い、関節負荷の制約条件を満たすような動作をオンラインで生成しなければならない。

関節トルクによる外乱への負荷軽減動作生成は、関節トルクが計測可能ならば負荷の厳密な位置や大きさが不明であっても適用可能であることから未知負荷に対して負荷軽減を行う上で有力なアプローチとなる。関節トルク制御により環境への馴染み動作を実現するアプローチとして、Khatibら [30] が関節位置制御ロボットにおける関節トルク制御器の設計法を提案している。更にこの関節トルク制御器を用いて吉川ら [31] が関節位置制御ロボットにおいてトルク制御だけでなく関節トルクを用いたコンプライアンス制御や位置制御を実現するとともに、椅子との環境接触を伴う着座行動を人間が介助する形で達成している。しかしタスクの実現のためには関節角度指令に基づく位置追従性が重要な場合も多いことから、関節角度指令に対して過負荷時に関節トルク制御による負荷軽減制限が働くような制御系を構築することが重要であると考えられる。また、これらの制御システムには完全なロボットの制御モデルの事前知識が必要であり一般のロボットにおいて制御システムの逆同定は難しい。本研究で目的とする負荷軽減制御では必ずしも厳密なトルク制御系よりも、既存の関節角度制御系に対して大きな負荷が発生した場合に負荷を軽減するよう割り込むことが可能な制御系が必要となる。

関節負荷の取り扱いとしては、関節トルクに制限をかける以外に関節モータの温

度に着目するアプローチがある。浦田らはモータ巻線部の温度を推定し、流せる電流量と時間を見積もることで短時間に大電流を流す際にモータの温度を制限するとともに、モータに水冷ユニットを取り付けることでハードウェア的に巻線部の焼損を防ぎつつ高トルク・高速動作を実現している [32]。しかし高負荷行動において関節モータの焼損を防ぐためには、瞬間的にモータに流れる高電流を計測するだけでなく定常的にかかる高負荷に対しモータの伝熱モデルから得られる温度に基づいて故障を防ぐための負荷の目標値を適切に定め、関節を制御することが重要になると考えられる。

Trujilloら [33] によるよじ登りロボットの研究ではモータの伝熱モデルに基づきよじ登りタスクを実行している最中の足関節モータ温度を推定し、経験に基づく関節出力とロボットのよじ登り速度の関係則からモータにかける電力を制限することでモータの温度上昇を抑制している。この研究では継続的タスクにおける負荷軽減動作が実現されているが、モータの出力制限がこのよじ登りロボット特有の経験則により導出されていることから他のロボットに対して同様の手法をそのまま適用することは難しい。

以上を踏まえて、本研究では関節温度に着目し、オンラインで関節温度を推定しながら関節トルクを制限する関節負荷軽減制御手法を提案する。この手法は関節温度を負荷指標とすることで関節モータの焼損を防げることを理論的に保証するとともに、動作計画ではモデル化困難な外乱に対する適応行動を実現することが大きな特色である。関節温度は関節トルクをモータの熱モデルに基づいて積算することにより推定が可能であり、この熱モデルを用いることで関節温度が一定の値を超えないための上限トルクを求めることが可能である。この上限トルクで関節トルクが抑制されるような関節トルク制御を行うことにより、関節負荷を軽減しながらタスクを継続することが可能になる。更にこの制御手法を適用したヒューマノイドロボットが高負荷行動を実現出来るようになることを行動実験を通して実証する。

本手法は2.4節において論じた積算状態推定に関して、タスクに応じて変化する未知の関節負荷を関節トルクとして検出し、関節トルクを積算することで得られる関節温度推定によって関節負荷の蓄積情報を関節温度として記憶するとともに、タスクによらない負荷指標として関節温度を利用するものである。これにより異なるタスク間でも関節負荷の蓄積を記憶、引き継ぐことが可能となり、必要に応じて負荷軽減制御を実現することが出来る。

2.5.2 速度誤差分布の積算による高速・高精度な自己位置推定

ヒューマノイドロボットの特徴である汎用性の一つとして移動方法の多様性が挙げられることは第1章において示した。例えばヒューマノイドロボットによる乗り物への搭乗行動の研究としては蓮沼らによる重機乗り込み行動 [34], Gams らによる PedalRacer の運転行動 [35], 高杉らによるスケートボード動作 [36], 及び木村らによる三輪車操作行動 [37] などが挙げられる。2.3 節においてタスクの継続性に関する課題の一つとして, このような動作モデルの異なる移動形態における行動システムの連続的な移行があることを述べた。移動方法に応じた動作モデルの差異を考慮した異なる移動形態間の遷移は未だ研究途上であり, 移動モデルの差異は特にロボットの自己位置推定に大きく影響を与える。

一般にロボットの自己位置同定問題はロボットシステムの根幹となる問題であり, ヒューマノイドロボットにおいても過去多くの研究がなされてきた。カメラなどの外界センサを用いずにヒューマノイドロボットの関節角度エンコーダ, IMU(Inertial Measurement Unit) 及び6軸力センサのみによって自己位置推定を行う手法としては Masuya ら [38] の手法がある。この手法は順運動学から得られた姿勢と IMU の加速度二重積分を統合するとともに, 順運動学計算において歩行時の支持脚内の速度最小点を地面との接触点として順運動学を解き直すことにより接触点まわりの支持脚の回転を補償することで外界センサを用いることなく精度の高い歩行中の自己位置同定を可能にした。しかし外界センサを用いない手法はロボットのモデルに高い精度を要求する。ロボットの剛性によるたわみやモデル誤差は実際のヒューマノイドロボットでは誤差要因の大きな割合を占めるため, 実機の自己位置推定において外界センサによるこれらの誤差補償は必要不可欠である。

外界センサを用いたヒューマノイドロボットの自己位置同定手法としてはロボットに搭載されたカメラ画像を用いる手法が代表的である。Thompson ら [39] はヒューマノイドロボットの頭部にステレオカメラを搭載し, ヒューマノイドロボットにおけるステレオ画像による自己位置同定を実証した。また Kwak ら [40] はヒューマノイドロボット頭部のステレオカメラを用いて3次元 SLAM を行い, 環境地図作成と自己位置推定精度向上を実現した。しかしヒューマノイドロボットにおけるカメラ画像を用いた自己位置同定は手法自体の不確かさに加えて推定位置のドリフト, 歩行

中の振動や滑り, ロボットのモデル誤差といったモデル化困難な誤差要因が多く長時間のタスクでは蓄積誤差が拡大しやすいという問題があった. この問題の解決策の一つとして, ロボットの内界センサや歩行器による位置速度司令を統合することで誤差を抑制する方法がよく用いられる. Stasse ら [41] は単眼 SLAM 手法による自己位置同定と歩行軌道生成器の指令値を Extended Kalman Filter により統合した. また Oriolo ら [42] は頭部カメラによるビジュアルオドメトリと IMU やエンコーダ, カセンサといった内界センサを Extended Kalman Filter により統合することでヒューマノイドロボットのオドメトリ精度が向上することを示した. しかしこれらのセンサ情報の統合は元となる情報の精度に応じて実現可能な精度に限界がある.

一方, カメラ画像よりも精度の高いセンサ情報として LRF(Laser Range Finder) からの距離情報を用いた自己位置同定も近年研究が盛んである. LRF による自己位置同定手法としては得られた距離情報と地図上の障害物情報を照合し最尤な自己位置を求める手法が一般的である. しかし基準リンクに対するセンサの相対位置姿勢が一定でないヒューマノイドロボットにおいては得られた距離情報の対応をどのように取るかが問題となる. ひとつの手法は環境地図情報を既知とし, モデル上の距離情報を用いてレーザの対応点を取ることである. Thompson ら [43] はヒューマノイドロボット頭部に搭載した LRF と既知の地図情報を用いたパーティクルフィルタにより自己位置推定精度を向上するとともに, 推定誤差を抑制するための視野決定手法について提案している. Hornung ら [44] はヒューマノイドロボットに LRF を搭載し, 既知の地図情報と LRF の距離情報, 及び IMU の姿勢情報を統合し Monte Carlo Localization を用いて 6 次元の自己位置同定を実現した. しかし災害環境を始めとした未知環境においては事前に地図情報を与えることは困難である. Tellez ら [45] はヒューマノイドロボットの脚部に搭載された LRF を用いて SLAM を行うことでヒューマノイドロボットの未知環境における自己位置推定法を提案した. この手法は脚部に LRF を搭載し地面からの一定高さでレーザの対応点を取ることで既存の地図情報なしに自己位置同定を可能にしたが, 特殊なハードウェアを利用しているため本研究で用いるハードウェアに適用するのは困難であり, また足元は人間をはじめとした動体を検出しやすいという問題が残る. また Fallon ら [46] はロボットの脚設置状態検出と運動学, IMU センサ情報及びレーザ点群からの 3 次元環境地図を統合し, ドリフトの少ない自己位置同定を可能にした. この手法は強力であるが, 初期化時にレーザスキャ

ンによる3次元環境地図の作成に30[sec]程度静止して待つ必要があった。またレーザ情報とビジュアルオドメトリの統合については今後の課題として残されている。

以上の議論を踏まえて、本論文ではヒューマノイドロボットのための自己位置同定システムを提案する。提案する手法では、精度の高いLRFを用いたSLAMと高速なステレオ画像による自己位置同定を相補的に統合することで事前知識のない未知環境において高周期・高精度の自己位置同定を可能にする。本手法は未知の屋内環境において移動とマニピュレーションを始めとするタスクを行うヒューマノイドロボットを適用対象として想定する。地面は必ずしも平面を仮定しないが、階層移動のような高さ方向の大きな変化を伴う移動は想定しない。まず実行周期を重視した自己位置推定として、歩行軌道生成器の目標位置姿勢、内界センサ及びステレオ画像を用いたビジュアルオドメトリの推定位置姿勢をパーティクルフィルタによって統合することでビジュアルオドメトリのドリフトや歩行時の振動・滑り及びロボットのモデル誤差を低減する。一般に歩行時の姿勢安定化制御、着地時の足の滑りや脚リンクの剛性等による位置姿勢誤差はロボットシステムが内包する非線形性から動作中の厳密な誤差モデルを設計することが困難であった。本研究ではこの問題に対して、実測に基づく解析的な速度誤差モデルを利用することで、実用上問題ない精度で現実に対応した誤差分布を推定する。この誤差モデルを用いてヒューマノイドロボットに搭載された関節角度エンコーダやIMUといった内界センサとステレオカメラによる自己位置推定結果を統合することで、ヒューマノイドロボットの自己位置推定誤差を低減することが可能になる。速度誤差モデルに基づきパーティクルフィルタによってセンサ情報を統合するフレームワークは、ヒューマノイドロボットの特徴のひとつである異なる移動形態における自己位置推定においても有効である。

次に自己位置推定精度を向上させるため、カメラ画像より高精度なレーザ点群を推定した自己位置姿勢と統合しSLAMを行う。本研究では環境地図生成の計算コストを低減するため、2次元SLAMの手法を用いた。2次元SLAMを行うにあたり、基準リンクに対して固定された外界センサのためのリンクが存在しないため、ヒューマノイドロボットにはスキャンマッチングを始めとした既存手法をそのまま適用することは困難であった。そこでヒューマノイドロボットの外界センサから得られた点群情報をロボットの位置姿勢に依存しない基準座標系相対に変換し、地面から一定の高さに固定された座標系によって点群を切り取ることにより仮想的な環境のスキャ

ンを取得する手法を提案する。また、3次元点群の生成時においてレーザ点群を推定したオドメトリ原点相対に変換することにより、ロボットが環境点群生成のために待機することなく、動的な3次元点群の生成が可能となる。

本手法は2.4節において論じた積算状態推定に関して、移動形態に応じて異なる速度モデルから推定される速度・角速度を積算することで、移動やタスクによらない世界座標系内における自己位置姿勢の推定を行うものである。これにより歩行、自動車運転、スケート操作などの異なる移動形態を遷移するヒューマノイドロボットにおいても自己位置姿勢を継続的に推定することが可能となり、後述する周囲環境積算においても異なる移動形態における自己位置推定結果を引き続き利用可能となっている。

2.5.3 環境認識の積算による移動中認識動作実行モデルの実現

2.3節において処理の継続性に関する課題を解決する上で移動中認識実行モデルが有用であることを述べたが、2.2節で論じたように、移動中認識実行モデルでは継続的認識の品質が低いことが課題として残っている。そこで移動中の継続的認識の品質を向上する解決策の一つとして、周囲環境地図を用いることが有効であると考えられる。移動・タスク実行中に得られる周囲環境点群を積算した周囲環境地図を用いることにより移動によらない周囲環境の絶対位置情報が提供されるため、オクルージョンやトラッキング中の照明条件の変化に対応可能になる。

ヒューマノイドロボットにおいて、積算した周囲環境点群を用いた動作計画の研究はヒューマノイドロボットの歩行分野で広く行われてきた。Ozawaら[47]はステレオ画像によるビジュアルオドメトリを用いて構成した3次元地図に基づきオンラインで歩行計画を行う手法を提案したが、一般にステレオ画像からは密な点群が得られる反面離れた位置にある点群の精度が低いという問題がある。Fallonら[48]はStereo Fusionにより足元の密な環境点群を生成し、不整地歩行を実現している。しかしStereo Fusionの手法はステレオ画像から得られる点群の精度を大きく向上出来るものの、計算コストが大きいという問題がある。

一方レーザセンサから得られる点群は距離による精度の低下が小さい一方で、点群は一般に疎であると言える。西脇ら[49]はレーザセンサを用いた路面状態認識に基づく歩行計画手法を提案し、未知の不整地における適応的な歩行動作を実現した。

Chestnuttら [50] はレーザ点群を用いて平面を検出し段差歩行のための脚配置計画を行った。一般に移動中にレーザセンサから周囲環境点群を生成・積算するためには積算の基準となる絶対座標系が必要であり、実用上この絶対座標をどのように設定するかということが移動中の周囲環境認識を行う上で問題となっていた。

そこで本研究では、レーザセンサによる周囲環境積算の基準となる絶対座標として2.5.2項に示した高速高精度な自己位置推定によって得られる原点座標を用いる。これにより移動・タスク実行中に周囲環境点群を精度よく積算することが可能となり、積算周囲環境点群を用いた移動中認識動作モデルによるタスク実現が可能となる。また過去の周囲環境情報を精度良く積算出来るようになったことで、物体運搬などにより周囲環境の一部が直接観測不可能になった場合でも移動・動作計画が可能になる。

本手法は2.4節において論じた積算状態推定に関して、タスク実行に必要な特定の対象物認識のためだけに周囲環境認識を行うのではなく、タスクに依存しない周囲環境情報としてレーザセンサをはじめとした外界センサから得られる周囲環境点群を積算し、積算周囲環境地図として記憶することで異なるタスクにおける動作計画・認識処理に再利用可能にするものである。これによりタスク実行中に視野が遮蔽されるなど直接対象物を確認できないような条件下においても記憶した過去の周囲環境点群を利用することで行動計画・タスク実行が可能となる。

2.5.4 遠隔指示系との統合

災害対応のためのヒューマノイドロボットにおいて重要な要素として、長時間複数のタスクを連続して実行するための安定性が挙げられる。

災害対応行動は高度に専門的なタスクであり、ヒューマノイドロボットが災害対応行動を行う上での状況に応じた判断は人間が行う必要があると考える。従って遠隔地にいるオペレータが周囲環境に応じて判断を行い、適切な指示を与えることが可能な遠隔操作システムが必要となる。しかし2.3節において述べたように、慎重な遠隔指示による待ち時間はロボットの処理の継続性を損なう一方、不十分な情報をもとに遠隔操作者が拙速な指示を与えると転倒などの致命的な失敗により時間の継続性が失われる。

DARPA Robotics Challenge においても参加チームが多様な遠隔操作システムを構成している。Cisneros ら [14] は Choreonoid を用いた遠隔操作インタフェースを提案している。このシステムではロボットに搭載されたカメラと LRF から得られる環境点群に操作対象を表す物体モデルを配置することでロボットに指示を与えている。Rodehuts Kors ら [51] はヘッドマウントディスプレイを用いてロボットの視野画像を提示する手法を提案した。これらの手法はロボットの周囲環境認識結果をオペレータに提示するものであるが、一般に災害環境では劣悪な通信環境が想定されることからロボットの環境認識結果を常時更新し、ロボットの動作をすべてオペレータが指示するシステムは現実的ではない。そこで劣悪な通信環境化にいるヒューマノイドロボットに対して人間が適切な指示を与えるための手段として、与えられた目標と周囲環境からロボットが自律的に計画した動作をオペレータに提示する機能が必要になると考える。

一般にロボットの自律系と遠隔操作系の統合方法は、遠隔操作系とロボットの認識自律系の優先レベルに応じて

- (1) 完全遠隔操作
- (2) 自律系を利用した遠隔操作
- (3) 遠隔指示に基づく自律制御
- (4) 完全自律制御

のように分けられる。(1) はロボットによるフィードバックはなく遠隔操作者が全身の関節角度を直接指令し、ロボットの自律系は姿勢制御など動作に必要な最低限の制御のみ実行するものである。この完全遠隔操作型は Sian ら [52] による全身遠隔操作システムなど過去多くのシステムが提案されてきた。(2) は遠隔操作者が手先位置や移動方向などの動作レベルの指示を与え、ロボットは指示を実現するためにセンシングに基づく動作補正を行うものであり、例としては Chestnutt ら [53] による周囲環境認識結果から遠隔指示を適宜修正しながら歩行を行う遠隔指示自律統合歩行システムが挙げられる。このようにオペレータがセンサ値を確認し、目標手先位置や移動方向など動作レベルの指示を与えるシステムは Human-in-the-Loop と呼ばれる [54]。(3) は遠隔指示者がロボットに目標とするタスクの実行指令などの定性的指示を与え、ロ

ロボットは目標タスクを遂行するための認識・動作計画・動作実行を自律的に行うシステムである。このようなシステムは過去に Supervised autonomy[25] などのフレームワークが提案されている。(4)は遠隔地のオペレータは緊急停止などの必要最低限の操作のみを行い、ロボットが行うべきタスクや周囲環境に応じた判断などを自律的に行いタスクを実行するシステムである。

災害環境下においては通信遅延をはじめ通信環境が劣悪なことから(1)のみでタスクを実行することは困難であるが、一方で不慮の事態や行動方針の変更に柔軟に対応する必要があるため(4)も同様に難しい。そこで本研究では、(3)の定性的な遠隔指示に基づいてヒューマノイドロボットが周囲環境・自己状態に応じて自律的にタスクを実行するシステムを目標とする。このシステムではオペレータがロボットの行動の妥当性を判断するためにロボットが自律計画結果を提示することが重要となると考え、遠隔指示者に対してロボットが周囲環境点群に基づき自律的に動作を提示する認識補助機能を備えた遠隔指示システムを提案する。特にヒューマノイドロボットによる車の運転行動を例に挙げ、周囲環境から障害物を回避可能な移動経路を自律的に提案する手法を示す。また災害環境を想定した劣悪通信環境においても適用可能な通信システムの構成法を示し、実際のヒューマノイドロボットを用いた車運転操作実験を行うことでその有用性を示す。

2.6 おわりに

本章では異なるタスクを継続実行可能なヒューマノイドロボットシステムを提案する上で必要となる継続性を時間、タスク及び処理の継続性として整理し、災害ロボット競技会における実例を踏まえてそれらを実現する上での課題を明らかにした。さらにそれらの課題を解決するための要素としてタスクに依存する状態を時間積算し、タスクに依存しない状態を推定するとともに他のタスクに再利用可能な形で記憶する積算状態推定に着目し、その重要性について論じた。また、以上の議論を踏まえて提案するヒューマノイドロボットシステムの位置づけを明らかにし、本手法の特徴を述べた。以降の章では提案手法の詳細を述べるとともに、実際のヒューマノイドロボットを用いた評価実験を通してそれらの有用性を実証していく。

第3章

関節トルク積算による温度推定を用いた関節負荷制限制御法

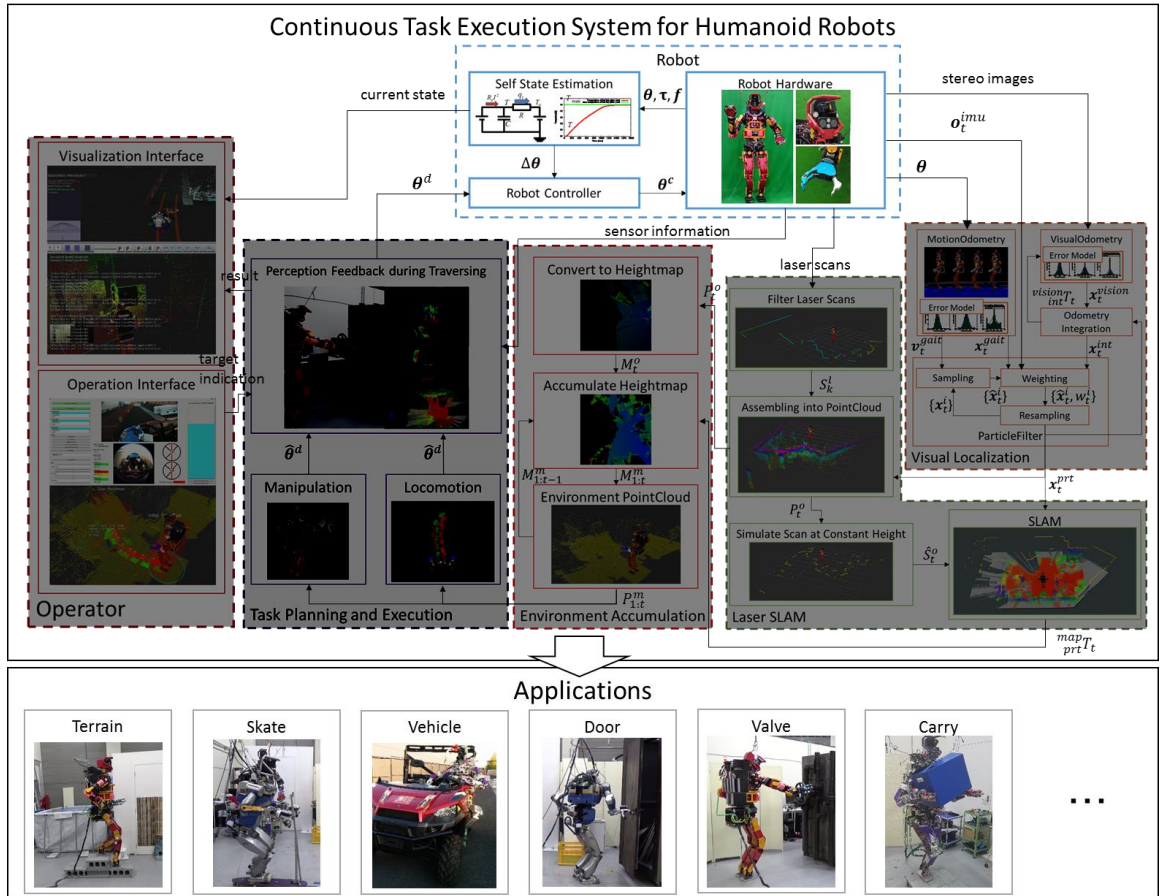


Fig 3.1: Proposed thermal control system in whole robot systems

3.1 はじめに

本章では自己状態推定を用いた制御技術として、ヒューマノイドロボットが継続してタスクを行うための負荷軽減制御法について述べる。提案する全体システムにおける本章の位置づけを Fig.3.1 に示す。ロボットが長時間継続して動作する場合、関節を駆動するモータの焼損が問題となる。本章で述べる負荷軽減制御法は、関節モータの温度を推定しそれに基づいてオンラインでモータの出力可能な最大トルクを決定することでヒューマノイドロボットがモータの焼損を防ぎつつ動作を継続することを可能とする。なおこの章では [55] を一部引用している。

3.2 継続的高負荷行動のための関節負荷軽減制御

近年災害対応分野や生活支援分野において、人間の活動環境でタスクを達成可能なヒューマノイドロボットの需要が高まっている。しかしこれらの分野においては、瓦礫などの大きな物体を撤去する、支援物資などの重量物を全身で把持する、高い段差を脚腕協調動作でよじ登るなどといったタスクを実現しなければならない場面が多く存在する。このような厳密な接触力の導出が困難な環境において瞬間的な高負荷または長時間の負荷が発生するタスクを実現する場合、ロボットの関節に動作計画時に意図していない負荷がかかり関節を駆動するモータが焼損しやすいという問題がある。

このモータ焼損の問題を解決するためにこれまでヒューマノイドロボットにおいて研究されてきた関節負荷軽減手法は、ハードウェア層におけるアプローチと関節角度制御層におけるアプローチの2通りに大きく分けることができる。ハードウェア層では関節に生ずる負荷を直接検出することが可能であり、これまでモータ温度の予測とハードウェア改良による関節負荷軽減が行われてきた [56]。ハードウェアの改良によるアプローチでは関節負荷を水冷系などの物理的手段で軽減することでモータの出力を向上することに成功していたがロボットの動作制御へのフィードバックは行われておらず、意図しない負荷の蓄積により温度が上昇した場合は故障防止のため緊急停止する必要があった。一方関節角度制御層では手先足先力から最適化手法を用いて内力パラメータと関節トルク最小姿勢を求める負荷分散計画法 [27] や関節温度を考慮した制約条件を用いた重心位置の更新による負荷軽減 [57] が行われてきた。これらの全身動作計画に基づく動作制御では環境との接触力などの制約条件がすべて陽に与えられていることが前提となっていたためセンシングの困難な未知負荷に対する負荷軽減制御は困難であった。

本研究の重要な点は、未知負荷に対応可能なハードウェア層とロボットの行動制御にかかわる関節角度制御層を、関節温度と関節トルクの関係に着目し関節トルク制御層を経由することによって接続する手法を実現したことである。本研究ではこれらの大きな内力が発生する行動を高負荷行動と定義し、Fig.3.2 に示すような高負荷行動時の負荷を適応的に軽減するシステムを提案する。まずモータの熱モデルに基づくオンライン関節温度推定法を述べ、推定した関節温度に基づき関節の負荷を軽

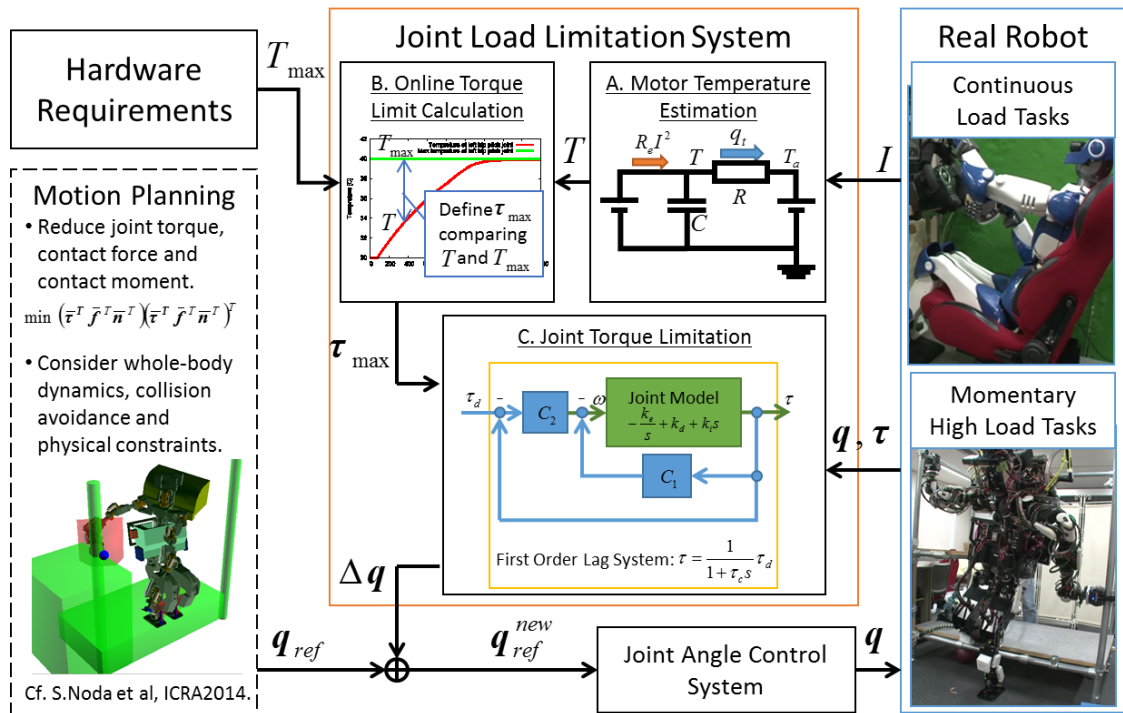


Fig 3.2: Summary of joint load reduction system[55]

減する高負荷行動実現のための関節トルク制御手法について論ずる。更に長期的負荷が発生する多点環境接触行動の例としてヒューマノイドによる自動車運転行動, 瞬間的な高負荷行動の例としてドライブシートへの乗り込み行動を挙げ, 提案する手法を用いて動作中の関節負荷によるモータの温度上昇を防ぎながら高負荷行動が実現出来ることを示す。

3.3 オンライン関節温度推定に基づく関節トルク制限

関節トルク制御を用いて負荷軽減制御を行うためには, 関節負荷を考慮した関節トルク上限を動的に決定する必要がある。本章では, 関節モータの熱モデルを立式し, そのパラメータ同定法と評価について説明する。次に求めた温度を用いて最大温度を超えないために 関節トルクが満たすべき条件から最大トルクを計算する方法を述べる。

3.3.1 モータの温度モデルの定式化

一般にロボットの関節アクチュエータとして利用されるモータの熱モデルは、環境、モータの外装、モータの巻線について Fig.3.3 左側のように与えられる [33]. このモデルでは、モータの巻線が巻線抵抗 R_e 、熱容量 C_w を持つものとし、電流 I がモータの巻線に流れることで発熱し温度が T_w になるものとする。この発熱により熱容量 C_c を持つモータ外装と巻線の間で熱抵抗 R_w に基づく熱伝達が発生し、モータ外装の温度が T_c となる。モータ外装に伝わった熱は熱抵抗 R_w に基づいて温度 T_a の環境へ放熱される。なお温度 T_a は放熱により上昇することはなく一定であると仮定する。

更に本研究ではモータ巻線部分とモータ外装部分の温度は熱平衡にあると仮定することでこのモータの熱モデルを簡略化する。モータの巻線抵抗を R_e 、巻線に流れる電流を I 、モータの熱容量を C 、モータの熱抵抗を R とすると、簡略化した熱モデルは Fig.3.3 右側のように与えられる。そこで環境温度を T_a で一定、モータの巻線部と外装部をまとめたモータの内部温度を T とおき、この T を推定する。

Fig.3.5 左図のような等価回路を仮定し、モータの巻線部を流れる電流による発熱及びモータの放熱モデルを考える。微小時間 Δt 間のモータの発熱による熱量 Q_g はモータの起電力を V 、モータの等価鉄損抵抗を R_c として Eq. 3.1 で与えられる。しかしインダクタンスが小さいモータでかつ定格電流に比べてモータ電流が大きい領域では鉄損の項を無視して良い [56] ことから、熱量 Q_g は Eq. 3.2 として簡略化出来る。

$$Q_g = (R_e I^2 + \frac{V^2}{R_c}) \Delta t \quad (3.1)$$

$$Q_g = R_e I^2 \Delta t \quad (3.2)$$

一方微小時間 Δt 間にモータ温度 T と環境温度 T_a の温度差により生じる放熱の熱量 Q_t は、熱流量 q_t を用いて Eq. 3.3 で与えられる。

$$Q_t = q_t \Delta t = \frac{T_a - T}{R} \Delta t \quad (3.3)$$

従って熱量 Q と温度 T の関係式 $\Delta Q = C \Delta T$ より、モータの熱モデルは Eq. 3.4 のように立式できる。

$$\Delta T = \left\{ \frac{R_e}{C} I^2 - \frac{1}{CR} (T - T_a) \right\} \Delta t \quad (3.4)$$

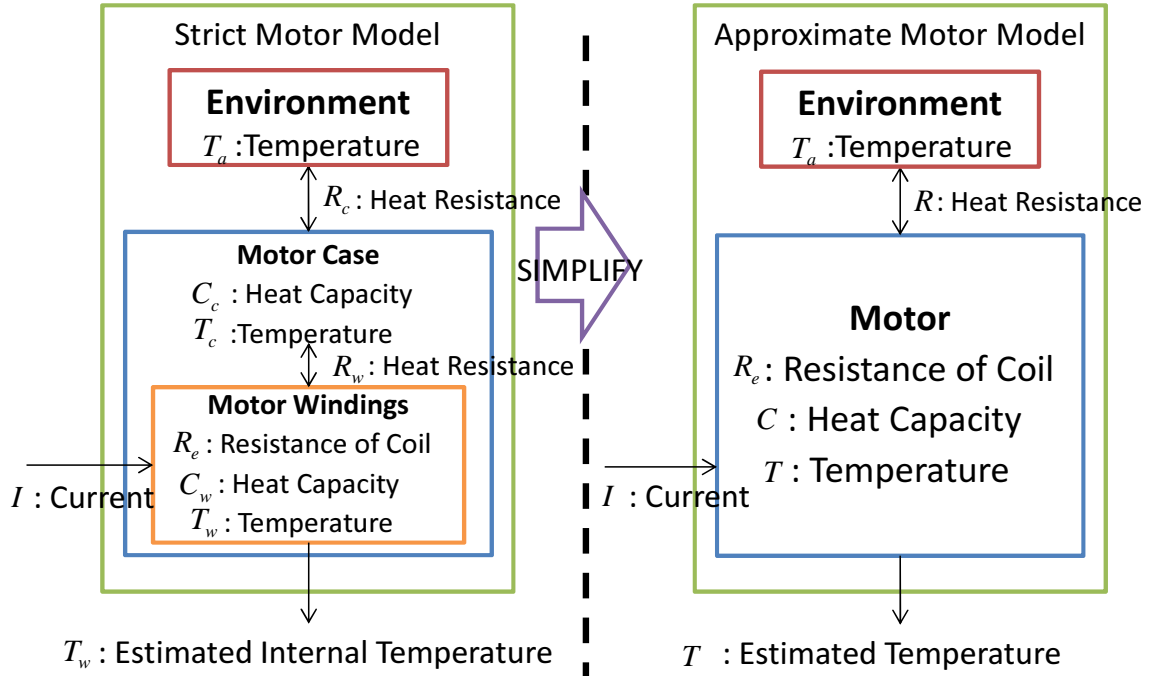


Fig 3.3: Thermal model of a joint motor[55]

3.3.2 モータ温度モデルのパラメータ同定法

Eq. 3.4 における熱モデルを利用するためには、各関節モータに対してパラメータ $K_h = \frac{R_e}{C}$ 及び $K_c = \frac{1}{CR}$ を求める必要がある。これらのパラメータはモータ自体の特性及びモータの設置位置における放熱条件に依存する。以下、本研究では K_h をモータ熱モデルの発熱係数、 K_c をモータ熱モデルの放熱係数とする。

パラメータ同定のためにモータに対し一定電流 $I = I_c$ を与えることを仮定する。この場合の Eq. 3.4 を時間 t について解くことで Eq. 3.5 を得る。ただし k は定数である。

$$T(t) = ke^{-\frac{1}{CR}t} + (T_a + RR_e I_c^2) \quad (3.5)$$

モータに対し定電流 $I = I_c$ を与え、発熱曲線 Eq. 3.6 を得る。また十分モータが加熱した後モータに電流を流すのを止める、すなわち $I = 0$ とすることで放熱曲線 Eq. 3.7 を得る。

$$T(t) - T_a = \begin{cases} k_1 e^{-\frac{1}{CR}t} + RR_e I_c^2 & \text{if } I = I_c \\ k_2 e^{-\frac{1}{CR}t} & \text{if } I = 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

$$(3.7)$$

まず得られた放熱曲線 Eq. 3.7 を Eq. 3.8 に対しフィッティングすることによりパラメータ $b = K_c$ を得る.

$$f_1(t) = a_1 e^{-bt} \quad (3.8)$$

次に得られたパラメータ K_c を用いて得られた発熱曲線 Eq. 3.6 を Eq. 3.9 に対しフィッティングすることにより $c = RR_e I_c^2$ を得る.

$$f_2(t) = a_2 e^{-K_c t} + c \quad (3.9)$$

これらを用いて Eq. 3.10 によりパラメータ K_h を得る.

$$K_h = \frac{c}{I_c^2} K_c \quad (3.10)$$

また、モータに流れる電流 I と関節トルク τ がある定数 k_τ を用いて Eq. 3.11 で与えられると仮定する. k_τ はトルク定数, ギア比等を含む.

$$\tau = k_\tau I \quad (3.11)$$

モータ熱モデル Eq. 3.4 よりモータの発熱係数を Eq. 3.12 として設定し直すことによりモータ電流の代わりに関節トルクをモータ熱モデルに適用して温度の推定を行うことが可能である.

$$K'_h = \frac{K_h}{k_\tau^2} \quad (3.12)$$

3.3.3 モータの熱モデルとパラメータ同定法の評価

3.3.1 項において述べたモータ熱モデル及び 3.3.2 項において述べたパラメータ推定法の評価を行った.

ヒューマノイドロボット HRP-4R[58] の左腕肘 pitch 軸 (L.ELBOW_P) 関節に対して関節軸から 170[mm] の位置に 5[kg] の荷重を与えることで該当関節のモータに一定電流を発生させた. 更に該当関節のモータ外装に熱電対を直接貼付し, 得られた温度から 3.3.2 項に述べたパラメータ同定法に基づいてモータ熱モデルの発熱係数と放熱係数を計算した. なお荷重を与えた際の該当関節のトルクの平均値 13.5[Nm] を定荷重値として用いた.

Table 3.1: Thermal parameters of elbow pitch joint in left arm[55]

Parameter	Value	Standard Deviation
Heat Coefficient(K_h)	2.5×10^{-4}	0.36
Radiation Coefficient(K_c)	1.9×10^{-3}	0.31

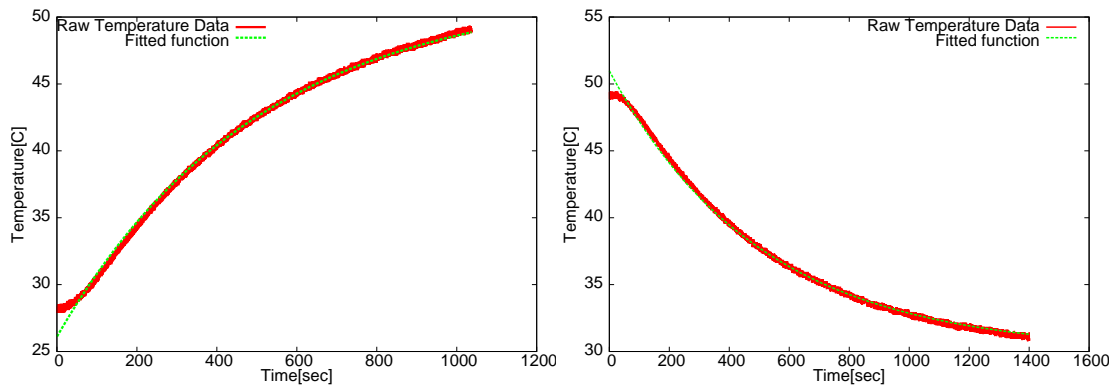


Fig 3.4: Temperature of elbow pitch joint in left arm(Red) and result of fitting(Green). Left: in heating, Right: in cooling[55]

放熱係数と発熱係数のフィッティングの結果を Fig.3.4 に、得られた放熱係数及び発熱係数を Table. 3.1 に示す。更に実測した関節トルクを 3.3.1 項で述べたモータ熱モデルに与えることで得られる推定結果と、実測した温度の比較を行った。結果を Fig.3.5 右図に示す。図に示す通り最大で $1[^\circ\text{C}]$ 程度の誤差で温度が推定できていることが分かる。誤差の原因としてはモータ熱モデルに適用した実測トルクの値にノイズが含まれており前提となる定電流が実際には実現されていないこと、及びギア損失等が熱モデルにおいて考慮されていないことが考えられる。しかし本研究で目標とする温度抑制制御においては最大温度の設定に安全率を設けることにより、 $1[^\circ\text{C}]$ 程度の誤差が存在してもモータの焼損を防ぐことは十分可能であると考えられることから、目的を達成する上では十分な精度であると考えられる。

3.3.4 推定関節温度に基づくオンライン上限トルク計算

Eq. 3.4 に示した温度モデルを用いてオンラインで関節温度を推定することで、予め与えられた最大温度を超えないように関節を制御することが可能である。

内部温度が T である時刻 t において Δt 後に温度上限 T_{max} を上回らないために電流

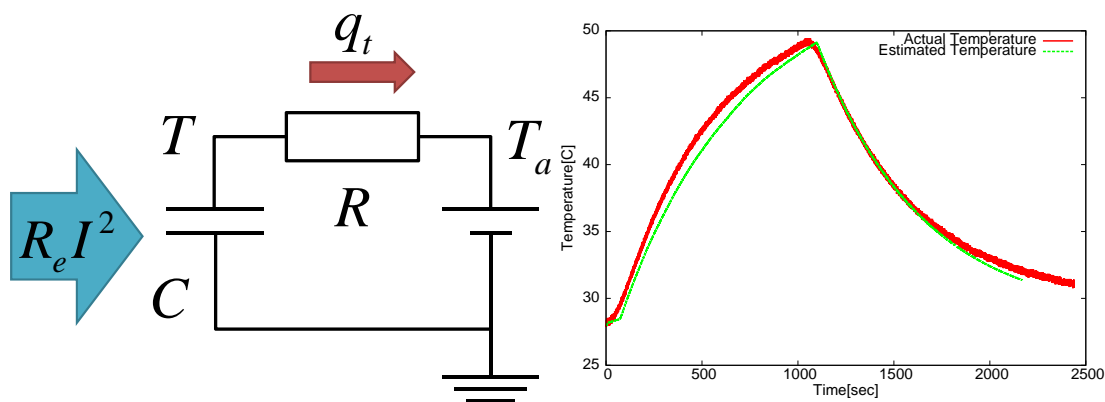


Fig 3.5: Left: Equivalent circuit of thermal model of a joint motor, Right: Comparison of real temperature (Red) and estimated temperature (Green) in elbow pitch joint in left arm[55]

値 I が満たすべき条件は, Eq. 3.4 を I について解くことで Eq. 3.13 として得られる.

$$I^2 < \frac{1}{K_h} \left\{ \frac{T_{max} - T}{\Delta t} + K_c(T - T_a) \right\} = I_{max}^2 \quad (3.13)$$

Eq. 3.11 のようにトルクはモータに流れる電流に比例すると仮定すれば, 比例定数を k_τ , 現在のトルクを τ として Eq. 3.14 によって温度 T_{max} を超えないための上限トルク τ_{max} が得られる.

$$\tau_{max} = k_\tau I_{max} = \sqrt{\frac{1}{K_h} \left\{ \frac{T_{max} - T}{\Delta t} + K_c(T - T_a) \right\}} \quad (3.14)$$

この上限トルクを Eq. 3.15 のように関節トルク制御の上限トルクとして利用することにより, 理論的に温度上限 T_{max} を超過しないことを保証したトルク制限制御が可能である. ただしモータの内部温度によるトルク上限に基づいたトルク制御を行う場合, 上限トルクの制限がかかるか否かの付近でトルク制限の入切による振動的な挙動が発生する恐れがある. そこである一定のトルク余裕 $\tau_{margin} \geq 0$ を設定し, 現在のトルクの絶対値が制限トルク τ_{max} から τ_{margin} だけ離れる, 即ち $\|\tau\| < \|\tau_{max}\| - \tau_{margin}$ が成り立つまでトルク制限を続行するものとする. なお Eq. 3.14 より, $\tau_{max} > 0$ である.

$$\tau_d = \tau_{max} \text{ if } \|\tau\| > \|\tau_{max}\| \quad (3.15)$$

3.4 関節負荷制限のための関節トルク制限制御

未知接触力による関節負荷を軽減するためには、関節角度ではなく関節トルクを動力学条件下で制御する必要がある。本章では、負荷軽減制御の基盤となるトルク制御系の設計について論じる。

3.4.1 関節トルクの理想応答の定式化

本節では目標関節トルク τ_d を実現するための関節トルク制御器を設計する。関節トルク制御器を入力が目標トルク τ_d 、出力が出力トルク τ で理想応答が時定数 τ_c の一次遅れ系となるようなシステムとしてモデル化する。この時、外乱がない場合の制御器の入出力の関係は Eq. 3.16 で表される。以下この理想応答の伝達関数を G_r と置く。

$$\begin{aligned}\tau(s) &= \frac{1}{1 + \tau_c s} \tau_d(s) \\ &= G_r \tau_d(s)\end{aligned}\quad (3.16)$$

3.4.2 二自由度制御系の設計

実際の制御対象は関節モデル P であることから、Eq. 3.16 を満足するような関節モデル P に対する関節角速度入力を与える必要がある。そこで本研究では、関節角速度入力を Eq. 3.17 で表されるような二自由度制御により与えるものとする。更にこの二自由度制御のフィードフォワード成分 C_1 及びフィードバック成分 C_2 について、自由パラメータ Q を用いて Eq. 3.18, Eq. 3.19 と定めることにより、トルク制御系全体の応答は理想応答 G_r に一致する [59]。なお自由パラメータ Q は Eq. 3.20 とおいた [60]。この関節トルク制御系をブロック線図で表したものを Fig.3.6 に示す。

$$\omega(s) = -C_1 \tau(s) + C_2 \{\tau_d(s) - \tau(s)\} \quad (3.17)$$

$$C_1 = \frac{1}{P} \cdot \frac{Q}{1 - Q} \quad (3.18)$$

$$C_2 = \frac{G_r}{1 - G_r} \cdot \frac{1}{P} \cdot \frac{1}{1 - Q} \quad (3.19)$$

$$Q = G_r = \frac{1}{1 + \tau_c s} \quad (3.20)$$

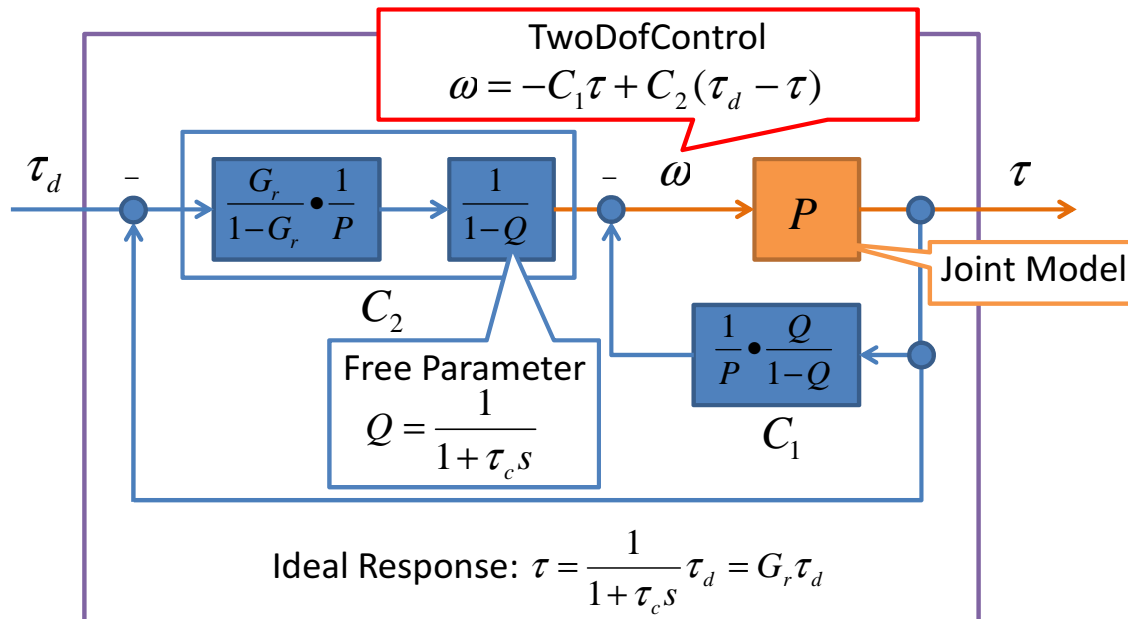


Fig 3.6: Joint torque control system by Two DoF Controller [61, 55]

3.4.3 関節モデルの定式化

制御対象の関節モデル P として、関節が剛性、粘性、慣性を持つと仮定したモデルを定める。即ち、関節トルク τ と関節角度 q が Eq. 3.21 の関係を持つとする。

$$\tau = -k_e q + k_d \dot{q} + k_i \ddot{q} \quad (3.21)$$

ただし k_e は関節の剛性, k_d は粘性, k_i は慣性を表すパラメータである。このモデルは周波数領域において、関節角度 $q = \frac{1}{s}\omega$, 角速度 $\dot{q} = \omega$, 角加速度 $\ddot{q} = s\omega$ として Eq. 3.22 で表される。以下この関節モデルを P と置く。

$$\begin{aligned} \tau(s) &= -\frac{k_e}{s}\omega(s) + k_d\omega(s) + k_i s\omega(s) \\ &= P\omega(s) \end{aligned} \quad (3.22)$$

3.4.4 目標関節トルクを実現するための関節角度差分の導出

二自由度制御により得られる関節角速度 Eq. 3.17 を Eq. 3.18 , Eq. 3.19 , Eq. 3.20 , 及び Eq. 3.22 を用いて周波数領域表現で表すと, 目標トルクを実現するための関節角速度は Eq. 3.23 として得られる.

$$\begin{aligned} \omega(s) = & -\frac{1}{\tau_c k_i (s^2 + \frac{k_d}{k_i} s - \frac{k_e}{k_i})} \{\tau - (\tau_d - \tau)\} \\ & + \frac{1}{\tau_c^2 k_i s (s^2 + \frac{k_d}{k_i} s - \frac{k_e}{k_i})} (\tau_d - \tau) \end{aligned} \quad (3.23)$$

ラプラス逆変換から, Eq. 3.23 の時間領域表現は Eq. 3.24 として得られる.

$$\begin{aligned} \omega(t) = & -\frac{1}{\tau_c k_i \beta} \left(\int_0^t f(t) \tau(t-u) du - \int_0^t f(t) g(t-u) du \right) \\ & + \frac{1}{\tau_c^2 k_i \beta} \int_0^t \left\{ \int_0^u f(v) dv \right\} g(t-u) du \end{aligned} \quad (3.24)$$

Eq. 3.24 において, $f(t)$, $g(t)$ はそれぞれ Eq. 3.25 , Eq. 3.26 のように定める.

$$f(t) = e^{-\alpha t} \sinh(\beta t) \quad (3.25)$$

$$g(t) = \tau_d(t) - \tau(t) \quad (3.26)$$

ただし, α, β は Eq. 3.27 の平方完成により得られる値とする.

$$s^2 + \frac{k_d}{k_i} s - \frac{k_e}{k_i} = (s + \alpha)^2 - \beta^2 \quad (3.27)$$

この関節角速度を用いて制御周期 Δt 秒ごとに関節角度差分 Eq. 3.28 を計算し, Eq. 3.29 に従って目標関節角度 q_{ref} に Δq を足しこむことにより目標トルク τ_d を実現するための新たな目標関節角度 q_{ref}^{new} を得る.

$$\Delta q = \omega \Delta t \quad (3.28)$$

$$q_{ref}^{new} = q_{ref} + \Delta q \quad (3.29)$$

3.4.5 実ロボットにおける関節モデルパラメータ同定と評価

本研究で用いた関節モデル P は剛性 k_e , 粘性 k_d , 慣性 k_i のパラメータを持つ. この関節モデルのパラメータ (k_e, k_d, k_i) は実機の関節角度, 角速度, 角加速度及び関節トルク

クが計測できれば、動作中のそれらの軌道から Eq. 3.21 に従い最小二乗法に基づく重回帰分析を用いることで動的に関節モデルのパラメータを求めることが出来る。

ヒューマノイドロボット HRP-4R[58] の左腕肘 pitch 軸 (L_ELLOW_P) 関節について動作中に関節トルク、関節角度を計測し、関節角度から関節角速度、関節角加速度を計算して関節モデルのパラメータを求めた。この重回帰分析により、モデルのパラメータが $k_e = 2.48$, $k_d = 23.7$, $k_i = 1.12$ として得られた。結果を Fig.3.7 右図上に示す。また実トルクとモデルによる推定トルクの誤差の標準偏差は 1.40[Nm] であった。更に重回帰分析から求めたパラメータに基づいて $\alpha = 10.5$, $\beta = 10.6$, $k_i = 1.2$ と定め、時定数 $\tau_c = 0.5$ として L_ELLOW_P 関節に対してトルク制御を行った。結果を Fig.3.7 右図下に示す。HRP-4R は電流値からトルクを推定しているため ± 1 [Nm] 程度の振動が発生しているものの、概ね目標トルクが実現されていることが分かる。この時トルク制御のために生じた関節角度誤差 Δq を Fig.3.7 の右図下に併記する。 Δq は最大で -1.3 [rad] 程度であった。これは手先に外力が生じていないために角速度項がトルクに対して支配的になったためであると考えられる。

3.5 関節負荷制限制御による高負荷行動実現

3.5.1 多点環境接触を伴う長時間負荷行動における負荷軽減制御

長時間の負荷行動例として、継続的負荷が発生する多点環境接触行動時において提案する関節トルク制限を用いてモータ温度上昇抑制のための適応動作が可能であることを示す実験を行った。Fig.3.8 左図のように HRP-4R をドライブシートに座らせた状態で左脚を地面に水平な状態に上げ、30 分間にわたって左脚の臀部 pitch 軸関節において関節トルクとモータの推定温度を計測した。温度推定のパラメータは $K_h = 7.0 \times 10^{-5}$ 及び $K_c = 1.5 \times 10^{-3}$ 、トルク制限制御のパラメータを $\Delta t = 120$ とした。更にトルク制御のパラメータはこの実験が準静的な動作であることから、 $k_i = k_d = 0$, $k_e = 400$, $\tau_c = 0.04$ として与えた。

温度の最大値を $T_{max} = 40.0$ とした時の関節トルクの絶対値の遷移を Fig.3.8 右側上図、関節温度の遷移を Fig.3.8 右側下図に示す。Fig.3.8 右側上図において実験開始の $t = 50$ [sec] から温度が上昇するにつれてトルクの最大値 τ_{max} の絶対値が小さくなり、現在の関節トルク τ の絶対値が τ_{max} を上回った時点で τ_{max} に追従するような関節ト

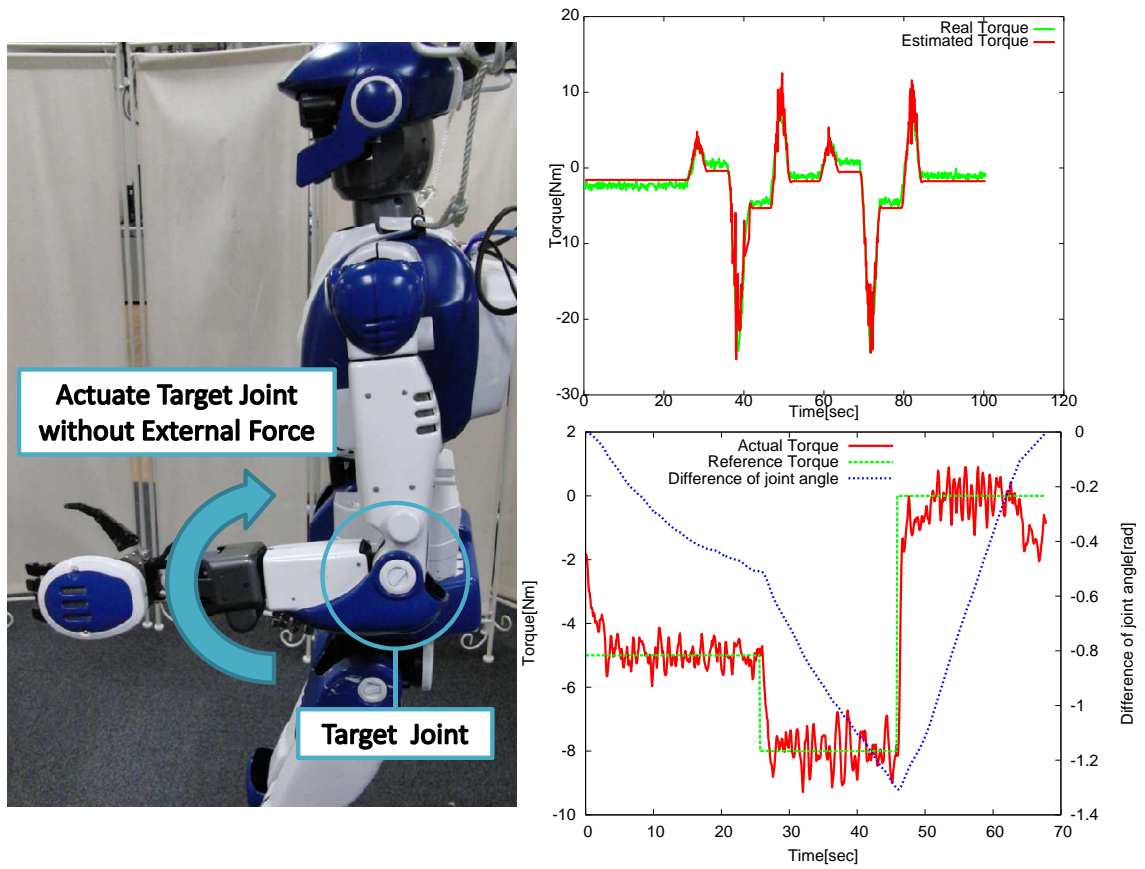


Fig 3.7: Left: Evaluation experiment for identification of motor model, Top right: Result of multiple regression for left elbow pitch joint for HRP-4R, Bottom right: Result of torque control for left elbow pitch joint for HRP-4R[55]

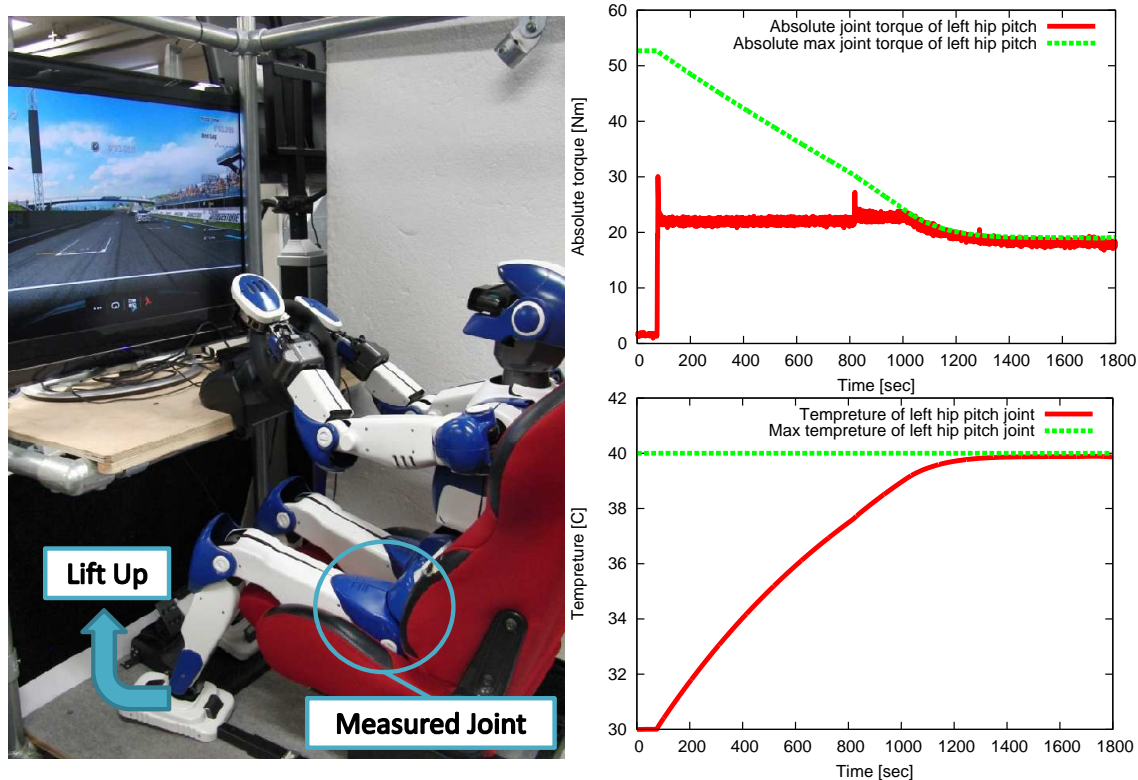


Fig 3.8: Left: Experimental environment of HRP-4R on drive seat, Top right: Max torque by temperature limitation and output torque at hip pitch joint in left leg when sitting, Bottom right: Temperature limitation at hip pitch joint in left leg when sitting[55]

トルク制限が行われていることが分かる。また Fig.3.8 右側下図から上記の関節角度制御により臀部 pitch 軸関節の温度が設定した上限値 T_{max} で抑えられ、温度上昇が抑制された適応動作が実現されていることが分かる。

3.5.2 瞬間的高負荷行動における負荷軽減制御

提案する関節トルク制限による瞬間的高負荷行動の実現例として左図のように大出力等身大ヒューマノイドロボット STARO[62] に対して提案手法を適用し、運転座席環境を模したドライブシミュレータ環境に乗り込む実験を行った。STARO の各関節における温度推定のパラメータを Table. 3.2 に示す。STARO は臀部、膝の Pitch 軸として水冷ダブルモータが利用されていることから通常の関節と水冷の関節について温度パラメータが異なる。また上限トルク計算では $\Delta t = 120$ とし、トルク制限にお

Table 3.2: Thermal parameters of STARO[55]

Parameter	Normal Joint	Water Cooled Joint
Heat Coefficient(K_h)	1.6×10^{-5}	1.05×10^{-5}
Radiation Coefficient(K_c)	5.5×10^{-3}	5.6×10^{-3}

Table 3.3: Torque control parameters of STARO[55]

Joint	α	β	k_i
Hip Pitch	3.0	2.0	10.0
Knee Pitch	5.2	3.0	5.0
Ankle Pitch	4.8	3.0	2.0

いては $\tau_{margin} = 130$ [Nm] とした. 実験の様子を Fig.3.9 に示す. 高さ 310[mm] の段差を登りドライブシミュレータ環境に乗り込む動作を野田ら [29] の手法により生成した. 更にこの実験では両手に理想慣性 $1000[\text{Ns}^2/\text{m}]$, 理想粘性 $10000[\text{Ns}/\text{m}]$, 理想剛性 $5000[\text{N}/\text{m}]$, 手先目標力 $0[\text{N}]$ の位置指令型インピーダンス制御を適用した.

生成した動作を実機において再生するだけでは, 乗り込み時 Fig.3.9 の III に相当する片足支持期において最大で膝関節に $400[\text{Nm}]$ を超える大きさのトルクが発生し, 関節温度が $140 [^{\circ}\text{C}]$ を超えたため乗り込むことが出来なかった. しかし特に大きなトルクが発生する両脚の Pitch 方向 3 軸に最大温度 T_{max} を $100[^{\circ}\text{C}]$ として関節負荷制限制御を適用することで, Fig.3.9 右上の図に示すように膝関節の出力トルクを $200[\text{Nm}]$ 程度に抑制するとともに Fig.3.9 右下の図に示すように関節温度を設定した最大温度 T_{max} 以下に抑えつつ乗り込み動作を達成した.

STARO 脚部のトルク制御パラメータを Table. 3.3 に示す. 時定数は全て $\tau_c = 10.0$, 左右の軸は対称性を仮定し同一パラメータを用いた.

3.6 おわりに

本章ではオンラインで関節温度を推定し, 推定温度を用いて関節負荷制限制御を行うことで動的に負荷を軽減する手法を提案した. 提案手法は関節に事前に計画困難な負荷の発生する高負荷行動において実用上有用であった. 本章ではまず負荷指標として関節温度に着目し, 関節の温度モデルを立て関節トルクを積算することでオ

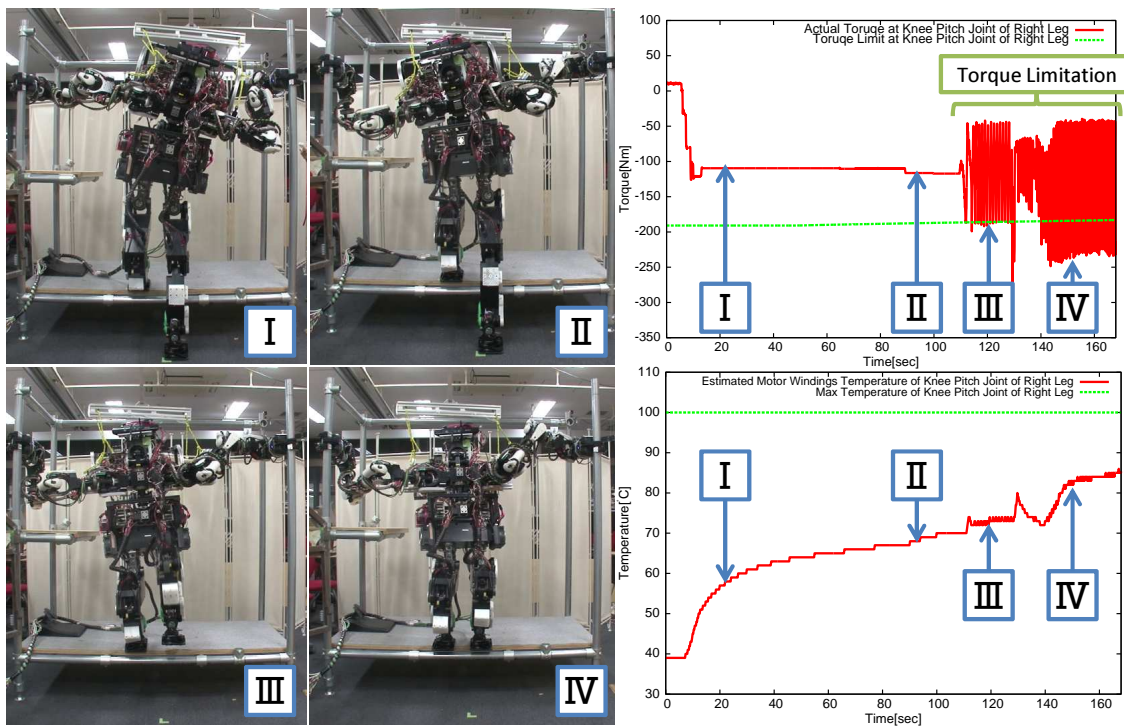


Fig 3.9: Left: Motion of STARO to overcome a step of 310[mm] to get into drive simulator, Top right: Transition of actual joint torque and torque limit at knee pitch joint in right leg, Bottom right: Estimated temperature of motor windings at knee pitch joint in right leg[55]

ンラインで関節温度を推定する方法を明らかにした。次に関節温度モデルを用いて将来的な関節温度の上昇を予測し、上限温度を超過しないような関節トルク制限を行う方法を提案した。更に関節トルク制限を実現するための関節トルク制御器を設計し、関節トルク制御を用いて所望の温度制限が実現できることを示した。この手法をヒューマノイドロボットに適用することで計画・検出困難な未知負荷に対する適応行動が可能となり、ヒューマノイドロボットが実現可能なタスクを広げることが出来ることを実験を通して確認した。またヒューマノイドロボットに関節負荷制限制御を適用することで、意図しない負荷が発生する高負荷行動においてもヒューマノイドロボットが故障することなくタスクの実現が可能となった。上述の提案手法により、一定の関節出力制限では実現困難な動作についても負荷に応じた関節トルク制限を行うことが可能となることから、本研究はヒューマノイドロボットが実現可能なタスクの種類及び時間範囲を広げる波及効果を持つと考える。また実験的に示したように、この手法は関節トルクと関節角度が計測可能なロボット一般に適用可能な制御手法であり応用可能範囲も幅広いと言える。

第4章

自己位置推定と周囲環境積算の細粒度 相補的統合法

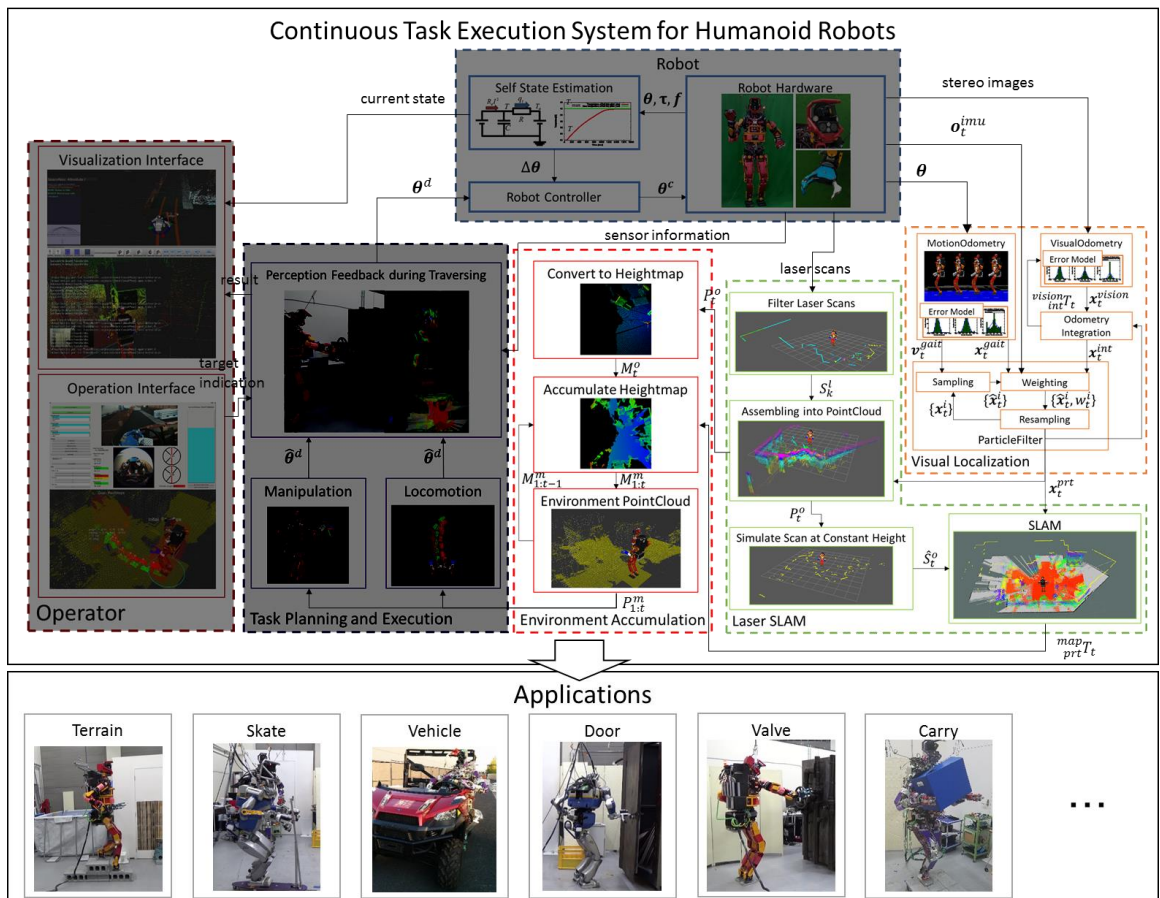


Fig 4.1: Proposed localization and environment accumulation system in whole robot systems

4.1 はじめに

本章ではまず多様な移動及びタスク実行を行うヒューマノイドロボットによる環境認識の基盤とするための高速高精度な自己位置推定法について論ずる. 更にこの自己位置推定に基づき周囲環境点群を積算し, 周囲環境地図を生成する手法を提案する. これらの手法はヒューマノイドロボットの特徴の一つである多様な移動形態においても適用可能である. 本論文で提案するシステムにおける本章の位置づけを Fig.4.1 に示す. ヒューマノイドロボットが継続的にタスクを行う上で移動中に環境認識処理を行う, 以前の環境認識処理を再利用するといったことが必要となるが, 高速高精度な自己位置推定と積算環境点群の生成はそれらを実現するための認識シス

テムの基盤となる技術である。なおこの章では [63] を一部引用している。

4.2 実行周期と必要精度を考慮した自己位置推定と周囲環境積算の細粒度相補的統合法の概要

近年, DARPA Robotics Challenge[11] を契機にロボットによる災害対応支援タスクへのニーズが高まっているが, 災害対応支援行動をはじめとした未知環境における信頼性の高いロボットシステムの構成法は未だ研究途上である。特にヒューマノイドロボットに求められる多様なタスクを連続して実行する上で, 環境地図生成や自己位置同定誤差の修正のための物体再認識を行うことはタスク実行効率の観点から望ましくないことから, 移動中動作実行モデルによるタスク実行が可能なロボットシステムが必要とされている。この移動中動作実行モデルによるタスク実行を行うロボットシステムにおいては, 移動中の周囲状況に応じた適応的な動作計画を行うための高精度な自己位置推定と環境認識機能が必要不可欠である。そこで本節では未知環境において多様な移動形態を用いるヒューマノイドロボットの自己位置推定と環境認識のために, 要求される実行周期と必要精度を踏まえて自己位置推定, レーザ点群を用いた2次元SLAM及び3次元の積算環境点群生成を統合する手法について述べる。

4.2.1 自己位置推定と周囲環境積算の統合による計算コストの削減

一般に周囲環境の3次元点群のような情報はデータ量が大きく通信遅延が発生するため自己位置推定や周囲環境地図生成の処理はロボットのオンボードで行うことが望ましい。しかしロボットに搭載可能な計算機には電力・排熱・サイズなどの制約があり, またオンボードで行うべき処理が多いことから自己位置推定や地図生成に利用可能な計算リソースは限定されている。一般的な自己位置推定と周囲環境地図生成手法においては, Fig.4.2の左に示すように高精度のレーザスキャンによる3次元SLAMにより自己位置推定を行い, その結果とステレオカメラから獲得した密な点群を用いて3次元点群再構成を行うことで歩行計画などで利用可能な精度の密な周囲環境地図を生成している [46, 48]。しかしこれらの処理は一般に計算量が大きくロボットに搭載可能な計算機で処理することは難しい。そこで本研究では Fig.4.2の

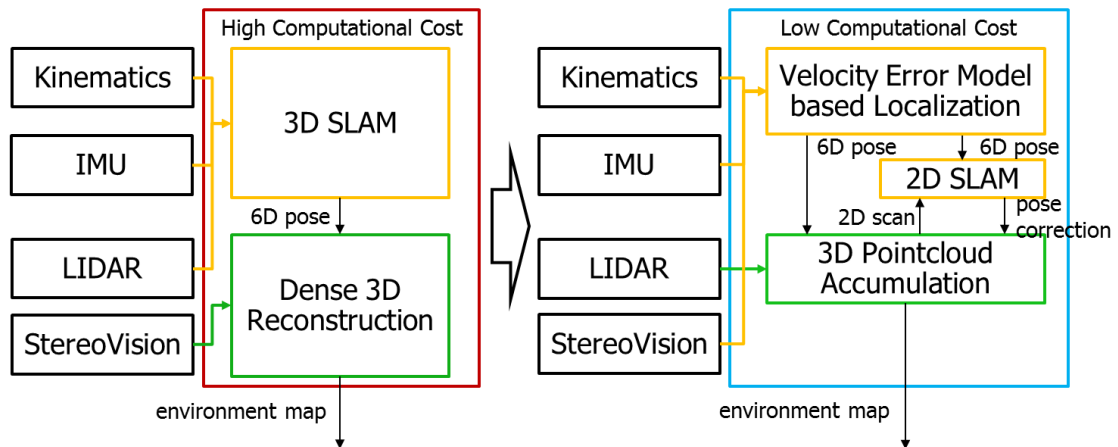


Fig 4.2: Comparison of integration concepts for localization and recognition

右に示すように、速度誤差モデルに基づくセンサ統合と2次元SLAM手法を用いて3次元SLAMと同等以上の精度を出しながら計算コストを削減するとともに、高精度な自己位置推定結果を用いることでレーザセンサを用いた3次元点群積算時に3次元点群再構成のような重い計算を行うことなく密な点群の積算を可能にする。

4.2.2 ヒューマノイドロボットにおける自己位置推定と周囲環境積算の細粒度相補的統合

本研究で提案するシステムは、自己位置推定と周囲環境認識を要求される実行時間に応じたセンサ情報を用いて統合する。Fig.4.3に統合法の概要を示す。本手法の重要な点は、自己位置推定と周囲環境点群の積算処理を必要な実行周期に応じて細分化し相補的に統合することで移動中においてもオンボードの計算機で高速高精度な自己位置推定と密な周囲環境点群生成を可能にしたことである。一般に、ヒューマノイドロボットの自己位置推定と周囲環境点群生成においてはその用途に応じて必要な実行周期が異なるという特徴がある。例えば歩行計画においては高い精度と密な周囲環境点群が必要であるが、動作計画自体に時間がかかることから要求される実行周期はそれほど速くない。従って歩行計画のための密な周囲環境点群積算に用いる自己位置推定は実行周期よりも精度を重視した手法を選択することが重要となる。一方レーザスキャンは一般にセンサの周期が速いことから、レーザ点群を積算する

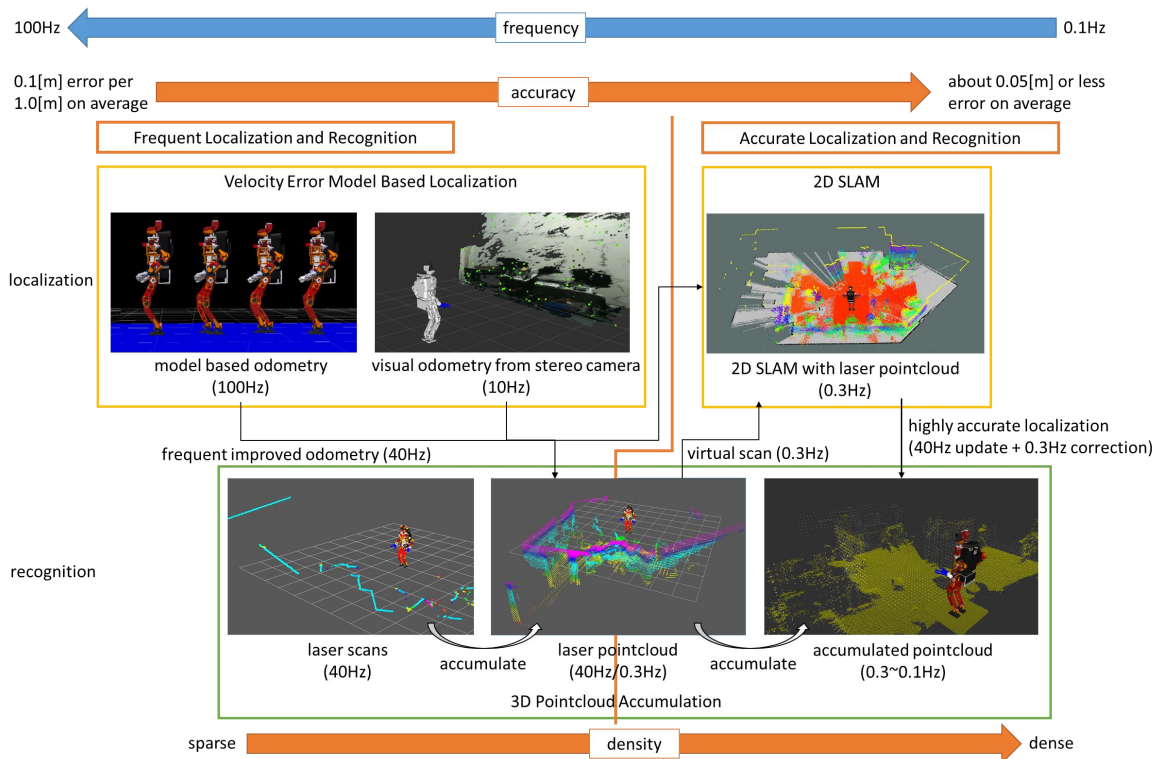


Fig 4.3: Integration of localization and recognition based on execution frequency, localization accuracy and pointcloud density

時はレーザスキャンの周期以上の周期で自己位置推定を行うことが望ましい。そこで本研究では自己位置推定のプロセスをモデルから得られる目標自己位置姿勢とビジュアルオドメトリをパーティクルフィルタにより統合した高速な自己位置推定と、レーザ点群を用いた高精度な自己位置推定という時間スケールの異なる2つの自己位置推定として細粒度に分割する。その上でまず高速な自己位置推定によりレーザスキャンの周期で自己位置を更新しレーザ点群生成の精度を向上する。次に生成したレーザ点群から仮想スキャンを生成し、それを用いた2次元SLAMを行うことで高精度の位置姿勢補償を行う。更に2次元SLAMにより獲得した高精度な自己位置推定結果を用いてレーザ点群を積算することで自己位置推定と環境積算の相補的な統合により移動中においても精度の高い密な周囲環境点群が生成可能となる。

4.2.3 速度誤差モデルに基づく高速な自己位置推定システム

自己位置推定手法はロボットの環境認識・行動計画の基盤となる重要な技術である。特にヒューマノイドロボットは歩行だけでなく自動車や自転車と言った異なる移動形態を用いた移動を行うことからヒューマノイドロボットによる自己位置推定はこれらの移動形態の変化にも対応する必要がある。そこで本章ではまず、Fig.4.4 に示すような災害環境をはじめとした未知環境におけるタスク実現のための多様な移動形態を取りうるヒューマノイドロボットに適用可能なセンサ情報の統合による高周期の自己位置同定手法について論ずる。

本手法は歩行軌道生成器による目標位置姿勢、ビジュアルオドメトリ、慣性センサによる姿勢推定を確率的手法により統合するものである。ヒューマノイドロボットのセンサ情報はそれぞれ実行周期やセンサ情報の次元が異なっており、それらをセンサ情報の信頼性に応じて重み付けして統合することで妥当な自己位置姿勢の推定結果を獲得する必要がある。ParticleFilter はこれらの次元の異なるデータの信頼度をパーティクルの重みとして統一的に扱い、リサンプリングによって信頼度の高い推定結果を獲得することができる点で有用である。例えばビジュアルオドメトリは一般に x , y 方向位置や yaw まわりの姿勢については高い精度が出るため信頼度が高く、 z 方向位置・roll/pitch 方向姿勢についてはドリフトが大きいため信頼度が低くなる。また慣性センサは姿勢情報のみを持ち、モデルに基づく腰高さ情報は z 方向高さ情報のみを持つためこれらを統合することでビジュアルオドメトリの信頼度の低い情報を補償することが可能である。

モデルに基づく目標自己位置姿勢情報とビジュアルオドメトリについては推定位置姿勢の確率分布が獲得できれば信頼性を決定することが可能である。一般的なパーティクルフィルタによるロボットの自己位置推定では、自己位置姿勢を大量のパーティクルにより近似する [44, 46]。これはヒューマノイドロボットの移動行動においてオドメトリの位置推定手法そのものに起因する誤差のほか、ロボットのモデル誤差、姿勢安定化制御補償による誤差、足裏の滑りによる位置誤差といった様々な誤差要因が混在するうえ、歩行のみならず自動車運転などの移動形態の多様性があることから自己位置推定アルゴリズムに基づく厳密な誤差モデルの設計が困難であることが原因である。そこで異なる移動形態に対応するとともに精度を保ちつつパーティ

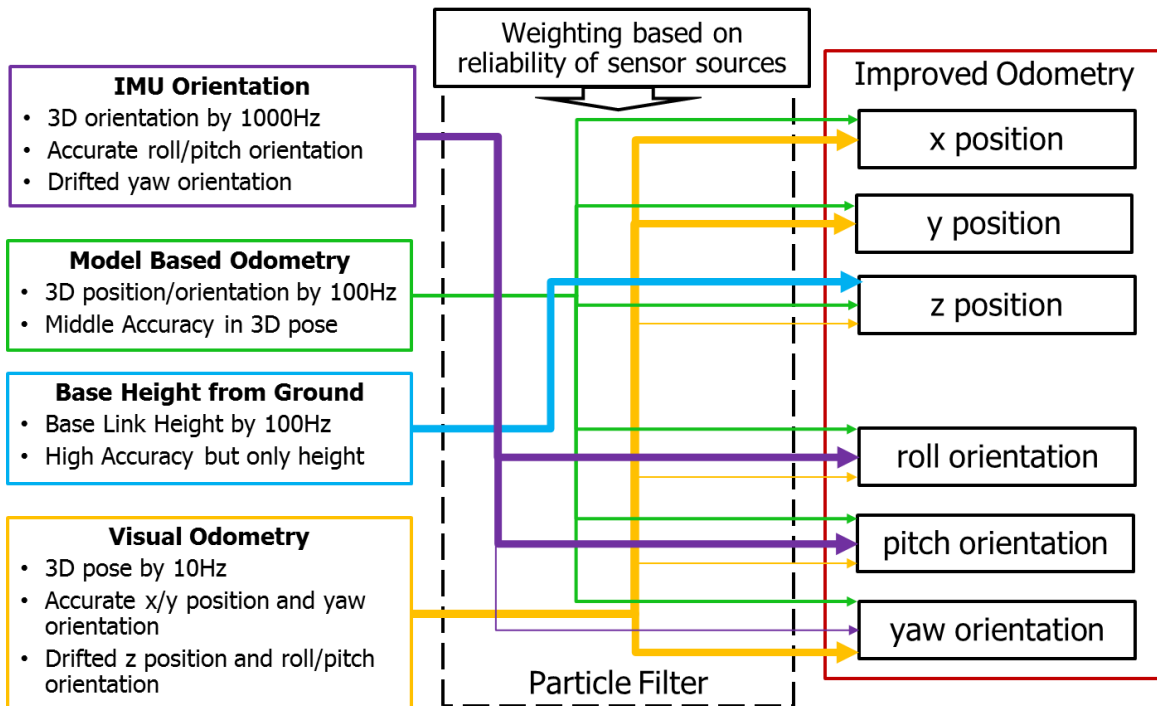


Fig 4.4: Sensor fusion considering frequency and reliability of sensor information

クル数の削減し計算コストを削減するために、本手法では実用的な実測に基づく速度誤差モデルを用いる。この速度誤差モデルにより制御更新・観測更新の自己位置姿勢分布を解析的に決定することが可能となり、ParticleFilterにおける推定精度を保ちつつパーティクル数を減らすことが可能となった。

4.2.4 レーザ点群の積算とSLAMによる高精度位置姿勢補償

一般にドリフトや歩行時の振動に対する脆弱性といったセンサ情報の特性から、実行周期を重視した歩行軌道生成器による目標位置姿勢とビジュアルオドメトリの統合のみでは精度向上には限界がある。そこでより高精度な自己位置推定のためにレーザセンサを用いたSLAMを用いる。しかしレーザセンサを用いる上で、ヒューマノイドロボットは物体操作中の姿勢変化や歩行中の振動と言った外乱が生じるタスク実行中において既存のレーザセンサを用いた効率的な自己位置同定手法に必要とされる地面に平行な固定された参照平面を持たないという問題がある。

そこで4.2.3項で論じた高周期の自己位置推定結果を基準座標系として利用することで歩行中やタスク実行中にも回転レーザセンサから得られる2次元レーザスキャンを3次元のレーザ点群として積算する。更にこの点群情報をロボットの位置姿勢に依存しない基準座標系相対に変換し、地面に平行で一定の高さに固定された仮想平面で点群を切り取った仮想スキャンを用いることで、タスク実行中において基準リンクに対して固定された外界センサのためのリンクが存在しないヒューマノイドロボットにおいても既存のSLAM手法を適用することが可能となる。この仮想スキャンを用いたSLAMにより高周期の自己位置推定結果を補償し、より高精度の自己位置推定結果を獲得する。

4.2.5 自己位置推定に基づく高精度で密な積算周囲環境地図の獲得

移動中認識実行モデルによるタスクの継続実行を実現するためには、周囲環境の認識結果を積算し、移動によらない周囲環境の絶対位置情報を獲得することで離れた場所やオクルージョンのある場所からでも精度の高い環境認識・動作計画を行うことが出来るようになる必要がある。そこで本研究では、移動中認識実行モデルを行う上で必要な環境認識・動作計画のために周囲環境点群を生成する。一般にステレオカメラから得られる点群の精度は距離が遠くなるに連れて大きく低下することが知られている。従って移動中認識実行モデルのための周囲環境認識には、遠距離でも精度が低下しにくいレーザ点群を用いることが適切であると考えられる。しかしレーザ点群は一般に点群が疎であることから、特に歩行計画などでは得られたレーザ点群を積算してより密な点群を取得する必要がある。そこで本研究では植田 [23] による heightmap に基づく環境点群生成法を拡張する。レーザ点群を heightmap に変換し、2次元画像に対する平滑化フィルタを用いてレーザ点群の疎な部分を補完することで密な点群を生成する際に4.2.4項において獲得した高速高精度な自己位置推定の基準座標を用いて得られた点群を積算し、移動中においても精度を保ちつつ周囲環境点群を積算することが出来る。

4.3 自己位置推定のための観測と誤差モデルの定式化

4.3.1 ビジュアルオドメトリ

事前に地図を得られない未知環境において環境情報から自己位置を推定する手法としてビジュアルオドメトリがある。代表的なビジュアルオドメトリの手法としては Klein ら [64] や Forster ら [65] のように単眼カメラによる手法, Bachrach ら [66] や Kerl ら [67] のように RGB-D カメラにより画像情報と depth 情報を統合する手法, そして Kitt ら [68] のようにステレオ画像列を用いる手法が挙げられる。単眼カメラによる手法は過去 Stasse ら [41] や Oriolo ら [42] によりヒューマノイドロボットに統合されてきたが, 単眼カメラによるビジュアルオドメトリは初期化処理が必要であったり, scale に対して不確かさを持つという問題がある。また RGB-D カメラによる手法は飛行ロボットなどでその有用性が示されてきたが, この手法は計算コストが高いため GPU などの計算リソースが使えない条件下で複雑なタスク処理を要求されるヒューマノイドロボットにおいては負荷が大きい。そこで本研究では Kitt らによるステレオ画像を用いたビジュアルオドメトリ手法 [68] を用いた。これはステレオ画像列からカメラの自己運動を同定するものであり, 三次元復元の代わりに三重焦点テンソルを用いた幾何計算を用いることで計算コストを低減している。また動作推定時に特徴点分布の一様性を確保するために得られた画像を小領域に分割し領域内で採用する特徴点の上限を定めるとともに, 得られた特徴点に対して RANSAC を用いた外れ点除去を行うことで環境内で動いている物体に対するロバスト性も担保している。

また, 一般にビジュアルオドメトリはカメラの位置姿勢を推定するが, ヒューマノイドロボットの自己位置推定において必要なのはロボットのベースリンクの位置姿勢である。ヒューマノイドロボットにおいてはロボットのベースリンク位置姿勢に対するカメラの相対位置姿勢 T_b^c は一定ではない。従ってビジュアルオドメトリにより得られたカメラの推定位置姿勢 H_w^c に対してロボットの関節角度を用いて順運動学から求めた T_b^c を用いて, ロボットの推定位置姿勢 H_w^b を Eq. 4.1 により求める。

$$H_w^b = H_w^c (T_b^c)^{-1} \quad (4.1)$$

4.3.2 ヒューマノイドロボットにおける自己位置推定誤差

ヒューマノイドロボットにおける自己位置同定では4.2.3項で論じた通り様々な誤差要因が混在するため、自己位置推定アルゴリズムに基づく厳密な誤差モデルの設計は非常に困難であった。そこで本研究ではそれらの複合的誤差をまとめて考慮した実測速度に基づく自己位置推定誤差モデルを提案する。

解析的な共分散行列の導出

状態 $x(t)$ が Eq. 4.2 で更新されるとする。

$$x(t + \Delta t) = f(x(t), \dot{x}(t)) \quad (4.2)$$

状態 $x(t)$ は真値 $\hat{x}(t)$ に対して誤差 $\Delta x(t)$ を含むとすると、Eq. 4.2 に対して真値 $\hat{x}(t)$, $\hat{\dot{x}}(t)$ のまわりで一次のテイラー展開を適用することで時刻 $t + \Delta t$ における誤差 $\Delta x(t + \Delta t)$ の更新式が Eq. 4.3 として得られる。以下、偏微分の代入記法は省略する。

$$x(t + \Delta t) = f(\hat{x}(t), \hat{\dot{x}}(t)) + \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x(t) + \frac{\partial f}{\partial \dot{x}} \Delta \dot{x}(t) \quad (4.3)$$

分散の定義より、 $\Delta x(t)$ を用いて状態の分散 $\Sigma_x(t)$ は Eq. 4.4 で表される。

$$\Sigma_x(t) = E[\Delta x(t) \Delta x^T(t)] \quad (4.4)$$

$\Delta x(t)$ と $\Delta \dot{x}(t)$ が独立であると仮定すると、Eq. 4.5 が成り立つ。

$$E[\Delta x(t) \Delta \dot{x}^T(t)] = E[\Delta \dot{x}(t) \Delta x^T(t)] = 0 \quad (4.5)$$

Eq. 4.5 を用いて、Eq. 4.4 から Eq. 4.6 が得られる。

$$\Sigma_x(t + \Delta t) = \frac{\partial f}{\partial x} \Sigma_x(t) \frac{\partial f^T}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial \dot{x}} \Sigma_{\dot{x}}(t) \frac{\partial f^T}{\partial \dot{x}} \quad (4.6)$$

以降、Eq. 4.6 を解析的な分散の更新式として用いる [69]。

ヒューマノイドロボットの自己位置推定誤差モデルの定式化

二足歩行ロボットの位置姿勢及び速度 $\mathbf{x}, \dot{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^6$ を状態とすると、微小時間 Δt 間でホロノミックな移動モデルを仮定し、各要素が独立とすれば Eq. 4.2 に示した更新式は Eq. 4.7 となる。

$$\mathbf{x}(t + \Delta t) = \mathbf{x}(t) + \dot{\mathbf{x}}(t)\Delta t \quad (4.7)$$

したがって共分散の更新式 Eq. 4.6 より、Eq. 4.8 を用いて解析的に二足歩行ロボットの位置姿勢の共分散 $\Sigma_{\mathbf{x}}(t)$ を計算できる。

$$\Sigma_{\mathbf{x}}(t + \Delta t) = \Sigma_{\mathbf{x}}(t) + \Sigma_{\dot{\mathbf{x}}}(t)\Delta t^2 \quad (4.8)$$

速度の誤差モデルとして $\Sigma_{\dot{\mathbf{x}}}(t)$ は各速度・角速度が独立に正規分布に従う誤差を持つモデルを採用する。すなわち速度 $\dot{\mathbf{x}}(t)$ の各要素に対して平均 $\boldsymbol{\mu} = (\mu_x \cdots \mu_\gamma)^T$ 及び分散 $\sigma_x^2 \cdots \sigma_\gamma^2$ を実測から求めた定数によって定め、計測された速度 $\tilde{\mathbf{x}}$ に対して $\mathcal{N}(\dot{\mathbf{x}}; \tilde{\mathbf{x}} + \boldsymbol{\mu}, \Sigma_{\dot{\mathbf{x}}}(t))$ なる正規分布を速度誤差モデルとして用いる。なお共分散行列 $\Sigma_{\dot{\mathbf{x}}}(t)$ は6自由度の位置姿勢が全て独立を仮定していることから、Eq. 4.9 となる。

$$\Sigma_{\dot{\mathbf{x}}}(t) = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_\gamma^2 \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

実ロボットにおける速度誤差モデルの同定法

提案した速度モデルを実測により同定する。Fig.4.5 上図に示すようにヒューマノイドロボット JAXON[70] に対して予め定めた歩行軌道をフィードフォワードに与え、歩行中にチェッカーボードを用いて求めた実測速度と歩行器の与えた目標速度から x, y 軸方向速度及び yaw 方向角速度の誤差をサンプリングした。

更に得られた速度誤差に対して正規分布を仮定し、最尤法によるフィッティングを用いて各速度の平均と標準偏差を求めた。結果を Fig.4.5 下図に示す。停止中には誤差が乗りにくいことから0付近に速度誤差がほかと比べて集中しているが、概ね誤差の分布は正規分布に従っていることがわかる。本研究で用いる JAXON に対しては上記の議論を踏まえて Table. 4.1 に示した誤差モデルパラメータを設定した。厳密にはこれらの速度誤差モデルはロボットの姿勢や床面の摩擦、実行中のタスクなどにより

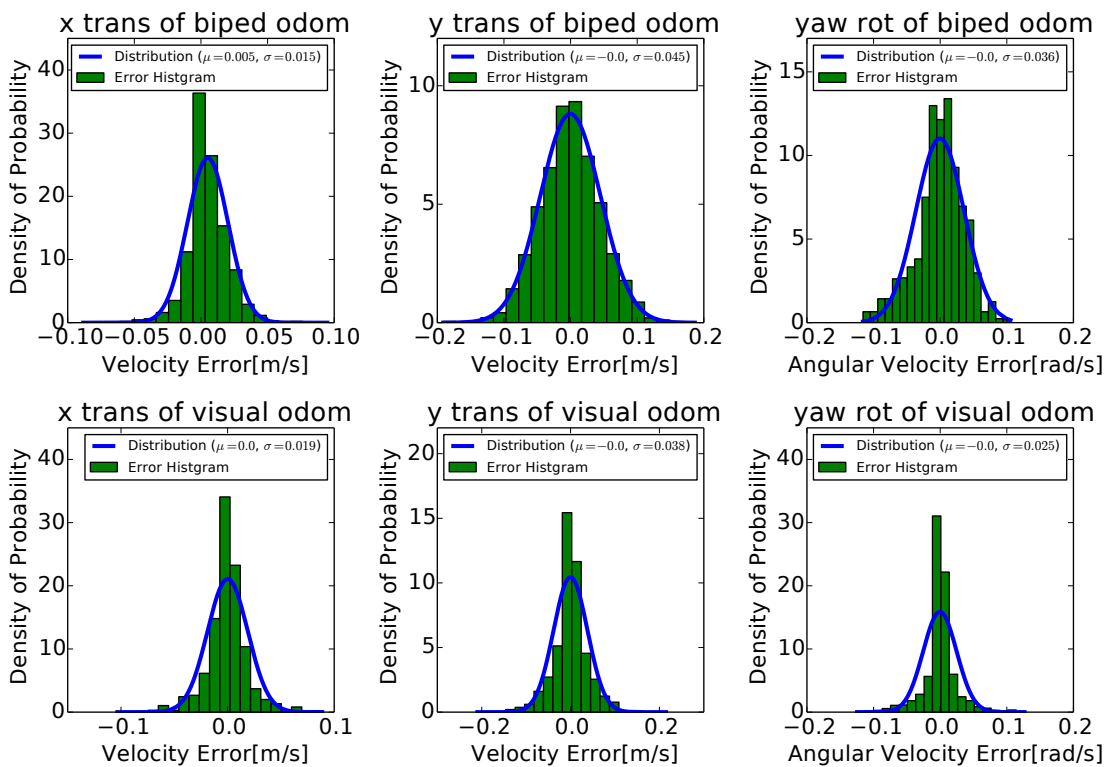
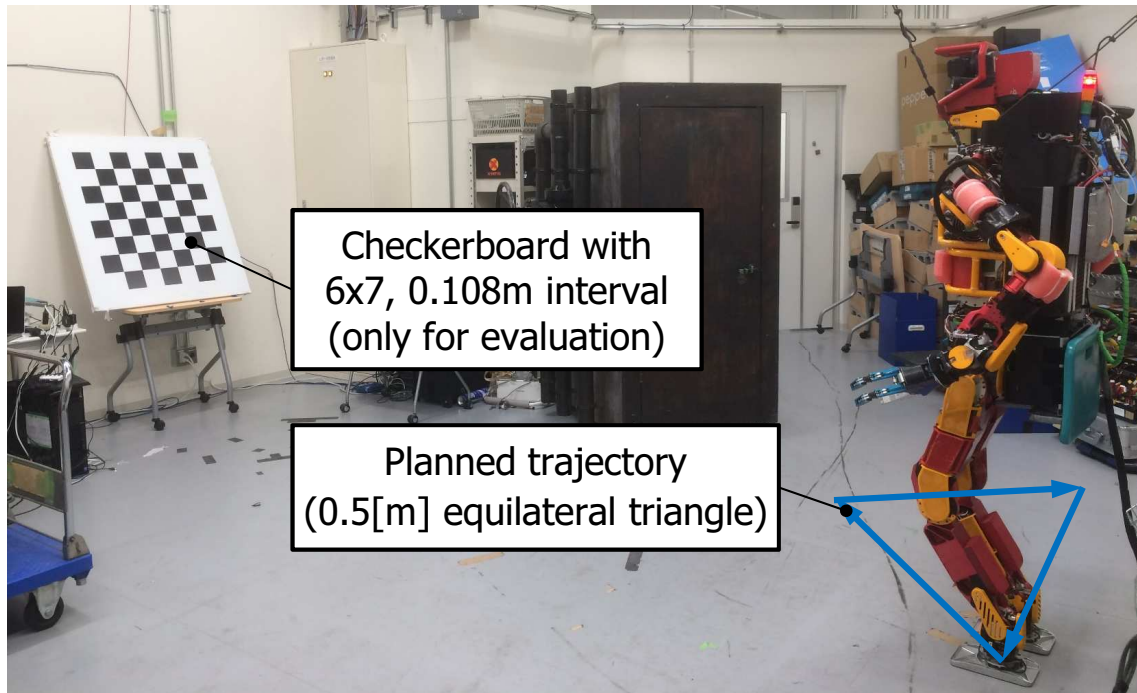


Fig 4.5: Upper: Experimental environment for velocity model sampling, Lower: Measured error histograms and estimated Gaussian probability distributions of JAXON[70]. Green histograms show measured velocity errors and blue lines show fitted Gaussian distributions. Upper graphs are result of velocity errors from walking pattern generator and lower ones are from visual odometry.[63]

Table 4.1: Velocity error model parameters for JAXON[63]

Direction	Variable	Gait Generator	Visual Odometry
x translation	μ	0.006[m]	0.0[m]
	σ	0.075[m]	0.05[m]
y translation	μ	0.001[m]	-0.002[m]
	σ	0.15[m]	0.1[m]
z translation	μ	0.0[m]	0.0[m]
	σ	0.015[m]	0.030[m]
roll rotation	μ	0.0[rad]	0.0[rad]
	σ	0.001[rad]	0.3[rad]
pitch rotation	μ	0.001[rad]	0.3[rad]
	σ	0.15[rad]	0.06[rad]
yaw rotation	μ	0.0[rad]	-0.002[rad]
	σ	0.15[rad]	0.06[rad]

変動するが、実用上の観点から本研究では広めの標準偏差を取ることでこれらの誤差を吸収するものとした。

4.3.3 正規分布の重ね合わせを用いた推定姿勢のフィードバック

ビジュアルオドメトリの問題の一つであるドリフトを補償するため、正規分布の重ね合わせを利用する。ビジュアルオドメトリから得られた自己位置姿勢の分布 x_t^{vision} に対して、フィードバックに用いる自己位置姿勢分布 $x_{t-\Delta t}^{fb}$ 及び速度分布 $v_{t-\Delta t}^{fb}$ が得られたとする。この時自己位置姿勢の最尤な分布 x_t^{int} を求めたい。

独立な計測に対する最尤姿勢推定

まず一般に、ある状態 $x(t)$ に対して2つの異なる正規分布に従う観測 $z_1(t) \sim \mathcal{N}_1(x; \mu_1, \Sigma_1)$, $z_2(t) \sim \mathcal{N}_2(x; \mu_2, \Sigma_2)$ が独立に得られたとする。この時、Fig.4.6 に示すような現在の時刻における状態 $x(t)$ の最尤な確率分布を求める。以下この節では状態と観測は同時刻に得られるものと仮定し、時刻の表記は省略する。この時、状態 x に対する条件付き確率 $p(x|z_1, z_2)$ は z_1 と z_2 が独立であることから、ベイズ則を用いて Eq. 4.10 として

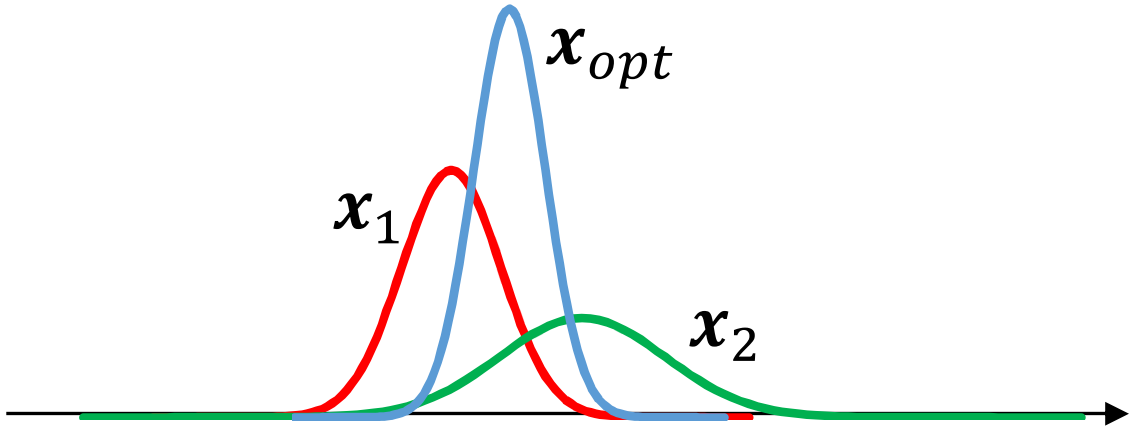


Fig 4.6: Calculation of maximum likelihood distribution from normal distributions

得られる.

$$\begin{aligned}
 p(x|z_1, z_2) &= \frac{p(x, z_1, z_2)}{p(z_1, z_2)} \\
 &= \frac{p(z_2|x)}{p(z_2)} p(x|z_1) \\
 &= \frac{p(x|z_1)p(x|z_2)}{p(x)} \tag{4.10}
 \end{aligned}$$

状態 $x(t)$ が観測がない条件では一様に状態空間に分布すると仮定すると $p(x)$ は定数とみなせることから, 観測 z_1, z_2 のもとで状態 $x(t)$ の最尤な分布は Eq. 4.11 より正規分布 $\mathcal{N}_{opt}(x; \mu_{opt}, \Sigma_{opt})$ となる.

$$p(x|z_1, z_2) \propto p(x|z_1)p(x|z_2) \tag{4.11}$$

従って時刻 t における正規分布に従う状態 $x(t)$ についての観測 z_1, z_2 に対して Eq. 4.11 を指数部に対して解くことにより, 最尤な正規分布 $\mathcal{N}_{opt}(x; \mu_{opt}, \Sigma_{opt})$ の平均と分散として Eq. 4.12, Eq. 4.13 が得られる [71].

$$\Sigma_{opt} = \Sigma_1 - \Sigma_1 (\Sigma_1 + \Sigma_2)^{-1} \Sigma_1 \tag{4.12}$$

$$\mu_{opt} = \mu_1 + \Sigma_1 (\Sigma_1 + \Sigma_2)^{-1} (\mu_2 - \mu_1) \tag{4.13}$$

自己位置推定分布のフィードバック

4.3.3 項に示した最尤な正規分布の統合は2つの異なる正規分布に従う観測が同時刻に得られることを仮定しているが、ビジュアルオドメトリから得られる自己位置姿勢の分布 x_t^{vision} とフィードバックに用いる自己位置姿勢分布 $x_{t-\Delta t}^{fb}$ は観測された時刻が異なるため、Eq. 4.14 に示す速度積分を用いてフィードバックに用いる自己位置を更新し、時刻を合わせた分布 \bar{x}_t^{fb} を得る。

$$\bar{x}_t^{fb} = x_{t-\Delta t}^{fb} + v_{t-\Delta t}^{fb} \Delta t \quad (4.14)$$

x_t^{vision} と \bar{x}_t^{fb} に対して Eq. 4.13 及び Eq. 4.12 を適用することで、ビジュアルオドメトリとフィードバックに用いるオドメトリの推定結果を統合した自己位置の最尤推定分布 x_t^{int} が得られる。以降、 x_t^{vision} から x_t^{int} への変換 ${}_{int}^{vision}T_t$ をビジュアルオドメトリのオフセットとして与えるものとする。

自己位置推定分布フィードバック周期の決定

自己位置推定結果のフィードバックはビジュアルオドメトリによる推定結果のドリフトを補正することができる一方で、統合した推定結果に時間遅れが生ずる問題がある。またビジュアルオドメトリの自己位置推定周期がフィードバックに用いる自己位置姿勢分布の実行周期よりも遅い場合、フィードバックされた自己位置姿勢分布が過剰に統合結果に反映されてしまい分布の縮退を招く。そこで本手法では、ビジュアルオドメトリの推定した分布の標準偏差が閾値 σ_{th} を超えるか、フィードバックされた推定位置姿勢がビジュアルオドメトリの推定分布に置いて 3σ の範囲に存在しない場合にフィードバックを行うものとする。本研究では σ_{th} を一律で位置に対しては 1.0[m]、姿勢に対しては 1.0[rad] としている。

4.4 パーティクルフィルタを用いた高速な自己位置推定の精度向上

内界センサと外界センサを統合し、自己位置同定の精度を向上させる研究としては、Oriolo ら [42] をはじめとして Extended Kalman Filter を用いる手法が一般に広く行わ

れてきた. Extended Kalman Filter は状態遷移及び観測を線形化することを前提とする手法であるが, 分布の大きい確率密度関数や局所的非線形性を持つ確率密度関数に対しては誤差が大きくなることが知られている [72]. 状態遷移については Eq. 4.7 に示す線形な更新式を仮定したが, 観測に用いるビジュアルオドメトリは分散が大きく, また 4.3 節で述べたとおり状態と観測の関係は非線形性が高いため Extended Kalman Filter を適用する場合誤差が大きくなることが予想される. そこで本研究では非線形性なシステムに対しても適用可能なパーティクルフィルタを用いる. パーティクルフィルタを用いた自己位置推定結果の統合の概要を Fig.4.7 に示す.

4.4.1 サンプリング

歩行軌道生成器から得られる目標速度 $\mathbf{v}_t^{gait} \sim \mathcal{N}_t^{\mathbf{v}^{gait}}(\mathbf{v}; \boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{v}^{gait}}, \boldsymbol{\Sigma}_t^{\mathbf{v}^{gait}})$ を制御入力として, N 個のパーティクルに対して Eq. 4.15 に基づき速度 $\hat{\mathbf{v}}_t^i$ をサンプリングする.

$$\hat{\mathbf{v}}_t^i \leftarrow \mathcal{N}_t^{\mathbf{v}^{gait}}(\mathbf{v}; \boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{v}^{gait}}, \boldsymbol{\Sigma}_t^{\mathbf{v}^{gait}}) \quad (4.15)$$

このサンプリングされた速度 $\hat{\mathbf{v}}_t^{gait}$ を用いてパーティクル $\hat{\mathbf{x}}_t^i$ を Eq. 4.16 により更新する.

$$\hat{\mathbf{x}}_t^i = \mathbf{x}_{t-1}^i + \hat{\mathbf{v}}_t^i \Delta t \quad (4.16)$$

4.4.2 重み付け

パーティクル $\hat{\mathbf{x}}_t^i$ に対して重み w_t^i を決定する. 一般に, パーティクルの重み w_t^i は観測 z_t^i に対する事後確率に基づいて Eq. 4.17 のように計算される [72]. ただし重み w_t^i は正規化されるものとする.

$$w_t^i \sim p(z_t^i | \hat{\mathbf{x}}_t^i) \quad (4.17)$$

ここではまず観測としてビジュアルオドメトリから推定された位置姿勢 \mathbf{x}_t^{imu} を用いる. しかしビジュアルオドメトリから推定された位置姿勢は鉛直方向位置及び roll, pitch 方向まわりの姿勢のドリフトが大きいことが知られている. そこで鉛直方向位置については歩行軌道生成器から得られる目標位置の z 方向成分 z_t^{gait} , roll 及び pitch 方向まわりの姿勢については IMU から得られる姿勢 \mathbf{o}_t^{imu} によりビジュアルオドメト

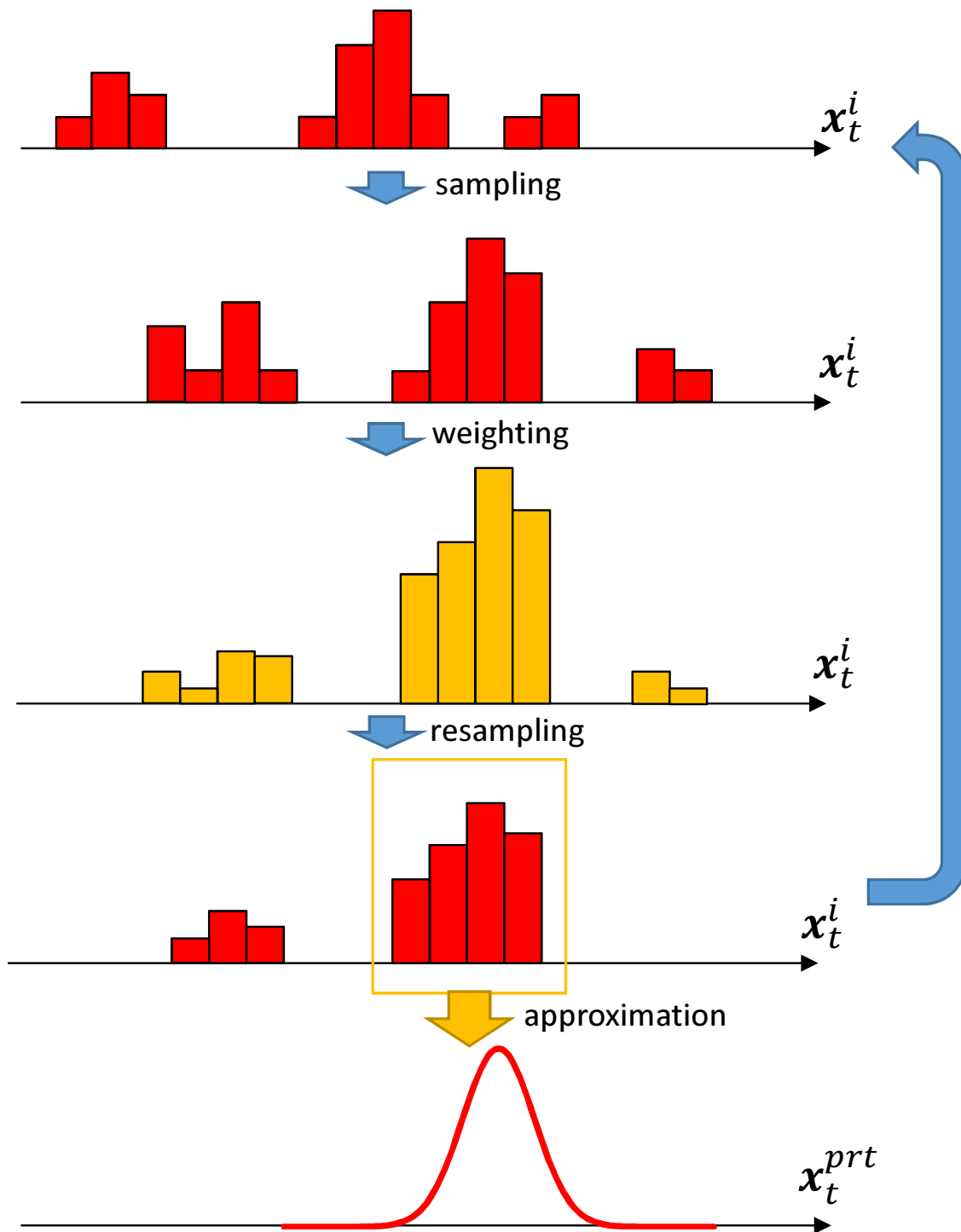


Fig 4.7: Integration of localization result by particle filter

りの観測を補助することで安定した推定位置姿勢を獲得する. この時, x_t^{int} , z_t^{gait} , 及び o_t^{imu} が独立と仮定すれば, 最終的な事後確率 $p(z_t|\hat{x}_t^i)$ は Eq. 4.18 で得られる [44].

$$p(z_t|\hat{x}_t^i) = p(x_t^{int}|\hat{x}_t^i)p(z_t^{gait}|\hat{x}_t^i)p(o_t^{imu}|\hat{x}_t^i) \quad (4.18)$$

ビジュアルオドメトリに基づく観測モデルの定式化

ビジュアルオドメトリから推定された位置姿勢 $x_t^{int} \sim \mathcal{N}_{x_t^{int}}(x; \mu_t^{x^{int}}, \Sigma_t^{x^{int}})$ が得られた時, この観測に対する事後確率密度関数は正規化定数を η として Eq. 4.19 とし得られる.

$$p(x|x_t^{int}) = \eta e^{-\frac{1}{2}(x - \mu_t^{x^{int}})^T (\Sigma_t^{x^{int}})^{-1} (x - \mu_t^{x^{int}})} \quad (4.19)$$

ここでパーティクルに対する計測確率 $p(x_t^{int}|\hat{x}_t^i)$ と観測に対するパーティクルの事後確率 $p(x_t^i|\hat{x}_t^{int})$ の関係はベイズ則より Eq. 4.20 である.

$$p(x_t^{int}|\hat{x}_t^i) = \frac{p(\hat{x}_t^i|x_t^{int})p(x_t^{int})}{p(\hat{x}_t^i)} \quad (4.20)$$

Eq. 4.20 において $p(x_t^{int})$ は \hat{x}_t^i について定数とみなせる. 更に $p(\hat{x}_t^i)$ が定数, すなわちパーティクル \hat{x}_t^i は空間に一様に分布しうるものと仮定すると求める観測モデルは Eq. 4.21 となる.

$$p(x_t^{int}|\hat{x}_t^i) \sim e^{-\frac{1}{2}(\hat{x}_t^i - \mu_t^{x^{int}})^T (\Sigma_t^{x^{int}})^{-1} (\hat{x}_t^i - \mu_t^{x^{int}})} \quad (4.21)$$

ロボットの幾何モデルに基づく鉛直方向位置観測モデルの定式化

鉛直方向位置については歩行軌道生成器の目標位置の z 方向成分 z_t^{gait} を用いる. パーティクルの z 方向成分 \hat{z}_t^i に対して分散 σ_t^z を用いて観測モデルが Eq. 4.22 として得られる.

$$p(z_t^{gait}|\hat{x}_t^i) \sim e^{-\frac{(z_t^{gait} - \hat{z}_t^i)^2}{2(\sigma_t^z)^2}} \quad (4.22)$$

慣性センサに基づく回転方向の観測モデルの定式化

roll 及び pitch 方向姿勢についてはIMUから得られる姿勢 $o_t^{imu} = (\phi_t^{imu}, \psi_t^{imu}, \theta_t^{imu})$ を用いる. roll, pitch 方向姿勢の分布が独立と仮定すればパーティクルの roll, pitch 方向

姿勢 $\hat{\phi}_t^i, \hat{\psi}_t^i$ に対して, 分散 $\sigma_t^\phi, \sigma_t^\psi$ を用いて観測モデルが Eq. 4.23 として得られる.

$$p(o_t^{imu} | \hat{x}_t^i) \sim e^{-\frac{(\phi_t^{imu} - \hat{\phi}_t^i)^2}{2(\sigma_t^\phi)^2} - \frac{(\psi_t^{imu} - \hat{\psi}_t^i)^2}{2(\sigma_t^\psi)^2}} \quad (4.23)$$

4.4.3 リサンプリング

パーティクルと重みの組 \hat{x}_t^i, w_t^i に対してリサンプリングを行う. リサンプリングのアルゴリズムとしては計算負荷の観点から等間隔サンプリングを採用したパーティクルの総数 N を用いて乱数 r を区間 $[0; N^{-1}]$ から選択し, $k = 1, 2, \dots$ について Eq. 4.24 に従って i に対応するパーティクル \hat{x}_t^i を新たなパーティクル x_t^i として与える.

$$i = \operatorname{argmin}_j \sum_{n=1}^j w_t^n \geq r + (k-1)N^{-1} \quad (4.24)$$

得られたパーティクルと重み x_t^i, w_t^i について, 最終的な自己位置の分布として正規分布を仮定して重み付き平均, 分散を計算することで分布 $N_t^{\mathbf{x}^{prt}}(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{x}^{prt}}, \boldsymbol{\Sigma}_t^{\mathbf{x}^{prt}})$ を推定する. 重み付き平均 $\boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{x}^{prt}}$ 及び分散 $\boldsymbol{\Sigma}_t^{\mathbf{x}^{prt}}$ は, それぞれ Eq. 4.25, Eq. 4.26 により得られる.

$$\boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{x}^{prt}} = \sum_{n=1}^N w_t^n \mathbf{x}_t^i \quad (4.25)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_t^{\mathbf{x}^{prt}} = \frac{\sum_{n=1}^N w_t^n (\mathbf{x}_t^i - \boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{x}^{prt}})^T (\mathbf{x}_t^i - \boldsymbol{\mu}_t^{\mathbf{x}^{prt}})}{1 - \sum_{n=1}^N (w_t^n)^2} \quad (4.26)$$

4.4.4 歩行時の計算量削減法

一般に, ヒューマノイドロボットの歩行においてサンプリングに用いる歩行軌道生成器の目標速度の更新周期に比べて, 重み付けに用いるビジュアルオドメトリの更新周期は遅い. そのためビジュアルオドメトリの観測が更新されるまでの間は歩行軌道生成器による目標速度に基づくサンプリングのみにより推定位置姿勢分布を更新することになるが, 毎回サンプリングを行うのは計算コストの観点から望ましくない.

ヒューマノイドロボットの歩行時においては, 位置姿勢の更新式が Eq. 4.7 で表されることから推定位置姿勢と計測更新に用いる速度が正規分布に従うのであれば, 推定位置姿勢分布の更新は解析的に計算可能である. 現在の推定位置姿勢分布

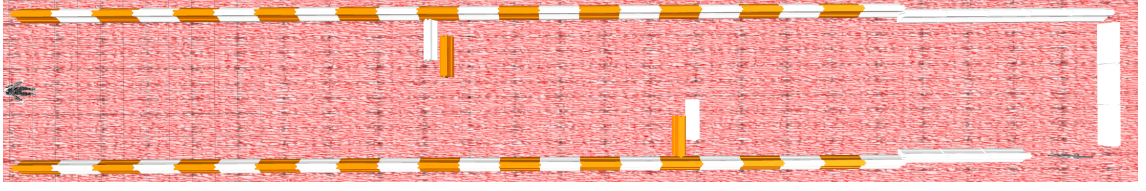


Fig 4.8: Experimental environment for evaluation of self localization in simulation.

$x_t^{prt} \sim \mathcal{N}_t^{\mathbf{x}^{prt}}(x; \mu_t^{\mathbf{x}^{prt}}, \Sigma_t^{\mathbf{x}^{prt}})$ と歩行軌道生成器の目標速度 $v_t^{gait} \sim \mathcal{N}_t^{\mathbf{y}^{gait}}(v; \mu_t^{\mathbf{y}^{gait}}, \Sigma_t^{\mathbf{y}^{gait}})$ が得られたとき, 歩行軌道生成器の更新時間間隔を Δt とすると正規分布の加法性から更新後の推定位置姿勢分布の平均と分散は Eq. 4.27, Eq. 4.28 となる. なお理論的には, この操作は無限にパーティクル数を増やしてサンプリングによる制御更新を行うことに等価である.

$$\mu_{t+\Delta t}^{\mathbf{x}^{prt}} = \mu_t^{\mathbf{x}^{prt}} + \mu_t^{\mathbf{y}^{gait}} \Delta t \quad (4.27)$$

$$\Sigma_{t+\Delta t}^{\mathbf{x}^{prt}} = \Sigma_t^{\mathbf{x}^{prt}} + \Sigma_t^{\mathbf{y}^{gait}} \Delta t^2 \quad (4.28)$$

ビジュアルオドメトリの観測が更新された時点で, 歩行軌道生成器からの速度をサンプリングしてパーティクルを更新する代わりに正規分布の加法性により更新された推定位置姿勢分布 $x_t^{prt} \sim \mathcal{N}_t^{\mathbf{x}^{prt}}(x; \mu_t^{\mathbf{x}^{prt}}, \Sigma_t^{\mathbf{x}^{prt}})$ から Eq. 4.29 により直接パーティクルをサンプリングし, 重み付け, リサンプリングを行うことで計算量の削減が可能である.

$$\hat{x}_t^i \leftarrow x_t^{prt} \sim \mathcal{N}_t^{\mathbf{x}^{prt}}(x; \mu_t^{\mathbf{x}^{prt}}, \Sigma_t^{\mathbf{x}^{prt}}) \quad (4.29)$$

4.4.5 シミュレーションによる自己位置推定精度評価

Fig.4.8 に示すシミュレーション環境において予め計画した歩行軌道をフィードフォワードに与えることで JAXON を歩行させ, その際の自己位置同定精度をチェッカーボードから得られる真値, 歩行器, ビジュアルオドメトリ, 4.3 節で示したフィードバックを与えたビジュアルオドメトリ, 歩行器とビジュアルオドメトリの推定結果の Extended Kalman Filter による統合, 歩行器とフィードバックしたビジュアルオドメ

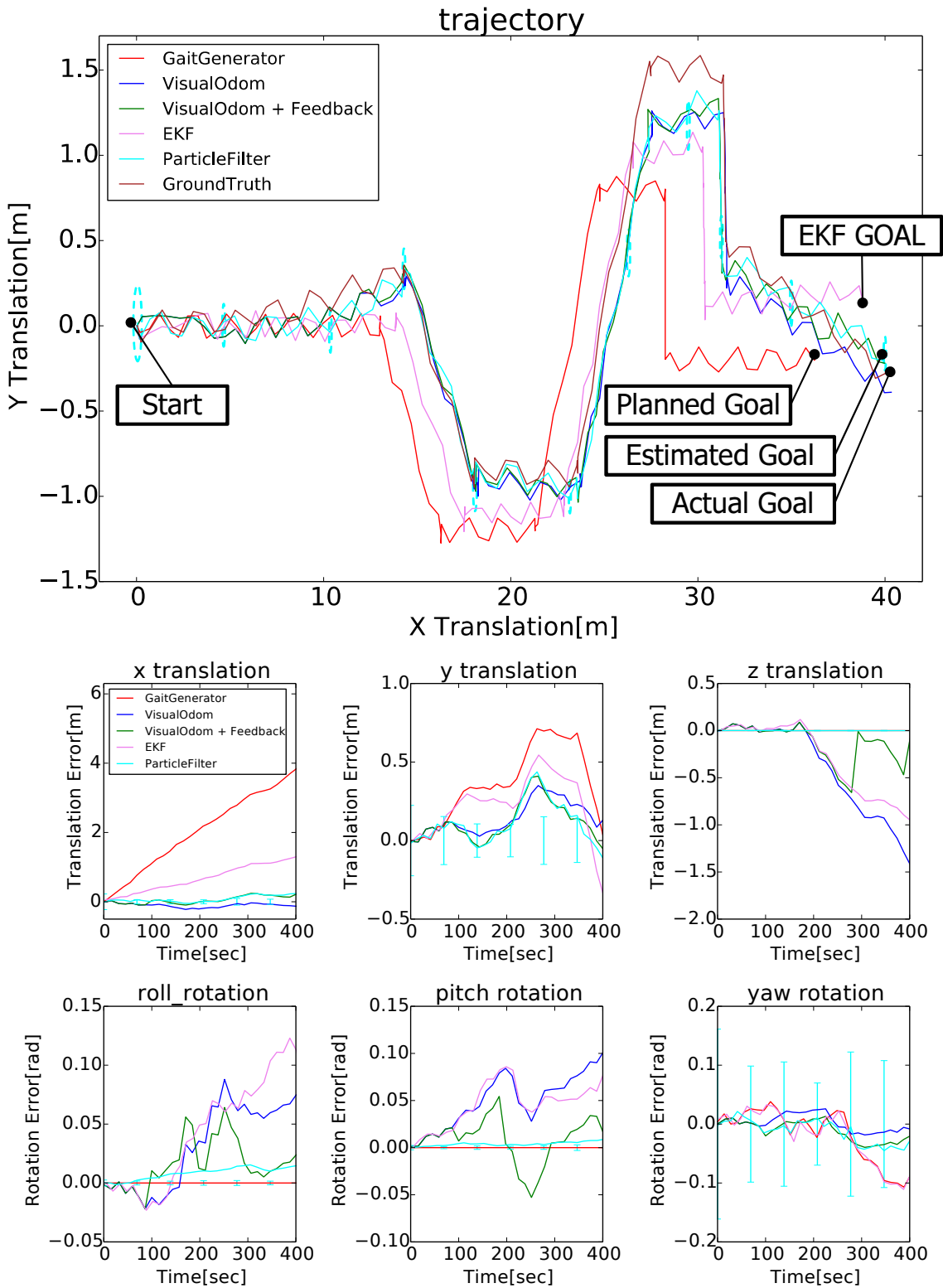


Fig 4.9: Odometry Evaluation by JAXON in simulation. Upper: Walking trajectory of JAXON in the evaluation experiment. Ellipses show 3σ errors of the Particle Filter estimation. Lower: Errors from the ground truth in the evaluation experiment. Errorbars show 3σ errors of ParticleFilter estimation[63].

トリの推定結果の提案手法による統合について比較した。シミュレーションにおいて x, y 方向位置及び yaw 軸まわりの回転に対しては Fig.4.5 下図に示した正規分布誤差モデルに基づくランダムノイズを与えた。この実験ではパーティクルフィルタのパーティクル数は $N=100$, 実行周期はレーザの周期に合わせて $40[\text{Hz}]$ とした。

結果を Fig.4.9 に示す。比較対象とした Extended Kalman Filter はビジュアルオドメトリの分散が大きいことが原因で yaw 軸まわり回転角度推定に誤差が乗りやすいことが見て取れる。本研究で用いたシステムでは速度がロボットのローカル座標系で表現されていることから、回転の誤差が進行に伴い y 軸方向位置にも強く影響し誤差が拡大している。一方 $40[\text{m}]$ の歩行において提案手法は平均して x, y 方向誤差が約 $0.1[\text{m}]$, yaw 軸まわり姿勢誤差が約 $2[\text{deg}]$ の精度で推定できている。 $30[\text{m}]$ 地点付近においてビジュアルオドメトリの推定誤差により y 方向に最大で $0.4[\text{m}]$ 程度のずれが生じているが、その後の推定結果により修正できていることが確認できる。またビジュアルオドメトリの z 軸方向位置及び roll, pitch 軸周りの回転誤差がフィードバックにより抑制され、更にパーティクルフィルタによる観測モデルで位置が約 $1[\text{cm}]$ 程度、回転が約 $1[\text{deg}]$ 程度まで抑えられている。

4.5 レーザスキャンの積算と二次元 SLAM による高精度位置姿勢補正

ここまで内界センサとステレオ画像によるビジュアルオドメトリを統合することで自己位置同定精度が向上することを示してきたが、4.2.4 項で論じたようにビジュアルオドメトリのみによる精度向上には限界がある。そこでより高精度な自己位置同定のためにレーザセンサを用いた SLAM を導入する。

4.5.1 ヒューマノイドロボットのための二次元 SLAM

SLAM はこれまでに車輪型ロボットや飛行ロボットを対象として多くの手法が研究されてきた。平面内での移動を対象とした SLAM としては、Grissetti ら [73] による Rao-Blackwellized パーティクルフィルタを効率化した Gmapping をはじめ 2 次元 SLAM 手法が広く利用されている。近年では更に 3 次元空間内での SLAM 手法とし

Table 4.2: CPU load comparison of 2D and 3D SLAM methods

	Gmapping	rtabmap	LOAM
Avg CPU Load	4.75[%]	22.03[%]	21.33[%]

て, LabbらによるRGB-Dカメラベースの rtabmap[74] や Zhangらによるレーザベースの LOAM[75] などが提案されてきた.

本研究で対象とするヒューマノイドロボットは3次元空間において位置姿勢6自由度を持つが, 脚が地面についた状態では高さ方向の自己位置は関節角度情報からある程度信頼性高く計算が可能であり IMU から信頼性の高い roll 及び pitch 軸周りの姿勢情報が取得可能であることが経験的に知られている [44]. また, 一般に3次元 SLAM はロボットに搭載された計算機にとって計算コストが高い. JAXON 実機 (Intel(R) Core(TM) i7-4770R CPU @ 3.20GHz) における2次元 SLAM 手法と3次元 SLAM 手法の計算負荷の比較を Table. 4.2 に示す. 2次元 SLAM 手法である GMapping が平均 CPU 使用率 4.57[%] なのに対し, 3次元 SLAM 手法である rtabmap が平均 CPU 使用率 22.03[%], loam が 21.33[%] を必要とすることから, 3次元 SLAM 手法の計算負荷は大きいと言える. また, 屋内環境において3次元 SLAM 手法は平らな壁面や歩行中の振動から z 方向高さ, roll 及び pitch 方向まわり姿勢のドリフトが発生しやすい. 上述の rtabmap[74] 及び LOAM[75] について JAXON 実機において精度評価を行った結果をそれぞれ Fig.4.10, Fig.4.11 に示す. rtabmap 及び LOAM の双方について z 方向高さと roll/pitch 方向姿勢について誤差が積算しやすいことが分かる. このことから, ヒューマノイドロボットが平面内でタスクを行う上では2次元 SLAM を用いることが妥当であると言える. そこで本研究では Grisetti らの2次元 SLAM を用いることで平面内の位置及び yaw まわりの姿勢の推定精度を補償する.

4.5.2 レーザ点群を用いた水平仮想レーザスキャンの生成

一般に2次元 SLAM 手法は地面に平行で一定の高さのレーザスキャン情報を仮定するが, 様々なタスクを行うヒューマノイドロボットにおいてはセンサが搭載されたフレームが地面に対して一定ではないため, レーザセンサからのレーザスキャンを積算し, 地面から一定の高さで切り出した仮想スキャンを利用する.

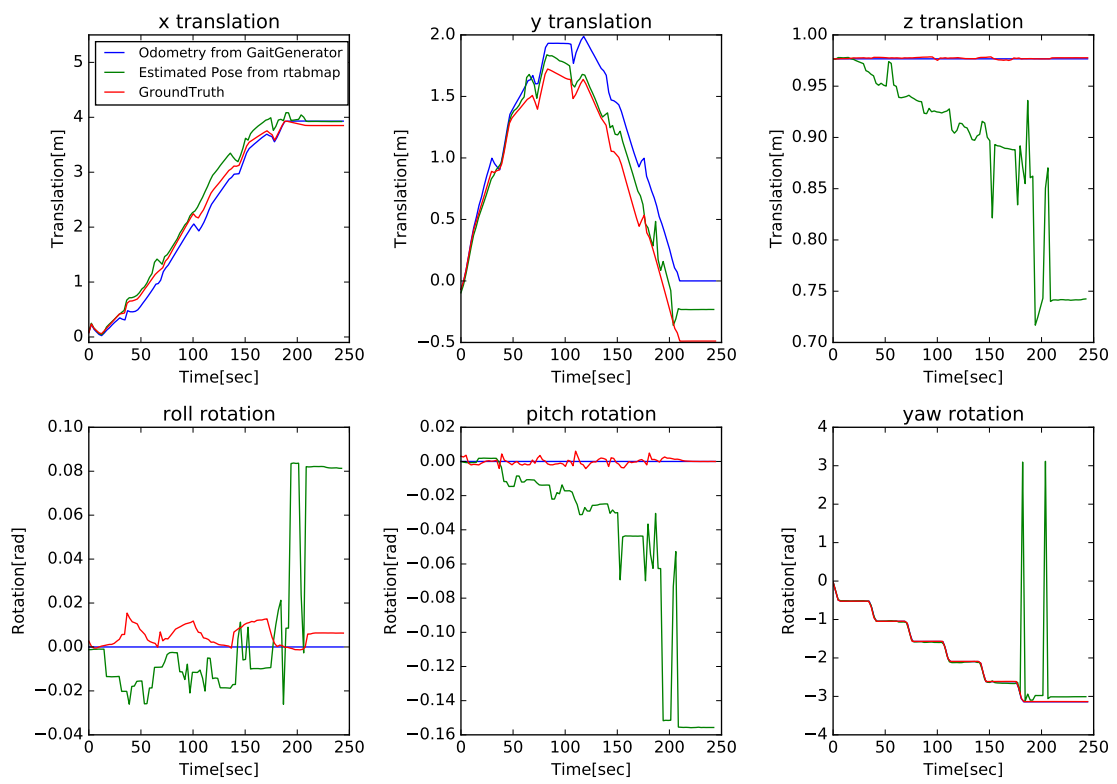


Fig 4.10: Accuracy evaluation for rtabmap[74] in JAXON.

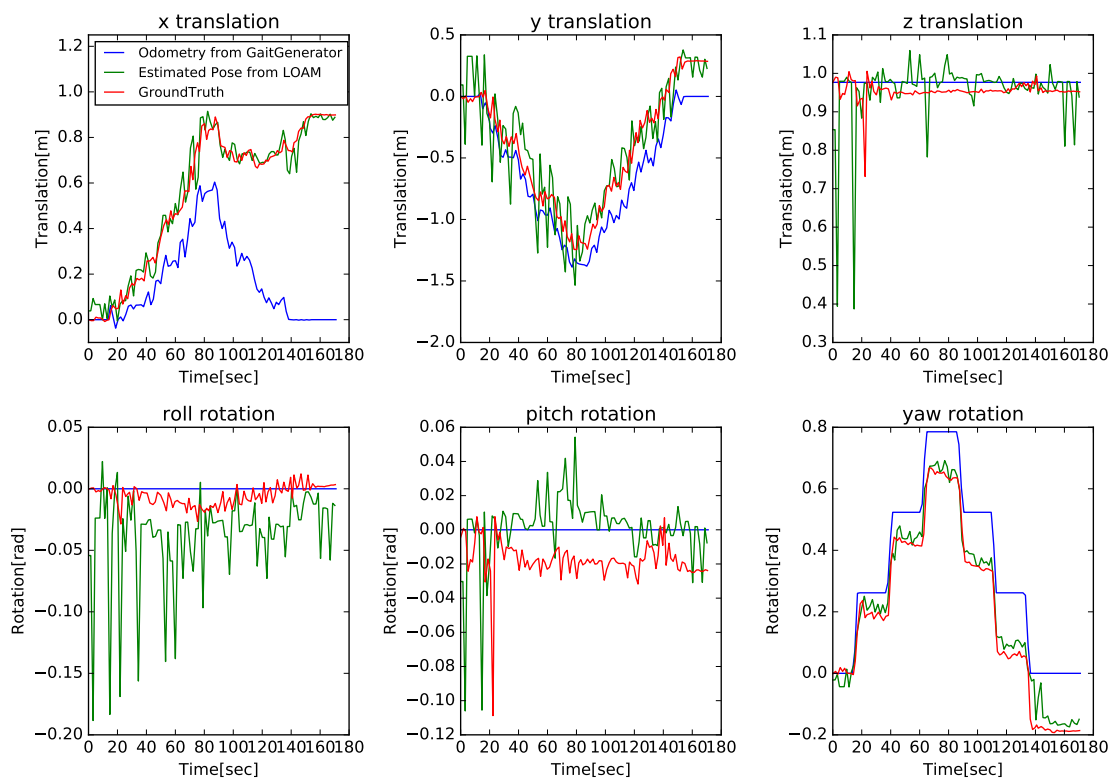


Fig 4.11: Accuracy evaluation for loam[75] in JAXON.

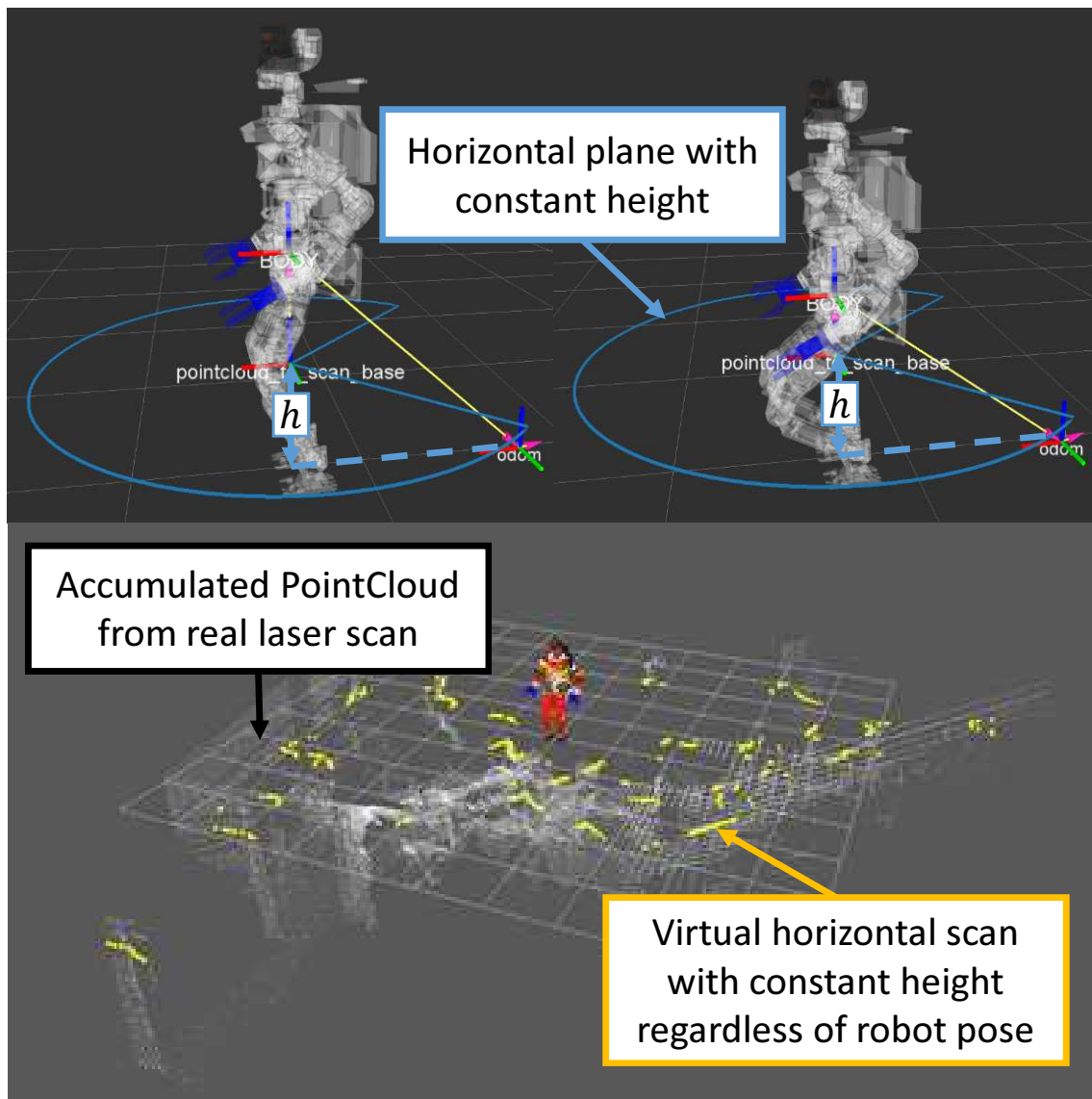


Fig 4.12: A virtual constant height scan frame and simulated horizontal scan from accumulated pointcloud[63]

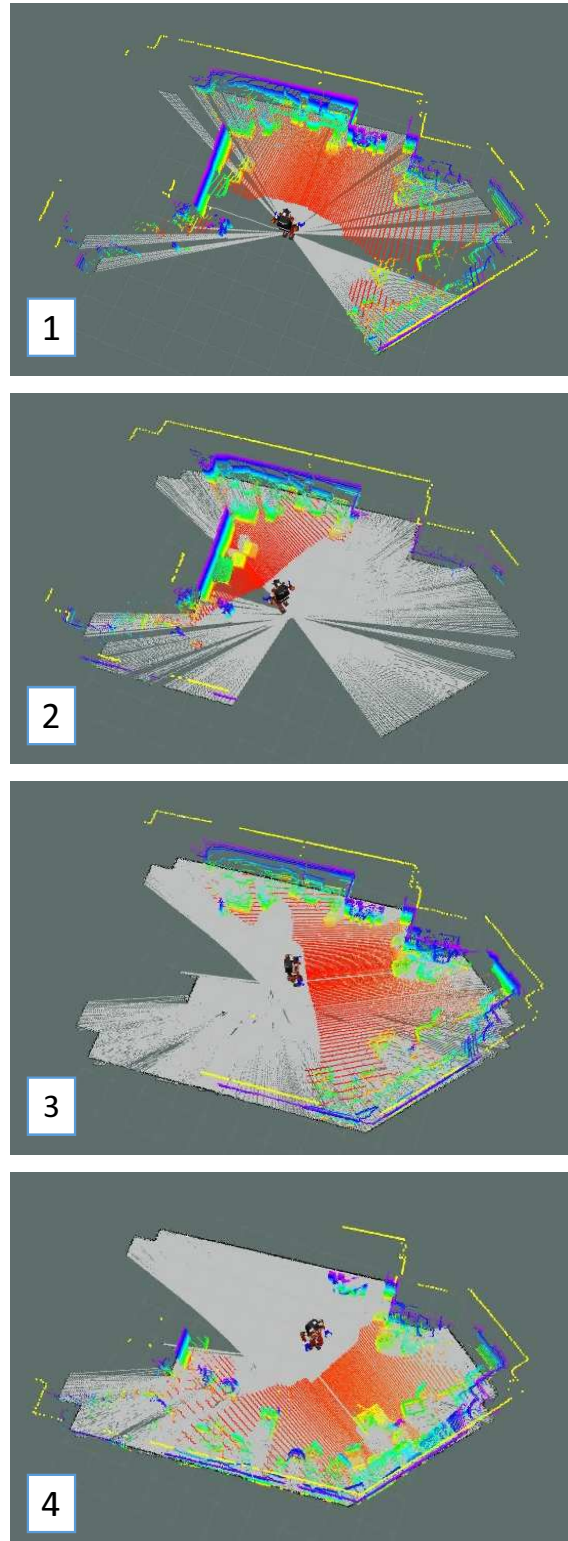


Fig 4.13: Simultaneous localization and mapping by Gmapping with proposed simulated scan in unknown environment[63]

まず時刻 k においてロボットのレーザセンサから得られたレーザスキャンを点群に変換し、ノイズや地面及びロボット自身に相当する部分をフィルタにより除去した点群 S_k^l を得る。これを 4.4 節で得た推定自己位置原点相対の点群 S_k^o に変換する。現在時刻 t において、変換した点群を時刻 $t - \delta t$ から時刻 t まで積算することで時刻 t における推定自己位置原点相対の環境三次元点群 $P_t^o = \sum_{t-\delta t}^t S_k^o$ を得る。以下この点群をレーザ点群と呼ぶ。積算する時間 δt はレーザセンサの回転速度から 1 回転にかかる時間を定めるものとした。

一方、4.4 節で得た自己位置推定結果及び関節角度を用いた順運動学により求めたロボットの基準リンク座標を用いて、Fig.4.12 左上図に示すようなロボットの基準リンクに固定された、推定自己位置原点座標の xy 平面に平行で原点から一定の高さ h を保つ仮想スキャン平面を求めることができる。この仮想スキャン平面で得られた環境三次元点群 P_t^o を切り出した点群 \hat{S}_t^o は Fig.4.12 左下図に示すようにロボットの姿勢によらず地面から一定の高さのスキャンとなる。この仮想スキャン \hat{S}_t^o を Gmapping に入力スキャンとして与え、推定自己位置原点の位置姿勢誤差 ${}_{prt}^{map} T_t$ を得る。本研究では自己位置同定精度の向上が目的であることから、仮想スキャン高さ h は人間などの動物体が検出されず静的な障害物のみを検出可能な地面から 2.5[m] に設定した。提案する仮想スキャンを入力とした JAXON 実機における SLAM の様子を Fig.4.13 に示す。カメラの位置姿勢が変化する歩行動作中においても地面に平行な高さの仮想スキャンが維持され、適切な地図生成がなされていることが確認できる。

4.5.3 実ロボットにおける二次元 SLAM の精度評価

Fig.4.5 上図に示した実験環境において、JAXON 実機に提案する自己位置推定システムを適用した。なお実機では計算負荷との兼ね合いからパーティクルフィルタのパーティクル数は $N = 60$ 、実行周期は 4.4 節と同様に 40[Hz] とした。予め定めた正三角形の歩行軌道をフィードフォワードに 3 回与え、歩行中にチェッカーボードを用いて求めた ground truth と推定結果を比較した。実験中に用いたチェッカーボードは評価用の ground truth の計測にのみ用いており、ロボットの自己位置推定には影響を及ぼさない。

結果を Fig.4.14 に示す。4.4 節において示したシミュレーションによる評価と同様、

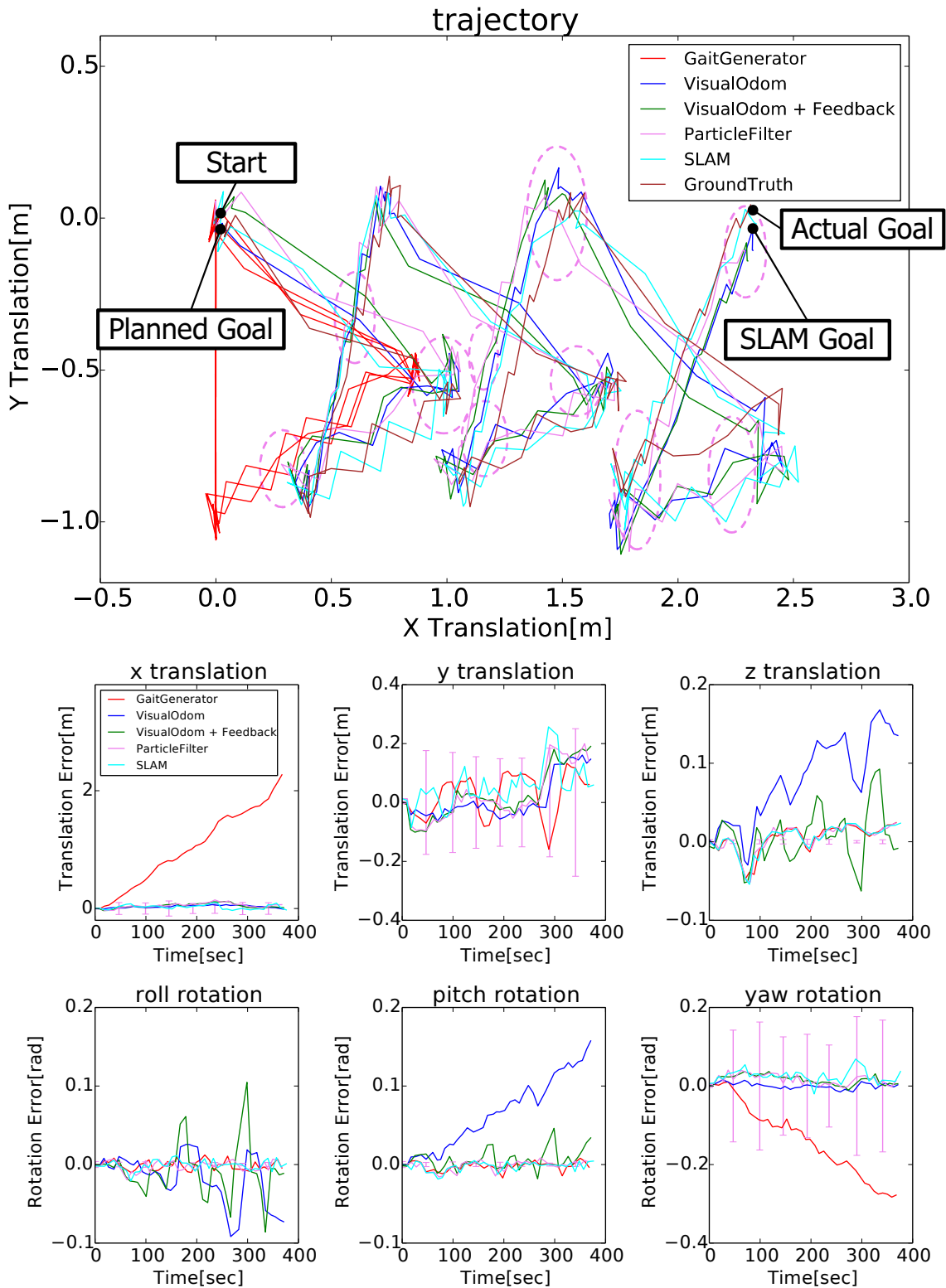


Fig 4.14: Evaluation of self localization from 2D SLAM by real JAXON. Upper: Walking trajectory of JAXON in the evaluation experiment. Ellipses show 3σ errors of Particle Filter estimation. Lower: Errors from the ground truth in the evaluation experiment. Errorbars show 3σ errors of Particle Filter estimation[63].

Table 4.3: Evaluation of localization errors in walking[63]

Direction	Method	Avg Abs Errors	Final Errors
x translation	Gait Generator	1.03[m]	2.31[m]
	Particle Filter	0.054[m]	0.025[m]
	PF + SLAM	0.038[m]	-0.023[m]
y translation	Gait Generator	0.070[m]	0.043[m]
	Particle Filter	0.064[m]	0.15[m]
	PF + SLAM	0.055[m]	0.058[m]
yaw rotation	Gait Generator	0.14[rad]	-0.29[rad]
	Particle Filter	0.019[rad]	0.020[rad]
	PF + SLAM	0.025[rad]	0.037[rad]

実機においても提案手法によりビジュアルオドメトリの z 方向高さやroll, pitch方向のドリフトを抑制しつつ自己位置推定精度が向上していることがわかる. 特に x, y 方向位置及びyaw方向角度については誤差のグラフにエラーバーとして示した 3σ の推定誤差範囲内にすべての誤差が収まっており, 誤差モデルに基づく自己位置推定が正しくなされていると言える.

更に実験における誤差をTable. 4.3に示す. レーザによる2次元SLAMを用いることで, x, y 方向位置の平均誤差がパーティクルフィルタのみの場合よりも抑制されていることがわかる. 特に y 方向誤差については, パーティクルフィルタにおいてビジュアルオドメトリの誤差の影響を強く受けたことによる誤差がSLAMにより補償されている.

4.6 高精度自己位置推定に基づく積算周囲環境点群生成と動作計画

本節では4.5節までに述べた高速高精度な自己位置推定を用いてレーザ点群を積算し, 歩行計画などに使用可能な密な点群を精度良く獲得する手法を述べる. 更に自己位置推定による点群積算への寄与を評価するとともに, 獲得した密な積算周囲環境点群を用いた歩行計画を通してその有用性を示す.

4.6.1 周囲環境点群の積算

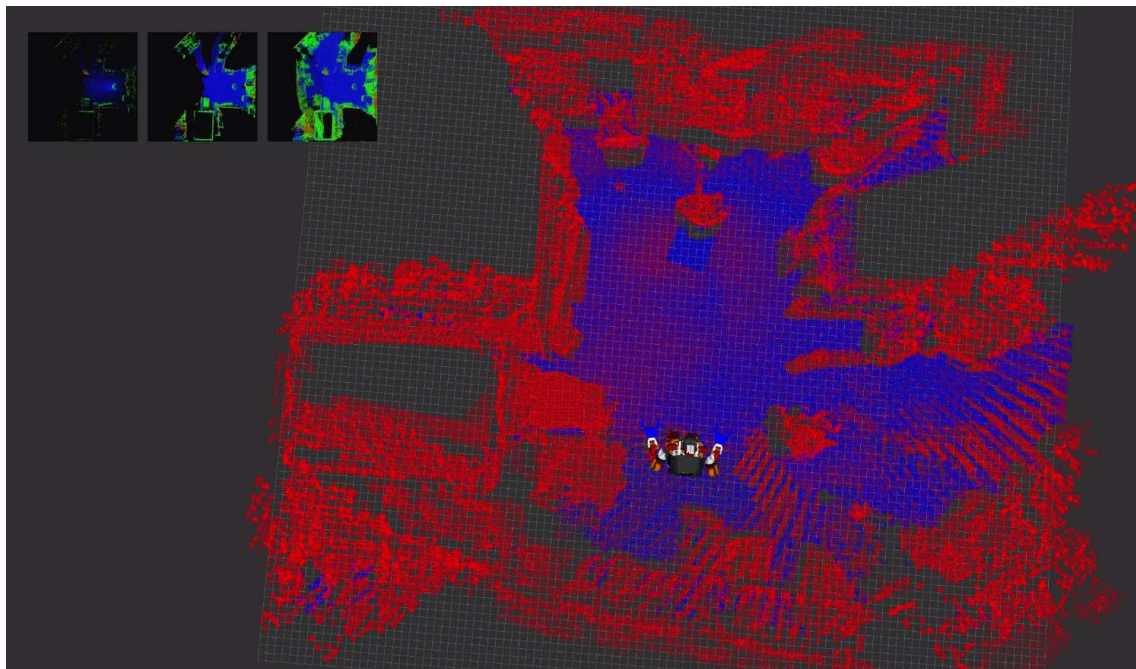
周囲環境点群の生成には、植田 [23] による heightmap に基づく積算点群生成手法を用いる。heightmap は 2.5 次元地図とも呼ばれ、これまで歩行計画を始めとした周囲環境に基づく移動計画のための環境モデルとして広く用いられてきた [76, 77]。この点群積算手法において、4.5 節までに提案した高速高精度な自己位置推定結果を用いることで移動中の点群の積算精度を向上することが可能となる。

JAXON 実機においてロボットのモデルに基づく歩行器からの目標位置姿勢を基準として積算した環境点群と 4.5 節までに示した自己位置推定結果を基準として積算した環境点群の比較を行った。結果を Fig.4.15 に示す。Fig.4.15 上図の歩行器の目標位置姿勢を基準とした積算点群は移動誤差により壁が二重になってしまう、周囲の物体が歪んでしまうといった問題が生じている。一方 Fig.4.15 下図の自己位置推定結果を基準として積算した環境点群では壁や周囲の物体が歩行器の目標位置姿勢を基準とした場合に比べて正しく積算されていることが分かる。

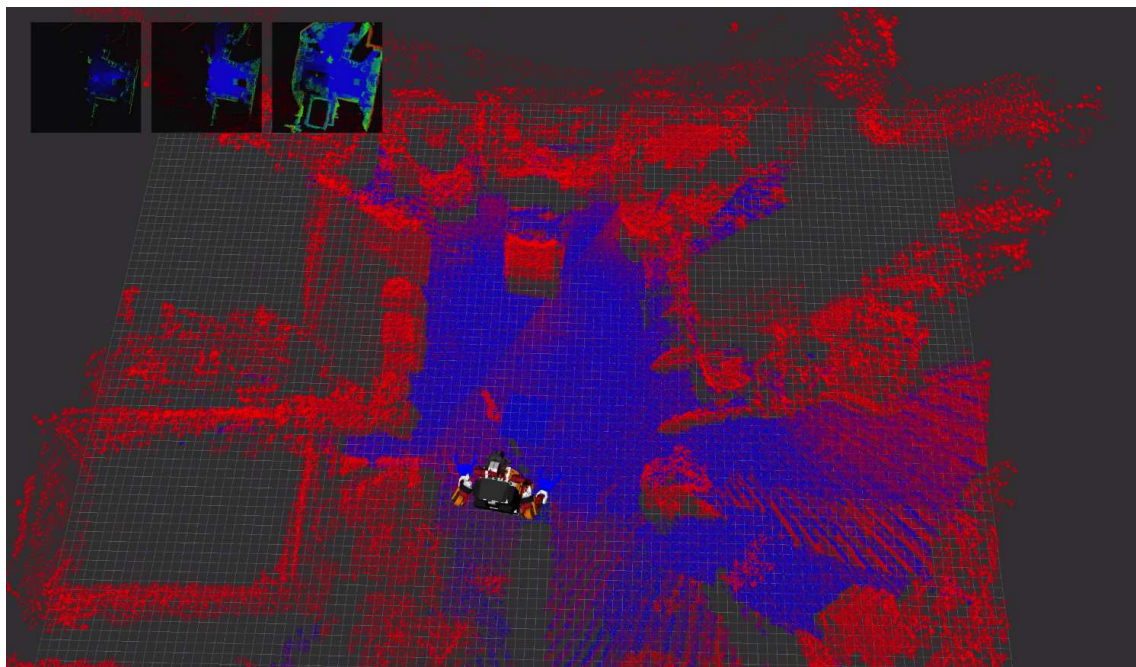
4.6.2 周囲環境点群を用いた障害物回避歩行計画

4.6.1 項により得られた周囲環境点群を用いた動作計画の例として、障害物を回避しながら歩行計画を行う実験を行った。なお歩行計画では植田ら [78, 23] の手法に障害物回避機能を加えたプランナを用いている。障害物回避を行うためには、まずロボットの大きさを定義する必要がある。本研究では歩行計画の高速性を保つため、Fig.4.16 に示すようにロボットを直方体のモデルとして簡略化し、周囲環境点群を octomap [79] に変換することで octree を用いた探索により干渉計算を行う。壁などの大きい障害物は回避する必要があるが、段差などの乗り越えることが可能な小さい障害物は回避せずに乗り越える歩行軌道を計画するため、足部分に障害物との干渉を考慮しないオフセットを設けている。これはロボットの歩行能力に応じて決定されるパラメータであり、本研究では高さ方向に 1.0[m] として設定されている。

JAXON 実機を用いて積算した周囲環境点群に基づく障害物回避歩行を行った実験を Fig.4.17 に示す。レーザ点群を積算して得られる密な周囲環境点群を用いて、JAXON が障害物を回避する歩行計画を自律的に行うことが出来ていることが確認できる。



Generated environment map based on kinematics odometry



Generated environment map based on localization result

Fig 4.15: Evaluation of generated environment map based on localization result

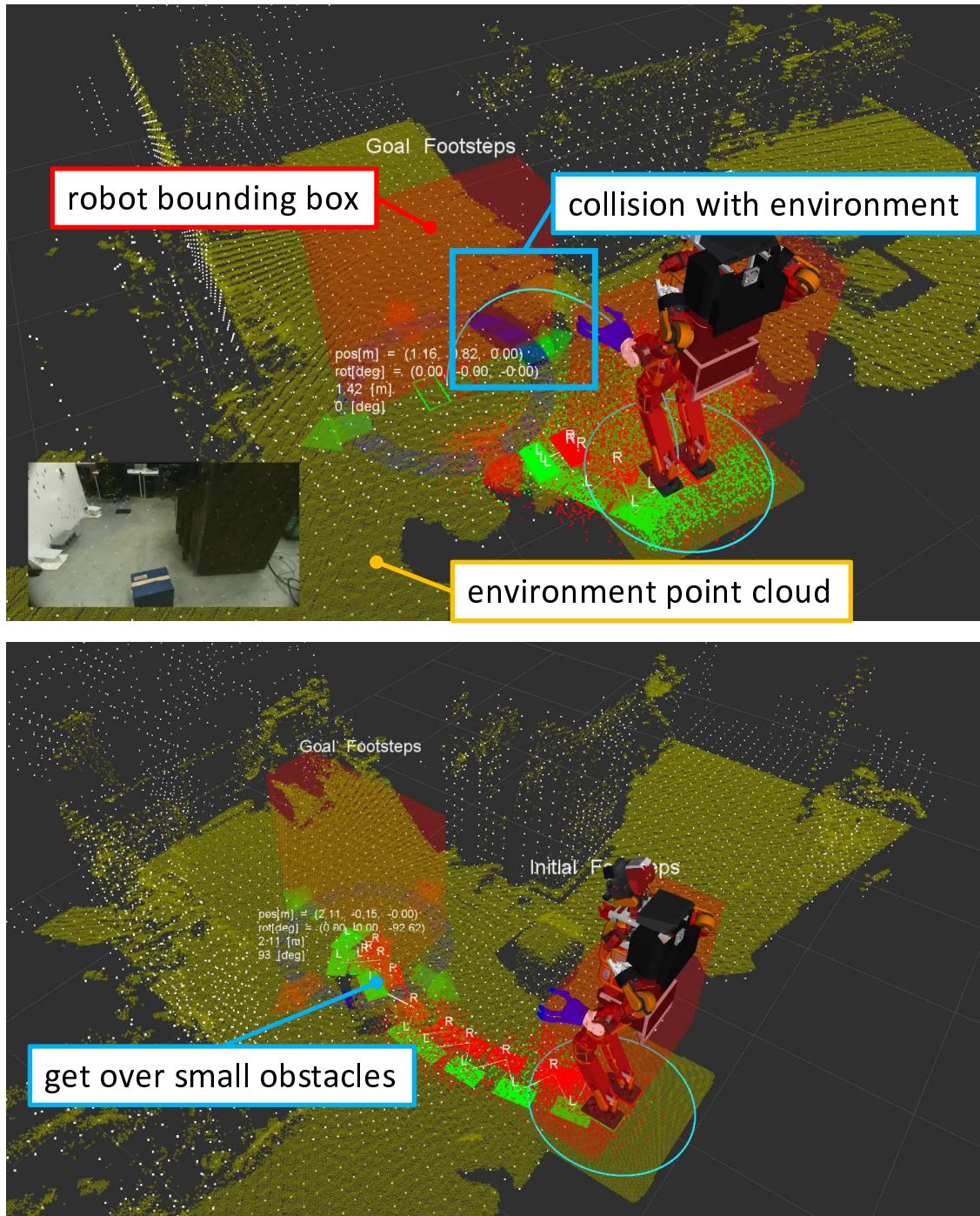


Fig 4.16: Obstacle avoidance in footstep planning considering environment

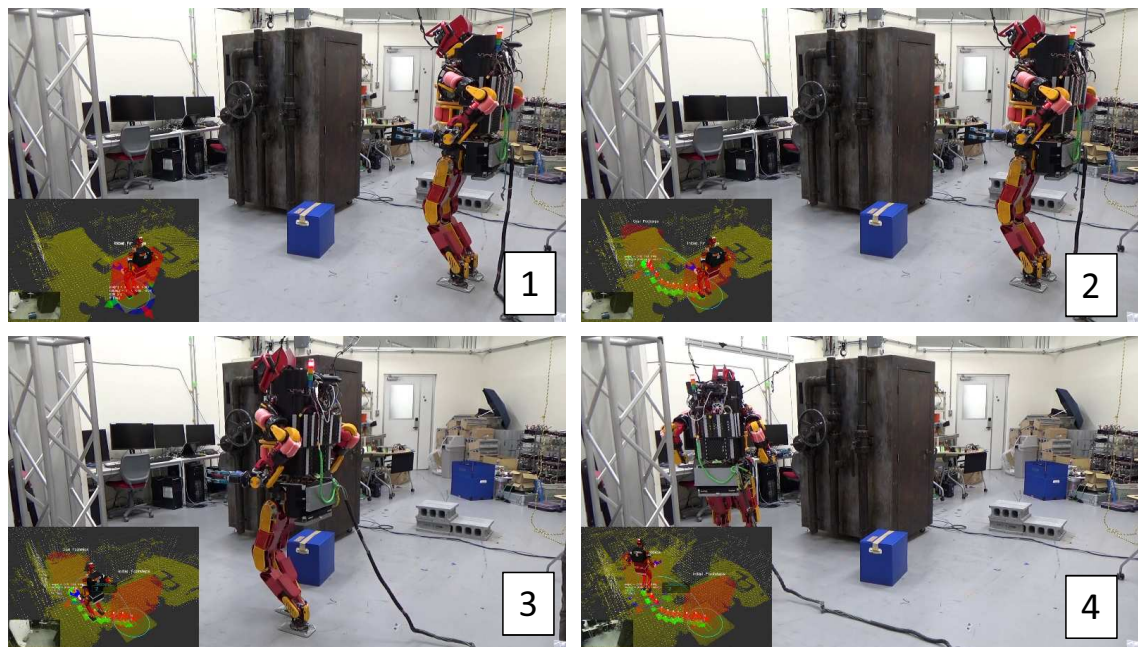


Fig 4.17: JAXON walks avoiding an obstacle with footstep planning based on accumulated environmental pointcloud

4.7 異なる移動形態における自己位置推定評価

本節では速度誤差モデルを定義することにより移動モデルの異なる多様な移動形態においても提案手法が適用できることを示し、その有効性を実機を用いて評価する。

4.7.1 不整地歩行における自己位置推定

高さ方向の変化を伴う歩行の例として、JAXON実機において予め計画した段差歩行軌道を与えた際の提案手法による自己位置推定精度評価を行った。結果を Fig.4.18 に示す。高さ方向の位置変化が生ずる段差歩行においても、ビジュアルオドメトリと歩行器を統合したオドメトリにより高さ方向の変化を最大 3[cm] 以下の誤差で推定することができる。更に統合オドメトリ原点から一定の高さを持つ仮想スキャンを用いて2次元SLAMを行うことで、平面内の位置を 3[cm]、姿勢を 1[deg] 以下の精度で自己位置を推定できていることが確認できる。

4.7.2 自動車運転行動における自己位置推定

ヒューマノイドロボットによる自動車運転行動のための自己位置推定における提案手法の適用と評価を行う。

ホイールオドメトリの計算

車のモデルとしては Fig.4.19 に示した簡易アッカーマンリンクを用いる。車のモデルに基づいてホイールオドメトリを計算する。入力として現在の車の操舵角 α とペダルの踏み込み量 p が得られたとし、車は二次元平面上のみを移動するものと仮定する。すなわち、三次元位置姿勢においてロボットの着座姿勢時における座面高さを h として z 方向位置 $z_t = h$ は定数、及び roll, pitch 方向姿勢は常に 0 とする。

速度の計算

車の速度はペダルの踏み込み量に比例すると仮定する。すなわち車のハードウェアによって決まる定数ゲイン K_p を用いて、車の並進速度は Eq. 4.30 として求められ

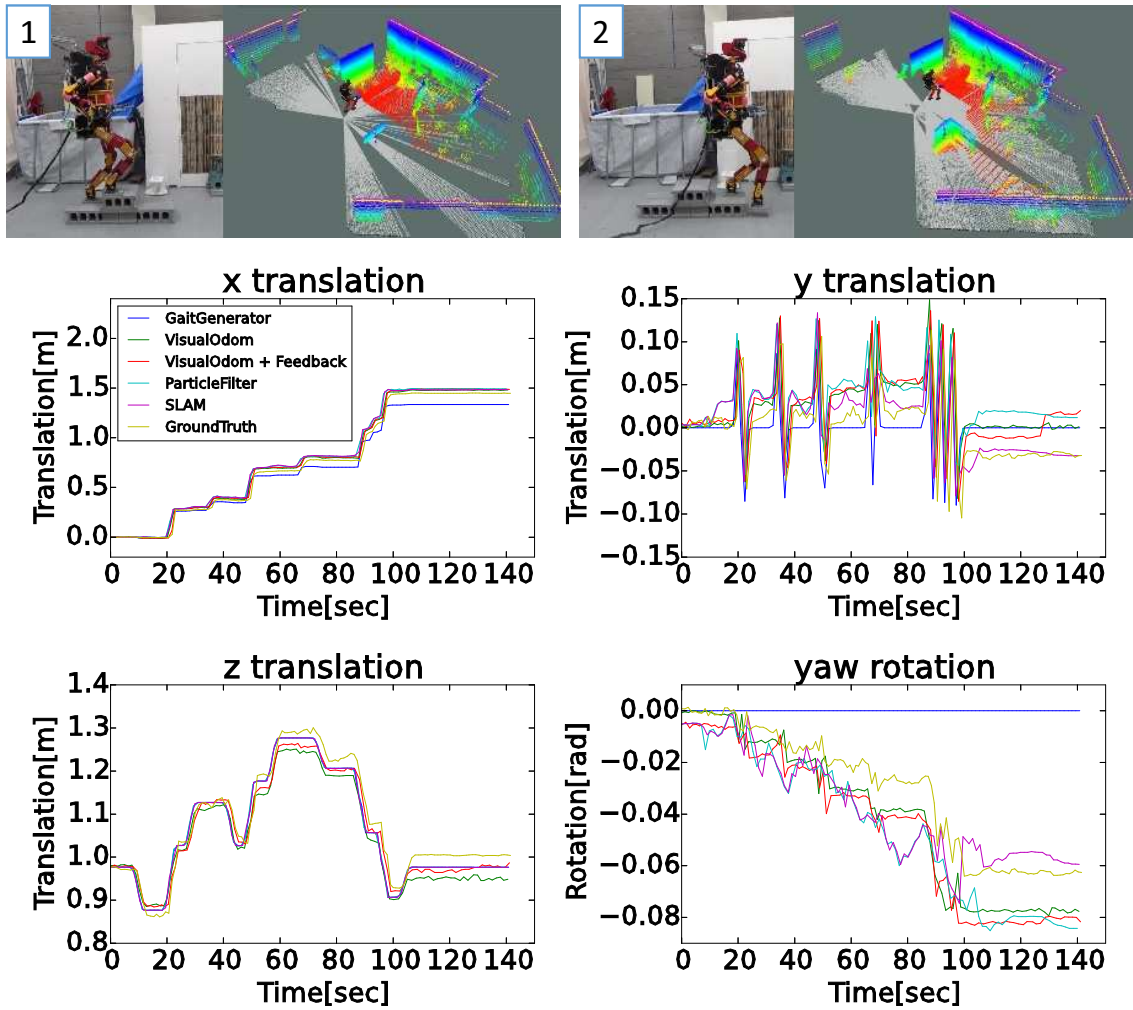


Fig 4.18: Evaluation experiment of proposed localization with JAXON going up and down a terrain. Upper: Captures of real JAXON and generated maps. Lower: Translation of x, y and z axis and rotation around z in the experiment[63].

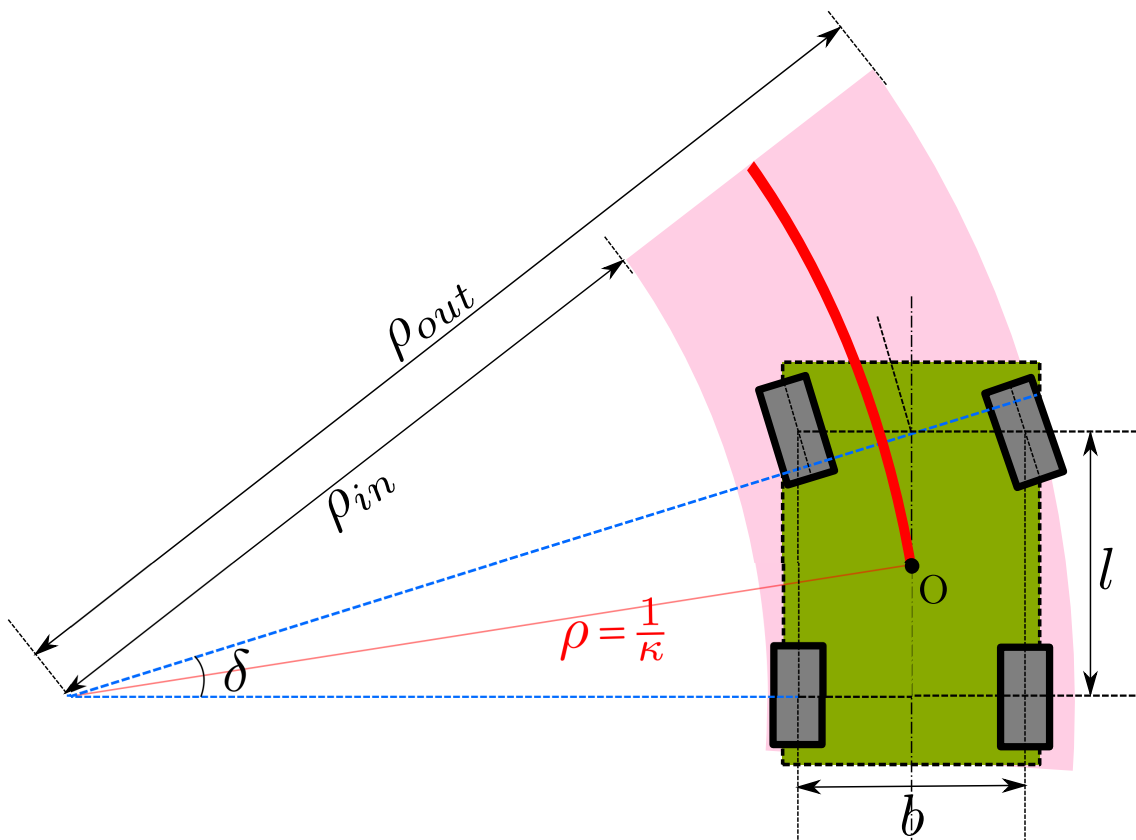


Fig 4.19: Ackerman steering geometry[80]

る.

$$v = K_p p \quad (4.30)$$

回転角速度は Fig.4.19 に示した車のモデルから得られる. 回転角速度は曲率半径 ρ と並進速度 v を用いて Eq. 4.31 として表せる.

$$\omega = \frac{v}{\rho} \quad (4.31)$$

ここで操舵角 α と実舵角 s の間の関係を比例関係と仮定し, 定数 K_α を用いて Eq. 4.32 とすると,

$$\alpha = K_\alpha s \quad (4.32)$$

車のモデルより曲率半径 ρ はホイールベース l を用いて Eq. 4.33 となる.

$$\rho = \frac{l}{\sin s} \quad (4.33)$$

Eq. 4.32 , Eq. 4.33 を Eq. 4.31 に代入することで, 操舵角 α と角速度 ω の関係が Eq. 4.34 として得られる.

$$\omega = \frac{v}{l} \sin\left(\frac{\alpha}{K_\alpha}\right) \quad (4.34)$$

位置姿勢の計算

得られた車の速度及び角速度 (v, ω) から時刻 t における車の二次元位置姿勢 (x_t, y_t, θ_t) を速度積分により求める. 制御周期を Δt として, 時刻 t における車の二次元位置姿勢は Eq. 4.35 として得られる.

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v \cos \theta_{t-1} \\ v \sin \theta_{t-1} \\ \omega \end{pmatrix} \Delta t \quad (4.35)$$

共分散行列の計算

一般に共分散行列は Eq. 4.6 によって計算される. ノンホロノミック系である自動車においては, Eq. 4.2 に相当する更新式は Eq. 4.35 となる. 速度及び角速度をグ

ローバル座標系で表現し直すと, x, y 方向速度及び z 軸周り角速度 (v_x, v_y, ω) について Eq. 4.36 が得られる.

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos \theta_{t-1} & \sin \theta_{t-1} & 0 \\ -\sin \theta_{t-1} & \cos \theta_{t-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \\ \omega \end{pmatrix} \Delta t \quad (4.36)$$

したがってノンホロノミック系については Eq. 4.6 に Eq. 4.37 及び Eq. 4.38 を代入することで解析的に共分散行列が求められる.

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -v \sin \theta_{t-1} \Delta t \\ 0 & 1 & v \cos \theta_{t-1} \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.37)$$

$$\frac{\partial f}{\partial \dot{\mathbf{x}}} = \begin{pmatrix} \cos \theta_{t-1} \Delta t & -\sin \theta_{t-1} \Delta t & 0 \\ \sin \theta_{t-1} \Delta t & \cos \theta_{t-1} \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \end{pmatrix} \quad (4.38)$$

自動車運転行動における提案手法の精度評価

これまでに述べた車運転時の自己位置推定手法をシミュレーション環境上においてロボットを搭載した車を動かして評価した. 評価に用いたコースは DAPPA Robotics Challenge において用いられたものであり, 全長 40[m] である. 自動車に搭載されたロボットのレーザセンサ, IMU 及びステレオカメラが自己位置推定処理に用いられている. 結果を Fig.4.20 に示す. またこのときの誤差を Table. 4.4 に示す. ビジュアルオドメトリは x, y 方向位置について高い精度を実現しているが, z 方向高さ及び roll, pitch 姿勢において大きなドリフトが発生している. 提案手法はセンサ情報を統合することによりドリフトを抑制しながらもホイールオドメトリより高い精度を実現することが出来ている.

4.7.3 スケートボード行動における自己位置推定

提案する適応行動システムを高杉ら [36] によるヒューマノイドロボットのスケートボード行動に適用し, 異なる移動形態における移動中認識実行モデルについて論ずる.

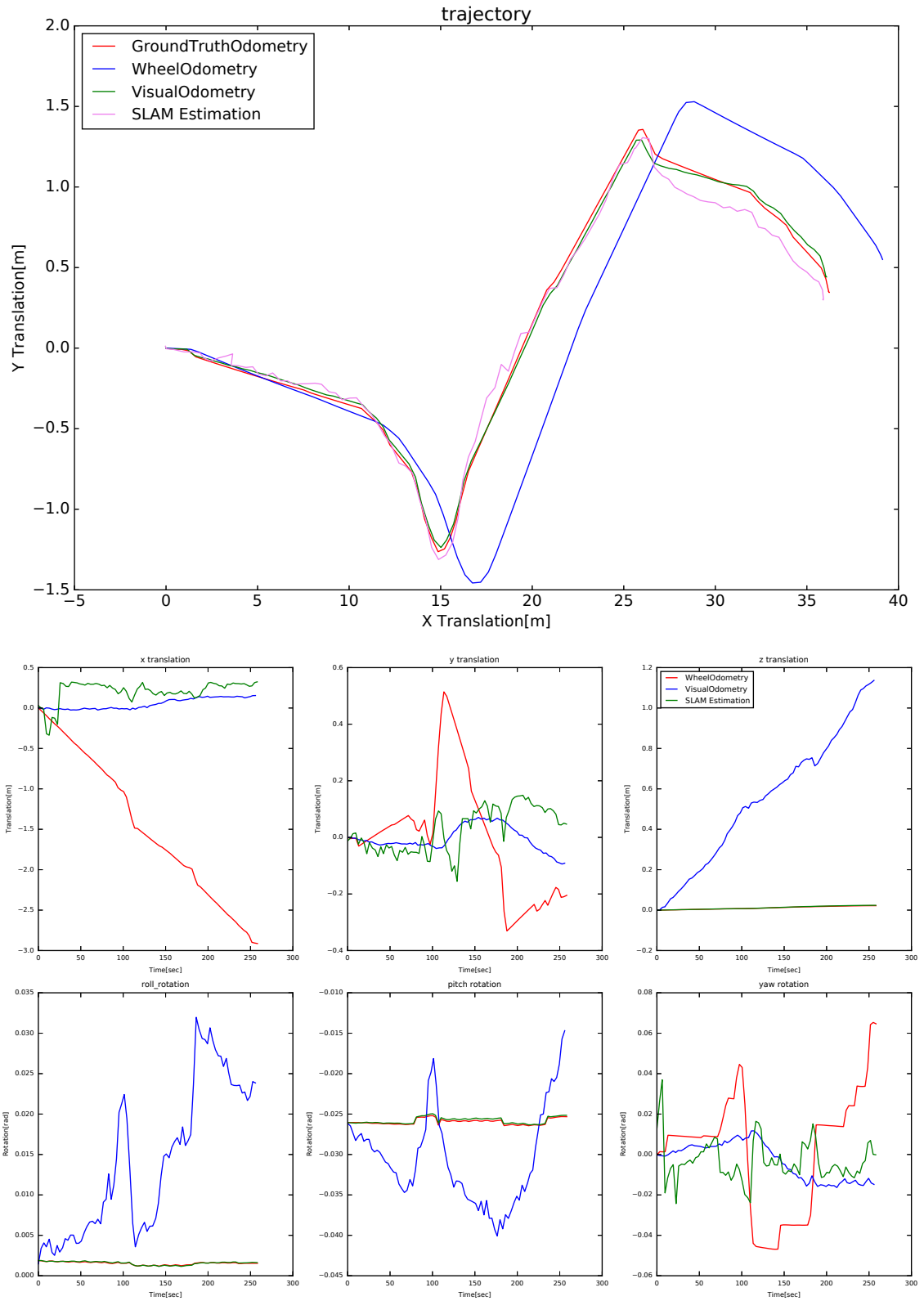


Fig 4.20: Evaluation result of driving task in simulation. Upper: Estimation result of trajectory in evaluation experiment, Lower: Estimation errors in evaluation experiment

Table 4.4: Evaluation of localization errors in driving

Direction	Method	Avg Abs Errors	Final Errors
x translation	Wheel Odometry	1.47[m]	-3.0[m]
	Visual Odometry	0.063[m]	0.15[m]
	Proposed Method	0.24[m]	0.32[m]
y translation	Wheel Odometry	0.16[m]	-0.20[m]
	Visual Odometry	0.036[m]	-0.096[m]
	Proposed Method	0.068[m]	0.045[m]
yaw rotation	Wheel Odometry	0.024[rad]	-0.065[rad]
	Visual Odometry	0.0081[rad]	-0.014[rad]
	Proposed Method	0.0085[rad]	-0.00026[rad]

スケート動作のモデル化

スケート動作を簡単な移動モデルにより近似する。スケート動作においてスケートボードの転がり摩擦は空気抵抗に対して十分無視できるものと仮定し、ロボットの質量 M 、目標速度 v^d が与えられたときの時間経過によるロボットの進行方向速度の変化を Eq. 4.39 によりモデル化する。

$$M \frac{dv}{dt} = -\kappa v \quad (4.39)$$

スケート動作の加速行動開始時を $t = 0$ 、 $v(0) = v^d$ を初期条件としてこれを解くことで Eq. 4.40 を得る。 τ は時定数である。

$$v(t) = v^d e^{-\frac{t}{\tau}} \quad (4.40)$$

ロボットの進行方向以外の速度はロボットモデルに基づく運動学から計算した速度を用いる。この速度モデルを第4章に示した自己位置推定システムの歩行軌道生成器に該当する部分に置き換えることでスケート動作においても提案する適応行動システムが適用可能となる。速度誤差モデルは4.3節に示した同定方法により誤差パラメータを得る。

スケート動作における提案手法の精度評価

高杉らの手法 [36] を用いて Fig.4.21 上図のように HRP2 によってスケート動作を行い、提案する適応行動システムの評価を行った。本研究で用いる HRP2 は HRP2-JSKNT

Table 4.5: Evaluation of localization errors in skating

Direction	Method	Avg Abs Errors	Final Errors
x translation	Model Based Odometry	0.014[m]	0.003[m]
	Visual Odometry	0.035[m]	0.038[m]
	Proposed Method	0.039[m]	-0.049[m]
y translation	Model Based Odometry	0.066[m]	-0.16[m]
	Visual Odometry	0.068[m]	-0.16[m]
	Proposed Method	0.033[m]	0.058[m]
yaw rotation	Model Based Odometry	0.080[rad]	-0.20[rad]
	Visual Odometry	0.041[rad]	0.068[rad]
	Proposed Method	0.043[rad]	-0.060[rad]

の頭部を Carnegie Robotics 社の MultiSense SL に置き換えたものである [17]. 自己位置推定の結果を Fig.4.21 下図に示す. 提案する適応行動システムにより慣性による滑りが発生するスケート動作においても自己位置推定が並進位置方向に 5[cm], 回転方向に 3[deg] の平均誤差で行われていることが分かる. 誤差評価の結果を Table. 4.5 に示す.

4.8 おわりに

本章では, 必要な実行周期に応じて自己位置推定と周囲環境点群積算の処理を細分化し相補的に統合することにより, ヒューマノイドロボットの移動中においてもオンボードの計算機で高速高精度な自己位置推定と密な周囲環境点群積算を実現する手法を提案した.

まず高速な自己位置推定として, 未知環境において多様な移動形態を取りうるヒューマノイドロボットに適用可能な自己位置推定手法の構成法を明らかにした. 本章の学術的貢献は, 不整地歩行やタスク実行中と言ったセンサフレームが一定でない条件下においても実用可能なレベルで 40[Hz] の高周期かつ位置が 5.0[cm], 姿勢が 1.0[deg] の誤差という高精度な自己位置同定システムの構成法を明らかにしたことである. 更に速度に着目したセンサ統合システムにより, ヒューマノイドロボットの多様な移動

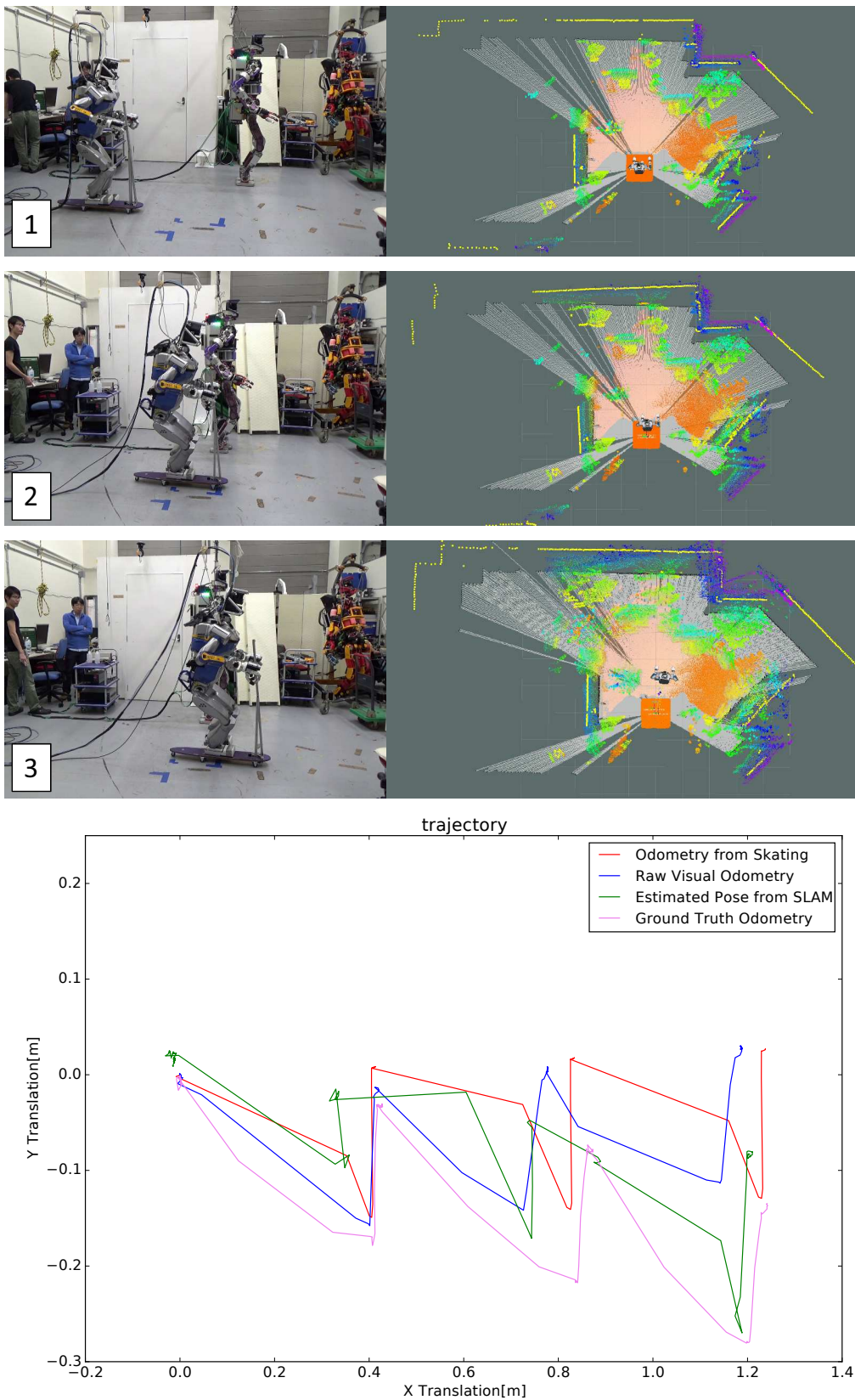


Fig 4.21: Upper: evaluation experiment for skating motion of humanoid robot with proposed localization, Lower: evaluation result of localization system in skating motion

形態にも提案手法が適用可能となった。

次に地面に平行なセンサの固定フレームを持たないヒューマノイドロボットにおいて高精度なレーザスキャンを積算したレーザ点群から地面に平行な仮想スキャンを生成することにより、2次元SLAMを利用した信頼性の高い自己位置同定ができることを示した。この手法は仮想レーザの生成周期が遅いという問題があったが、一般に高周期な一方ドリフトや精度に問題のあるビジュアルオドメトリと内界センサをパーティクルフィルタにより統合し精度を向上した自己位置推定結果をレーザスキャンの積算のための基準座標系として用いることで、歩行やタスク実行と並行してSLAMを行うことが可能になった。ビジュアルオドメトリと内界センサの統合による自己位置同定精度向上においてはヒューマノイドロボットの非線形性を含む誤差モデルの設計が必要であったが、ヒューマノイドロボットの歩行や自動車運転、スケート動作と言った移動形態において正規分布で近似した速度誤差モデルが利用できることを実験的に示した。

最後に高速高精度な自己位置推定を用いてレーザセンサから得られる周囲環境点群を積算し、密な周囲環境地図を獲得する手法を提案した。自己位置推定手法により基準となる座標系を提供することで、移動中にレーザセンサから精度良く周囲環境点群を生成・積算することが可能となり移動中認識実行モデルによるタスク実現のための認識・動作計画精度の向上に貢献している。

以上の成果により、未知環境におけるヒューマノイドロボットの自己位置同定と環境認識精度が向上しタスク実行可能性が高まったといえる。これはヒューマノイドロボットが移動中認識動作モデルによりタスクを実現し、タスクの継続性及び処理の継続性の問題を解決する一助となると言える。

第5章

自己状態を提示する認識補助機能を備えた遠隔指示システム

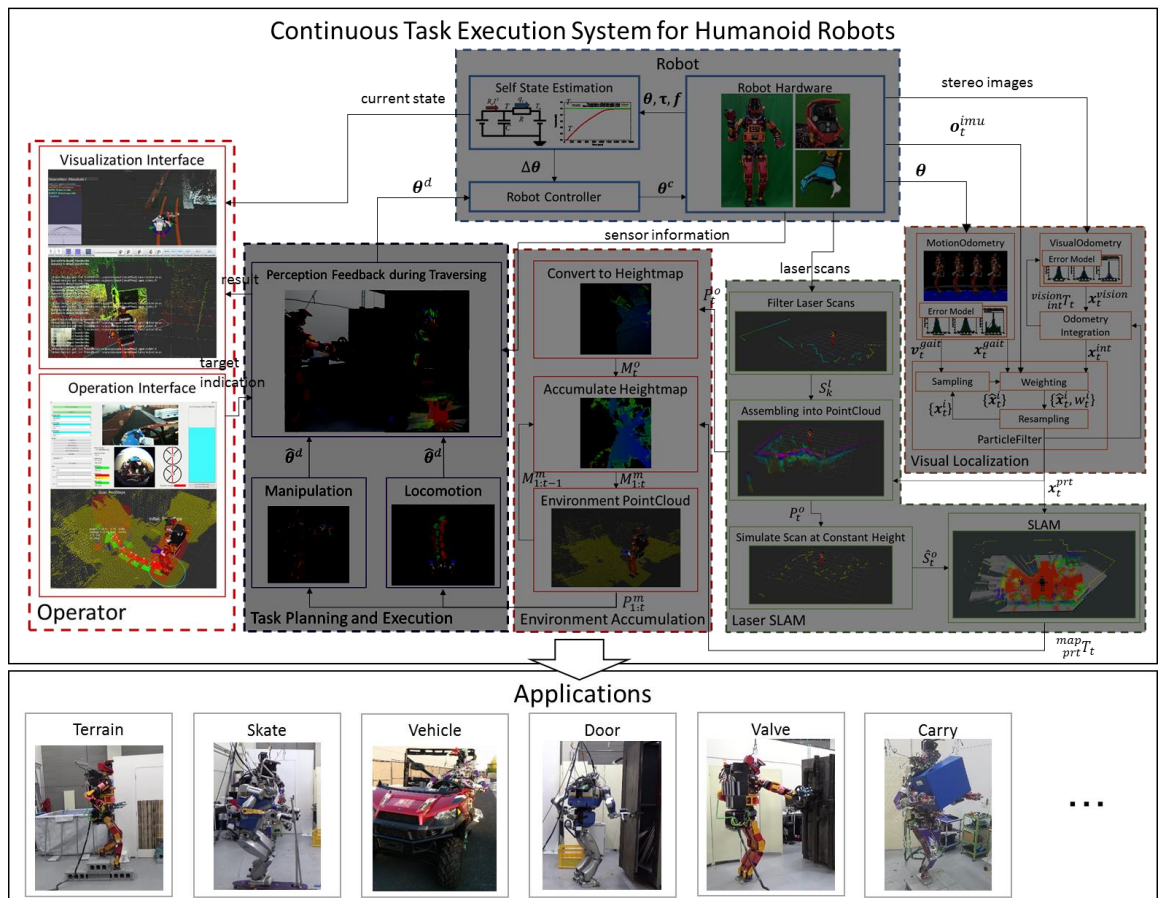


Fig 5.1: Proposed teleoperation control system in whole robot systems

5.1 はじめに

本章では遠隔指示の技術として、災害環境下における車運転を例とし災害環境下においても適用可能な遠隔指示システムを提案する。提案するシステムにおける本章の位置づけを Fig.5.1 に示す。まず車の幾何モデル及びロボットのモデルを元にクラック操作を用いて目標ステアリング角度を実現するステアリング動作及びペダル操作法を示し、ステアリング角度を用いて車の軌道を予測し提示する遠隔操作系及び障害物を回避するための経路計画を行うローカルプランナを提案する。更に災害環境下における劣悪な通信環境を想定した遠隔操作・自律運転システムの構成法を示し、最後に Fig.5.2 に示すような屋外環境での車運転実験によりその有用性を実証的に示す。なおこの章では [81, 82, 80] を一部引用している。

5.2 遠隔指示系に求められる状態提示と認識補助機能

ヒューマノイドロボットの遠隔操作システムの研究においては操作対象となるロボットの情報をいかにオペレータに提示するかという点が研究課題の一つである [12, 23, 26]. 提示すべき情報としては, まずロボットに搭載されたセンサから獲得される自己状態情報がある. 具体的には以下のような情報が挙げられる.

バッテリー電圧

ロボットに搭載されたバッテリーの残量と電圧からロボットの行動継続可能性を提示する.

関節角度

関節の指令値と実関節角度から意図したとおりに関節が動いているかどうか, ギア飛びが生じていないか, 順運動学計算によりロボットのエンドエフェクタがどこにあるかを提示する.

関節電流・関節トルク

関節負荷の指標となる関節の電流値・トルク値を可視化することで, 現時点において意図しない環境との接触等による高負荷が生じている関節を提示する

関節温度

関節故障の主な原因であるモータの焼損の指標として関節温度を可視化することで, 負荷の蓄積による関節の故障危険性を提示する.

力センサ

環境との接触やマニピュレーション・歩行と言ったタスク実行時におけるエンドエフェクタの負荷を提示する. ロボットの力覚情報は遠隔操作における力フィードバックにも利用される [83].

姿勢センサ

ロボットの絶対姿勢を提示し, 着座行動時などにおけるロボットの傾きを検出・提示する.

重心位置・ZMP

ロボットモデルや力センサ及び姿勢センサから計算される重心位置やZMPを提示する。転倒の予兆として歩行中の足裏の幾何関係を確認することは有用である。

更に、ロボットがタスクを行う際には自己のセンサ情報だけでなく、周囲環境情報の提示が必要となる。具体的には以下のような情報が挙げられる。

視野画像

カメラから得られる周囲環境の画像を提示することは、オペレータが未知の環境を視認し状況を判断する上で重要である。通常のカメラだけでなく、魚眼カメラを用いるとロボットの周囲をより広く把握することが出来る。

3次元点群

2次元のカメラ画像だけでなく、ステレオカメラの左右画像や回転レーザセンサの積算から得られる3次元点群はオペレータが環境の3次元構造を把握する上で必要である。

通信速度

災害環境のような通信状況が不安定な環境下においては、ロボットとの通信がどの程度の速度で行われているかや現在提示されている情報が最新かどうかという情報が適切な遠隔指示を与える上で重要となる。

物体認識結果

マニピュレーションタスクなどにおいて対象となる物体がどこにあるかを提示することは、オペレータが認識結果の成否を判断する上で必要である。

以上、今まで一般的に遠隔操作システムにおいて提示されてきた情報は主に「現在」の自己状態・周囲環境状態を提示するものであった。しかし劣悪な通信環境が原因で遠隔操作者が判断を下すための周囲環境情報が不足する未知環境において、遠隔操作者の過度に慎重な操作による待ち時間や、不適切な指示による転倒などの致命的な失敗を防ぐためには、ロボットが「未来」の自己状態・動作計画をオペレータに提示することが重要であると考えられる。具体的には以下のような情報である。

移動計画の提示

ロボットが自律的に周囲環境認識と経路計画を行い、この後どのように移動するかを提示することは周囲環境との干渉や段差などの移動難易度といったロボットの経路計画の妥当性をオペレータが判断し、転倒などの致命的な失敗を回避する上で重要である。

行動計画の提示

マニピュレーションタスクなどにおいてロボットが自己の目標とする立ち位置とマニピュレーション動作を自律的に計画し、オペレータに提示することは劣悪な通信状況下においてオペレータに過度な操作の負担をかけることを防ぐことにつながる。

本研究ではこれらの情報をオペレータに対する認識補助機能として定義する。

5.3 遠隔指示に基づくヒューマノイドロボットの車運転行動

近年、DARPA Robotics Challenge[11]を契機に災害対応支援タスクとしてのロボットによる車の運転動作が注目されている。また車の運転というタスク自体も、ハンドル・ペダルといった道具の操作、狭い運転席における乗降動作計画、全身での環境接触を含む着座動作制御、運転中の障害物認識や経路計画、自己位置同定、自律運転と遠隔操作システムの統合といった多くの学術的課題を含む複合的な問題である。

特に災害対応支援における車の運転動作は、人間が近づくことが困難な災害現場へロボットが自ら移動するための手段として期待されている。災害環境下においては劣悪な通信状況や障害物による隘路といった問題が存在するため、ロボットが車の動作軌道を予測しつつ、適宜遠隔操作者の指示を受けながら運転するシステムが必要となる。

そこで本章では車運転タスクをハンドル・ペダルの操作法、運転動作中の自律経路計画方法及び遠隔操作システムの構成法について明らかにする問題として扱う。本章で述べるハンドル・ペダルの操作、運転動作中の自律経路計画及び遠隔操作を統合した複合的車運転システムを Fig.5.3 に示す。以降、災害環境においてロボットが自



Fig 5.2: JAXON[70] on a Polaris RANGER XP900 [80, 84]

ら車を運転して災害現場へ到達するための運転動作システムの実現方法について認識補助機能として移動計画の提示を行う遠隔車運転システムを構成し、実際の車運転タスクを通してその有効性を実証する。

5.4 ヒューマノイドロボットによる自動車運転システムのための戦略と要求仕様

ヒューマノイドロボットによる車運転タスクは動作計画, 認識, 制御, システム設計の複合的な問題であるが, 今までは個々の要素技術を深めた研究が多く行われてきた。例えば認識による車の自動運転の研究は昔から行われており, DARPA Urban Challenge では自動運転車による障害物検出や走行経路計画が実現された [85, 86]。また動作計画, 制御, 遠隔操作の要素研究としては運転席のような場所での着座動作計画を行う研究 [87], クランク操作を始めとした全身マニピュレーション動作生成の研究 [88], 遠隔操作による重機操作に焦点を当てた研究 [89] などが挙げられる。

一方でこれらを統合したタスクとしてのロボットによる車運転動作を実現した研

究は最近になって活発化してきた。Rasmussenらは車の認識、ハンドル、ペダル操作と経路計画を統合することによりヒューマノイドロボットによる車の運転タスクを実現した [90]。この研究では運転席の形状を認識し、自己位置同定を行うと共に Peg-in-wheel によるハンドル操作と脚角度によるペダル操作、及びコストマップを用いた経路計画を統合した運転操作システムを提案している。しかしこの論文でも指摘されているように、Peg-in-Wheel によるハンドル操作はバックラッシュが大きな問題となる。遠隔操作において車の移動経路がモデル上の想定と異なる場合、オペレータが誤った指令を送ってしまい障害物に衝突するといった事態が発生する。

Paolilloらは一般道路上の運転のための操作系と認識系の統合問題として車運転を扱い、エッジ検出を用いて道路の境界を認識し、コンプライアンス制御を用いてシミュレーション上でロボットによる自動運転を実現している [91]。この研究では一般道路を想定し道路上の障害物を考慮しないという問題点はあるものの、目標となるステアリング角度を視覚認識処理から決定し、それをハンドル操作と統合した自動運転システムの提案を行なっている。

災害環境下においては劣悪な電波状況による通信遅延や未知の障害物による道路の遮断といった事態が発生することが予想される。走行中に車の速度や角速度を推定しオドメトリを行う研究 [68] もあるが、未知の障害物が多い災害環境下では推定のために必要なサンプル数を得るために十分な距離を走行できる保証はないことから現在のステアリング角度を推定し、それに基づく軌道予測とプランニングを行うことが必要である。Robertsらは superpixel labeling と optical flow を用いて障害物検出を行う手法を提案している [92]。しかしロボットが自動車を運転するためには、障害物を検出するだけでなく車の走行経路を予測して適切な経路を選択する必要がある。また災害環境下においては意図しない障害等による経路変更等がありうることから、ロボットが自らの予測経路をオペレータに提示した上でオペレータが適宜指示を出すことが出来るようにすることも重要である。従って、このような環境下ではロボットが周囲の状況に応じて自らの動作経路を予測し、遠隔操作者による適宜操作指示を受けて適応的に車を運転していくことが求められる。

5.5 ヒューマノイドロボットによる自動車運転のための備品と制御戦略

5.5.1 ハンドル操作のための制御戦略

車運転において車の進行方向はステアリング角度によって決定される。従って車運転タスクでのハンドル操作においては現在のステアリング角度を知ると共に、目標ステアリング角度になるようにハンドルを回転させることが重要である。また速度の速い車を操作するためには、ステアリング動作が素早く行われなければならない。双腕マニピュレーションや持ち替えを考慮して物体を回す動作を生成する研究も存在するが [93], 速度と可操作角度範囲を両立するために本研究では Fig.5.4 左図に示すようなクランクアタッチメントを作成した。

クランクアタッチメントにはマーカボードが取り付けられており、ロボットは車に乗り込んだ後このマーカを検出することでロボットから見たハンドルの相対座標 Σ_s を取得する。 Σ_s からクランクの把持位置 Σ_c が決まり、ロボットは Σ_c を用いてクランクを把持する。

一般の自動車においては OBD(On-board diagnostics) などの特殊な道具を使わなければ現在の実ステアリング角度を取得することはできないため、現在のステアリング角度はハンドル中心座標 Σ_s と現在のロボットの手先座標 Σ_e を用いて推定する。 Fig.5.4 右図のようにロボットがクランクを把持していることを仮定すれば、ハンドル中心座標系上の手先位置がハンドルのステアリング面内でなす角度が現在のステアリング角度である。即ち、ハンドル中心位置相対の手先位置 $p_e^{\Sigma_s}$, Σ_s 上の x 軸方向単位ベクトル $\hat{n}_x^{\Sigma_s}$ を用いて Eq. 5.1 として与えられる。

$$\theta = \arccos\left(\frac{p_e^{\Sigma_s} \cdot \hat{n}_x^{\Sigma_s}}{\|p_e^{\Sigma_s}\|}\right) - \theta_0 + 2\pi n \quad (5.1)$$

ただし θ_0 はステアリング角度 0 における $p_e^{\Sigma_s}$ と $\hat{n}_x^{\Sigma_s}$ のなす角度である。 n は 1 制御周期前の推定関節角度との差が最小になるように整数を定める。

ハンドル操作の動作生成はモデルベースで行う。目標ステアリング角度 θ_d は 5.6 節に示すローカルプランナまたは 5.7 節に示す遠隔操作によるコマンドから選択的に与えられる。ロボットは与えられた目標ステアリング角度 θ_d 及び現在のステアリング角

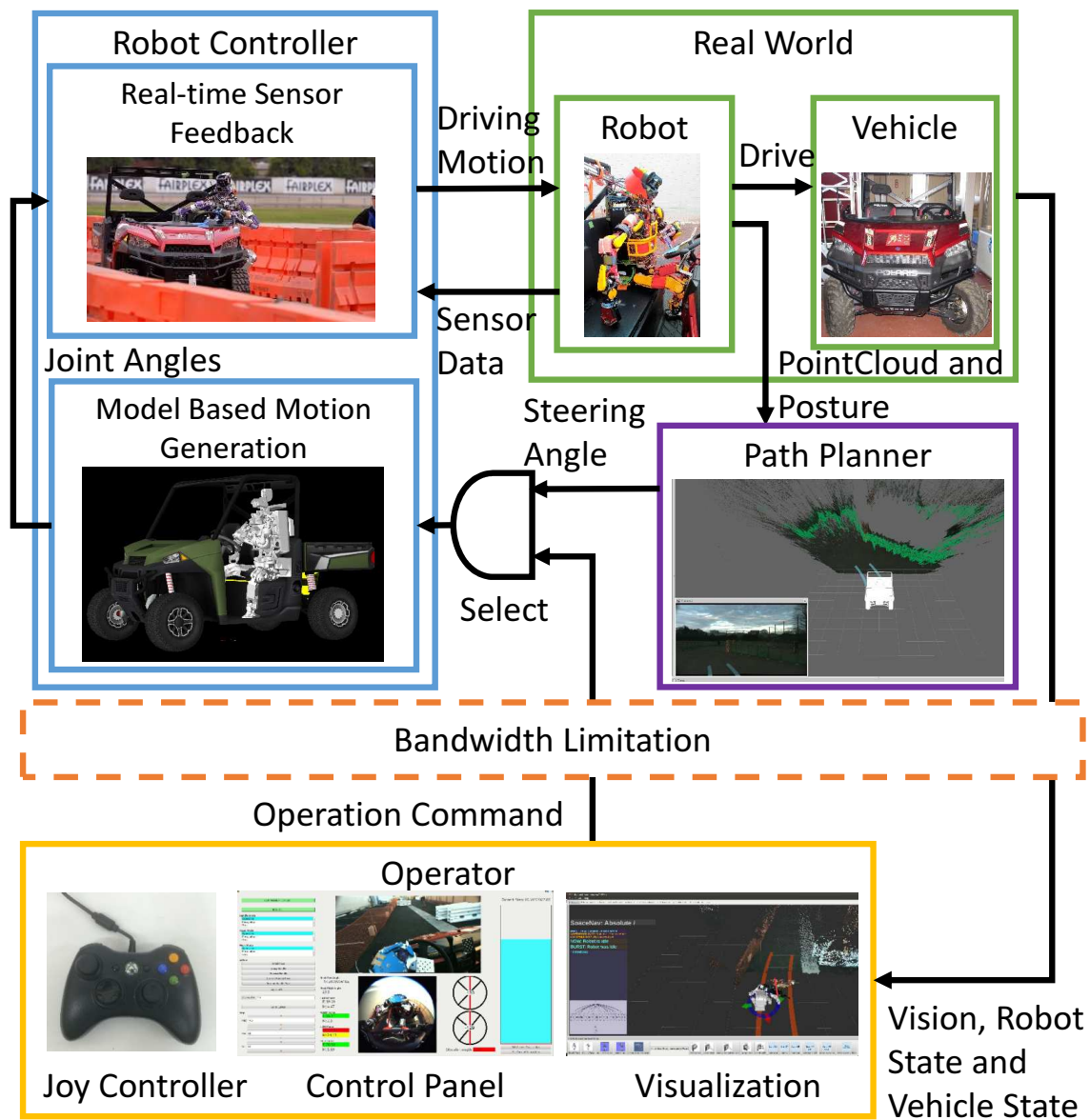


Fig 5.3: System for driving vehicle with a humanoid robot[80, 84]

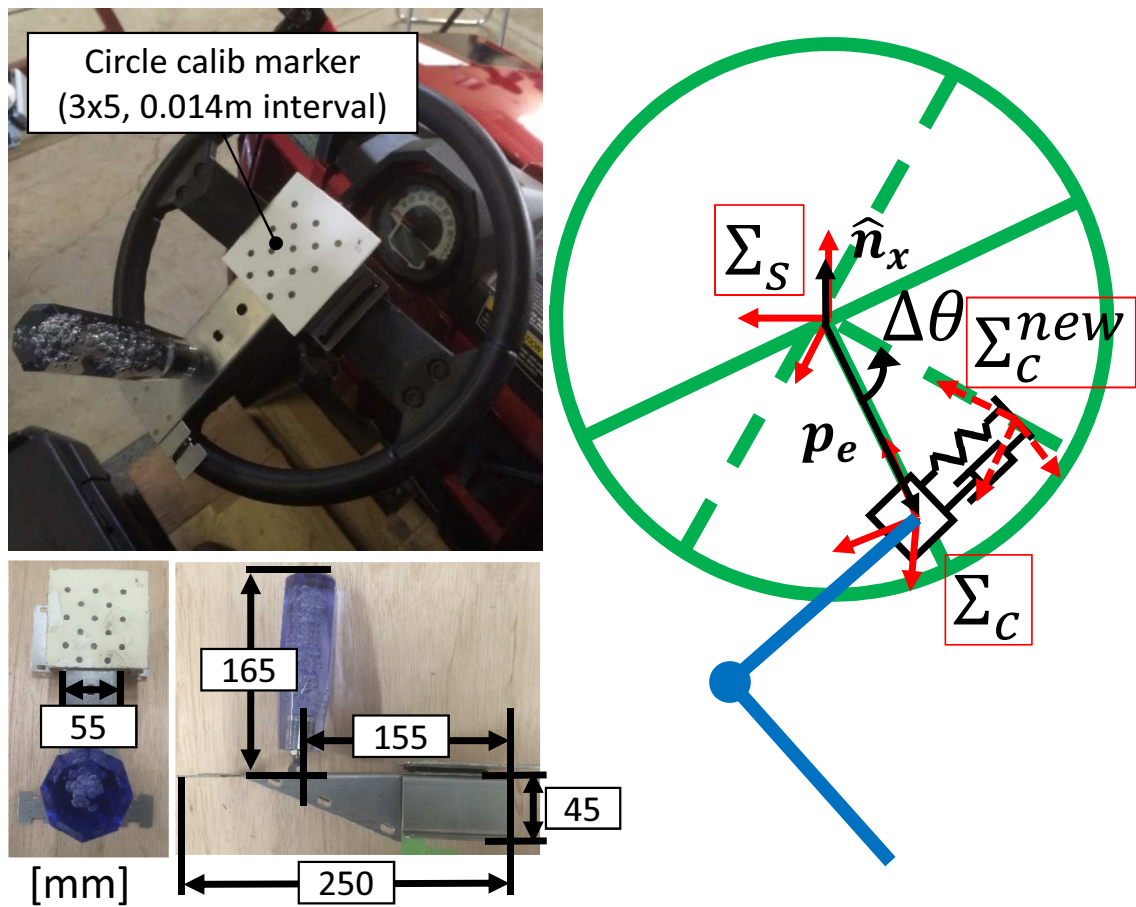


Fig 5.4: Left: The crank equipment for steering, Right: Steering with impedance control and angle velocity limitation[80]

度 θ とステアリング角速度 ω , ステアリング角速度の上限値 ω_{max} をもとに, Eq. 5.2 を用いて Δt 後の次制御周期におけるハンドル回転角度 $\Delta\theta$ を求める. 次周期のモデル上の目標手先座標は Σ_c を Σ_s 相対で $\Delta\theta$ だけ回転させた Σ_c^{new} として決まる.

$$\Delta\theta = \text{sgn}(\theta_d - \theta) \min(\omega_{max} \Delta t, \text{abs}(\theta_d - \theta)) \quad (5.2)$$

次にモデル化誤差を吸収するために手先目標力及び目標モーメントを0としたインピーダンス制御 [94] を用いて最終的な目標手先座標を定める. Eq. 5.3 に示すインピーダンス制御式から得た手先位置姿勢変位 Δx から得られる変換行列 $T(\Delta x)$ を用いて最終的な目標手先座標は $\Sigma_c^{target} = \Sigma_c^{new} T(\Delta x)$ となる [91].

$$M\Delta\ddot{x} + D\Delta\dot{x} + K\Delta x = F \quad (5.3)$$

最後に Eq. 5.4 に従い逆運動学を解くことでステアリング動作のための腕関節列 Θ_s を得る.

$$\Theta_s = \text{InverseKinematics}(\Sigma_c^{target}) \quad (5.4)$$

このステアリング動作を毎周期逐次的に生成することで目標ステアリング角度を実現する. またステアリング角速度を考慮して逐次的に動作を生成することで, 離散的な目標ステアリング角度の更新に対してもなめらかなステアリング動作を生成することが可能である.

5.5.2 ペダリング操作のための制御戦略

ペダリング動作はロボットのハードウェア要件に強く依存する. JAXON を始めとした脚が長いロボットにおいては直接アクセルペダルに脚が届く反面, 狭い運転席内で脚を動かすと車との干渉を起こしやすいことから, 最小限の関節を動かすことを想定し足首の pitch 軸角度のみを動かすことでアクセルを踏むものとした. 一方 HRP2 のような脚が短いロボットではアクセルを直接踏むことが困難なため, Fig.5.5 下に示すような台座を作成し, 台座の可動部を踏むことでアクセル操作を行うものとした. 共通化のため上位層からのペダリング動作の指令値 c は $0.0 \leq c \leq 1.0$ で与えるものとし, 上記のハードウェア要件を考慮した指令値からロボットの脚関節列 Θ_p を与える写像 f をロボットごとに定義した. 本研究では JAXON では足首 pitch 軸, HRP2

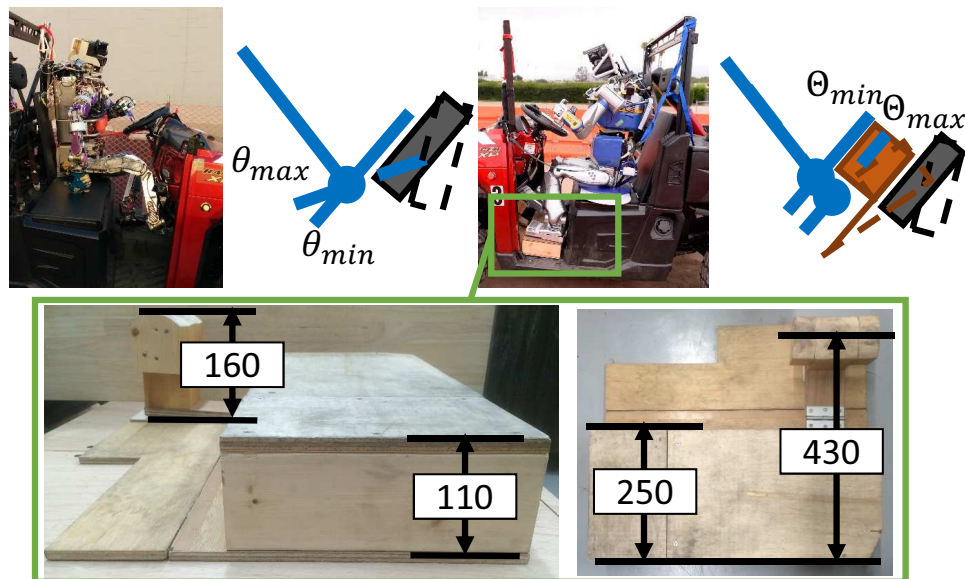


Fig 5.5: Upper: Pedaling strategy for JAXON and HRP2, Lower: Pedaling attachment for HRP2

では足先の高さに対して最大踏み込み量を 1.0, 最小踏み込み量を 0.0 とし間を線形に補完して f を定めた. 最大・最小踏み込み量は事前に実際の車に載せた状態で調整した値を用いた.

5.5.3 着座位置の決定

車運転において着座位置を決めるにあたり, 考慮すべき点としてはステアリングの可操作範囲, ペダルへの到達可能範囲及び車を降りる際の降りやすさが挙げられる. そこでまず JAXON 及び HRP2 に対して 5.5.1 項に基づくステアリングの可操作範囲をモデル上で評価した. 結果を Fig.5.6 に示す. JAXON についてはステアリングの可操作範囲が広いことから, 車からの降り易さを考慮して着座位置を座面の左端になるよう定めた. なおペダルについては左端でも問題なく到達可能であった. 一方 HRP2 についてはステアリングの可操作範囲が狭かったため, ハンドルの正面付近の可操作範囲の左端に着座位置を定めた. 同じくペダルについては問題なく到達可能であった.



Fig 5.6: Manipulable region of steering for JAXON(left) and HRP2(right) by left arm. The sitting position where the robot can turn 360[deg] is light blue, one where the robot can grasp a crank but cannot turn 360[deg] is deep blue, and one where the robot cannot grasp crank is red

5.6 自動車運転操作のための認識補助機能

テレオペレーションによりヒューマノイドが車を運転するうえで、オペレータに提示される情報がロボットのカメラ画像のみの場合オペレータが車の進行方向を予測し適切な経路を指示しなければいけないためオペレータの操縦に高いスキルが必要となる。そこでステアリング角と車の幾何モデルから移動経路を予測し、その予測軌跡線を円弧のマーカを点群およびロボットのカメラ画像に重ね合わせるにより認識補助としてオペレータに提示する。予測軌跡線を重ね合わせるにより、車の動作軌道が可視化されオペレータが障害物を回避するための適切な動作軌道を指示することが可能になる。更に適切な経路を選択し目標ステアリング角を提示するプランナを用いることで、より自律性の高い認識補助機能を提案する。

5.6.1 自動車の移動経路推定

自動車の予測経路の円弧の半径は現在のハンドル角 α に対する車の定常円旋回時の旋回曲率 κ の関係から求めることが出来る。ここでハンドル角 α と旋回曲率 κ の変数間の関係は車を定常円旋回させ、 α と κ と関係をサンプリングすることにより求める。Polaris RANGER XP900 における α と κ の関係は $\|\alpha\| \geq \alpha_p$ の間ではほぼ線形であ

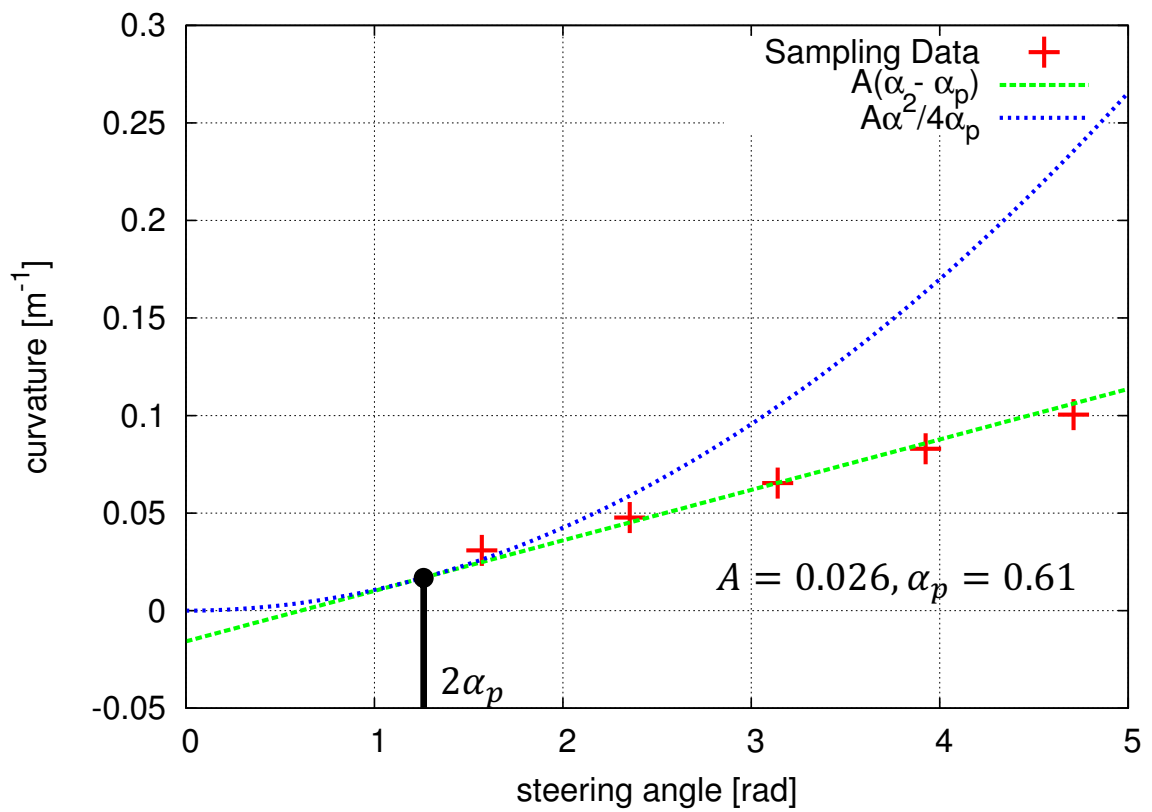


Fig 5.7: Fitting result of vehicle path parameters for Polaris RANGER XP900[80]

るが、車が旋回しない $\|\alpha\| \leq \alpha_p$ の間には不感帯が存在する。本研究では f の連続性と滑らかさを確保するため、 f を Eq. 5.5 のように定めた。 α_p と A は $\|\alpha\| \geq \alpha_p$ の領域における最小二乗法フィッティングによって求めることが可能である。Polaris RANGER XP900 における α と κ のサンプリングと最小二乗法によるフィッティングの結果を Fig.5.7 に示す。なお、定常円旋回時の旋回半径は車のステア特性や車速 V に依存するが、ここでは遠心力による横滑りの影響が無視できるほど小さい速度で移動することを仮定し、本論文では関数 f を以下のように定めている。 A および α_p は正の定数であり、ハンドル角を固定して車を走行させた時の曲率を実測することにより求めた。

$$\kappa = f(\alpha) = \begin{cases} A(\alpha - \alpha_p) & \alpha \geq 2\alpha_p \\ \text{sgn}(\alpha) \frac{A}{4\alpha_p} \alpha^2 & \|\alpha\| \leq 2\alpha_p \\ A(\alpha + \alpha_p) & \alpha \leq -2\alpha_p \end{cases} \quad (5.5)$$

またロボットに対する車の相対座標も予測軌跡線を提示するためには必要である。本研究では車のダッシュボードの中心にマーカボードを設置し、ステレオカメラにより検出することでロボットと車の相対関係を計算するものとした。

5.6.2 自動車の推定経路上における障害物距離の計算

現在のハンドル角で走行した時の予測軌跡線上に障害物があった場合、その障害物までの距離を推定しオペレータに提示することによりオペレータに注意を喚起することができる。障害物およびその距離の計測は点群処理により行う。まずヒューマノイドの視覚センサから3次元位置情報および色情報を有する3次元点群 C_{all}^{camera} を取得し、車中心座標系への座標変換を行う。次に座標変換により得られた全点群 $C_{all}^{car_center}$ から地面や車体の一部などの不要な点群を除去することにより走行時に関係する障害物の点群 $C_{obstacle}^{car_center}$ を抽出する。車の形状と地面の高さは既知とする。車の代表点から前面までの長さを X_{front} 、横面までの長さを Y_{side} 、車の高さを Z_{height} とすると、 $C_{all}^{car_center}$ から Eq. 5.6 の範囲を除去することにより、障害物の点群 $C_{obstacle}^{car_center}$ を抽出することができる。

$$\left((x < X_{front}) \wedge (-Y_{side} < y < Y_{side}) \right) \vee (z < 0, z > Z_{height}) \quad (5.6)$$

次にkd木による範囲探索を用いて $C_{obstacle}^{car_center}$ から旋回曲率 κ の予測奇跡線上に含まれる障害物の点群 $C_{obstacle_\kappa}^{car_center}$ を抽出する。なお範囲探索とはある特定の点から一定の距離にある点群を探索するものである。予測軌跡の中心は Eq. 5.7 として求められる。

$$c = \left(-\frac{l}{2}, \sqrt{\rho^2 - \left(\frac{l}{2}\right)^2}, 0 \right) \quad (5.7)$$

外側のタイヤの旋回半径 ρ_{out} 及び内側のタイヤの旋回半径 ρ_{in} は Fig.4.19 から Eq. 5.8 として求められる。 $\Delta\rho_{in}$ と $\Delta\rho_{out}$ はそれぞれ内輪差と外輪差、 b と l はそれぞれ車の幅と長さであり車の幾何関係から求められるパラメータである。障害物の点群 $C_{obstacle}^{car_center}$ に対して、範囲探索の中心点を旋回中心から、経路の曲線の外側の半径 ρ_{out} 以内の点群を探索し、さらにそれらのうちで内側の半径 ρ_{in} 以内にある点群を除くことにより $C_{obstacle_\kappa}^{car_center}$ が抽出出来る。

$$\rho_{in} = \rho - \frac{b}{2} - \Delta\rho_{in}, \quad \rho_{out} = \rho + \frac{b}{2} + \Delta\rho_{out} \quad (5.8)$$

このようにして得られた点群 $C_{obstacle}^{car_center}$ に対して kd 木による最近傍探索によって最近傍点を求め、原点からの各経路に沿った道のりを計算することで車の中心座標から障害物までの距離 d を計算する。なお経路上に障害物の点群が存在しなかった場合、カメラの視野の縁までの経路長を計算して d とする。

5.6.3 ローカルプランナによる適応的移動経路提案

ヒューマノイドロボットが遠隔操作者に情報を提供し、操作性を向上するための手法として車の走行経路を自律的に選択するローカルプランニングの手法を提案する。Dynamic Window Approach(DWA)[95] は各時刻における障害物や目的地の位置から次の時刻の最適な速度および角速度の2変数を出力するローカルプランナである。この手法の特徴としては、ハンドル角のみを出力とするためヒューマノイドが指令値に追従しやすくまたヒューマノイドの関節出力に起因する操舵差の制約を考慮に入れられる点にある。さらにマップなどの大域的情報がない未知環境においても目的地へ移動できるように、現時点での障害物の位置情報および目的地の方向のみを入力としている。しかしながら、大域的情報がないと局所解に収束する可能性もあるため適宜人間がテレオペレーションにより操作することが必要となる場合もある。

まず基本となる経路の本数 N および最大・最小ハンドル角 $\alpha_{max}, \alpha_{min}$ を選択する。なお Fig.5.8 に示すように N は奇数であり、各経路は1本の直進する経路と左右均一な数の旋回経路からなる。次に各経路を障害物因子、方向因子及び差分因子の3つからなる評価関数を用いて評価する。

ステアリング角と移動経路間写像の定式化

まず前提条件として運転者のハンドルの角度(ハンドル角) α と車の前方方向と前輪のなす角(実舵角) δ の関係式を求める。ハンドル角 α と旋回曲率 κ については5.6.1節の関数 f を用いる。また実舵角 δ から旋回曲率に変換する関数 $\delta = g(\kappa)$ は理論上走行速度や車のステア特性に依存するが、遠心力による横滑りの影響が小さくなるくらい低速で運転する場合、Fig.4.19に示す幾何学的関係から Eq. 5.9 として良いことが知られている [96]。この式では Fig.5.7 に示す実測結果から、 δ が実用のハンドル角範囲内で十分小さいことから線形近似を行うものとした。

$$\delta = g(\kappa) = l\kappa \quad (5.9)$$

関数 f, g およびその逆関数 f^{-1}, g^{-1} を用いることにより、 α, δ, κ のうち1つの変数が決まれば他の2つの変数を決定することが可能である。

経路 n に該当する実舵角 δ_n は $\delta_{max} = g(f(\alpha_{max}))$ と $\delta_{min} = g(f(\alpha_{min}))$ を用いて Eq. 5.10 として求められる。

$$\delta_n = \delta_{max} - \frac{\delta_{max} - \delta_{min}}{N - 1} (n - 1) \quad (5.10)$$

障害物因子

一般に経路上において直近の障害物までの距離が長い経路ほど運転経路として適切であると考えられる。そこで、現在の車中心座標原点からの曲率半径 $\rho_n = \frac{1}{\kappa_n}$ である経路 n に含まれる障害物までの距離をもとに障害物因子 (OF) を計算する。各経路の障害物までの距離 d_n は 5.6.2 項節で与えた手法を各経路に適用し、kd 木による範囲探索を2度適用することにより得られた経路上の点群までの距離を計算することにより求める。この d_n を0から1の範囲に正規化したものを経路 n の障害物因子 OF_n

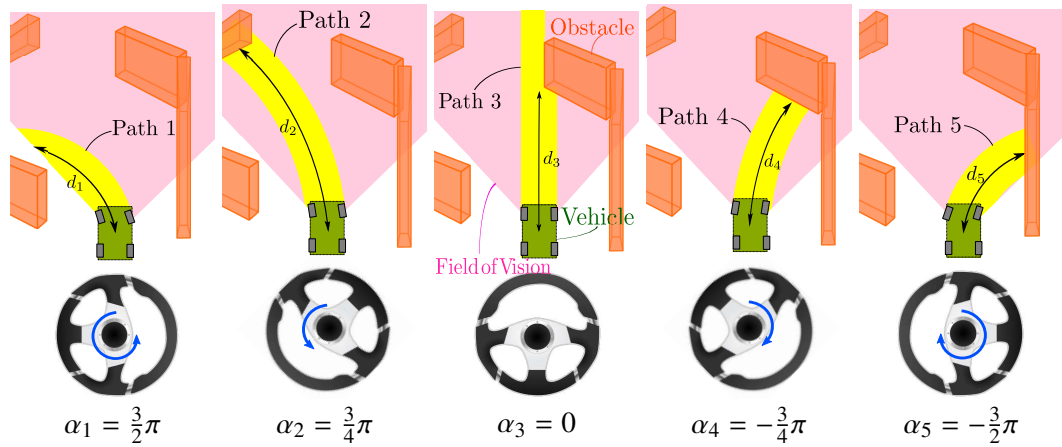


Fig 5.8: Relation between steering wheel angle and path, and distance to the obstacles d_n . This is the example of $\alpha_{max} = \frac{3}{2}\pi$, $\alpha_{min} = -\frac{3}{2}\pi$, $N = 5$ [80]

とする. d_n のうち最小なものを d_{min} , 最大なものを d_{max} して Eq. 5.11 のように正規化する.

$$OF_n = \sqrt{\frac{d_n - d_{min}}{d_{max} - d_{min}}} \quad (5.11)$$

方向因子

障害物因子により障害物を回避することは可能になるものの, 避けて進む方向が目的地に近づく方向かどうかは保証されない. そこで, 目的地の方向を考慮に入れるために方向因子 (HF) を導入する. 車中心座標系で表現された目的地の方向 φ と実舵角 δ_n から, 方向因子 HF_n は Eq. 5.12 として求められる.

$$HF_n = 1 - \frac{\|\delta_n - \varphi\|}{2\pi} \quad (5.12)$$

差分因子

ヒューマノイドロボットが車を運転する場合, ロボットの関節速度の制限からハンドルを回す速度 $\dot{\alpha}$ には限界がある. そこでハンドル角が急激に変化しないように経路 n の操舵差分因子 DF_n を Eq. 5.13 のように計算する. なお α_{state} は現在のハンドル

角である.

$$DF_n = 1 - \frac{\|\alpha - \alpha_n\|}{\alpha_{max} - \alpha_{min}} \quad (5.13)$$

適応的な経路の選択

OF, HF, DF の 3 因子をもとに各経路のコストを求め, それが最大となるような経路 n_{max} を最適経路として選択する. 経路 n のコストを決定する関数 $J(n)$ は Eq. 5.14 のように 3 因子の線形和で与える. ξ, η, ζ は提案するローカルプランナのパラメータである. これにより $J(n)$ が最大となるような経路 n_{max} のハンドル角 $\alpha_{n_{max}}$ が最適経路出力として得られる. なお得られた各時刻におけるハンドル角は, 点群の状態によっては振動しうるため, 移動平均フィルタをかけるものとした. ローカルプランナによる提案を採用する場合, この最適経路出力に対応するハンドル角 θ_d が目標ハンドル角として使用される.

$$J(n) = \xi \cdot OF_n + \eta \cdot HF_n + \zeta \cdot DF_n \quad (5.14)$$

5.7 遠隔指示システムのための通信と指示インタフェースの構成

5.7.1 帯域制限環境における通信システムの設計

災害環境下においては平時に比べて通信環境が劣悪であることが予想される. 例えば DARPA Robotics Challenge における車運転タスクではロボットからオペレータに対して 9600bps 及び 300Mbps の通信帯域制限が行われた通信路が提供されている. 一方オペレータからロボットへは 9600bps の通信帯域制限が行われた通信路のみが提供されている [26]. この通信帯域に制限がある環境下において通信量を節約しながら必要な通信を行うため, 本研究では Fig.5.9 に示すような通信システムを構築した. オペレータ側の計算機 (OCS: Operator Control Stations) とロボット側の計算機 (FC: Field Computer) にはそれぞれ独立に ROS のシステムが構築されており [97], ロボットの関節角度や温度, トルクといった情報や画像データ, 目標ステアリング角度やペダル踏み込み量等のロボットへの指令値は executive によって通信帯域ごとに

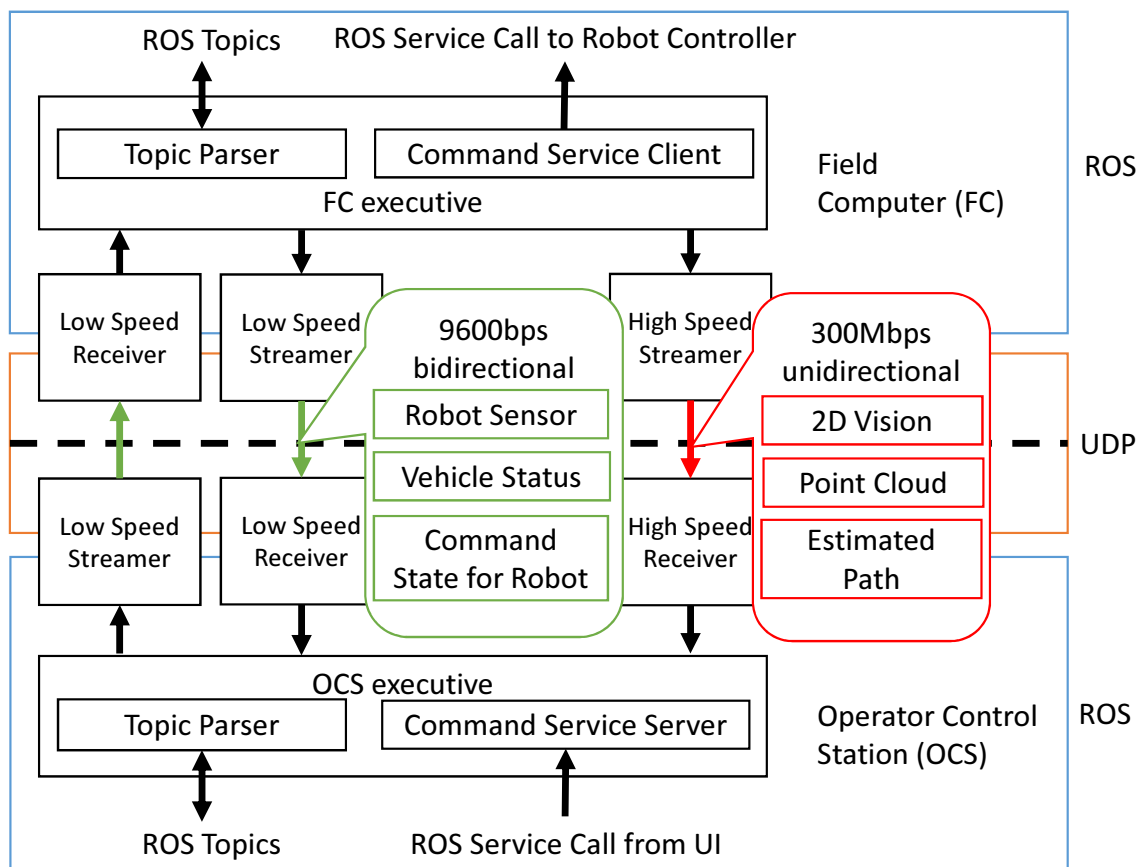


Fig 5.9: Communication system for vehicle task in bandwidth limited environment. This shows communication cannel between robots, field computers (FC) and an operator control station (OCS)[80]

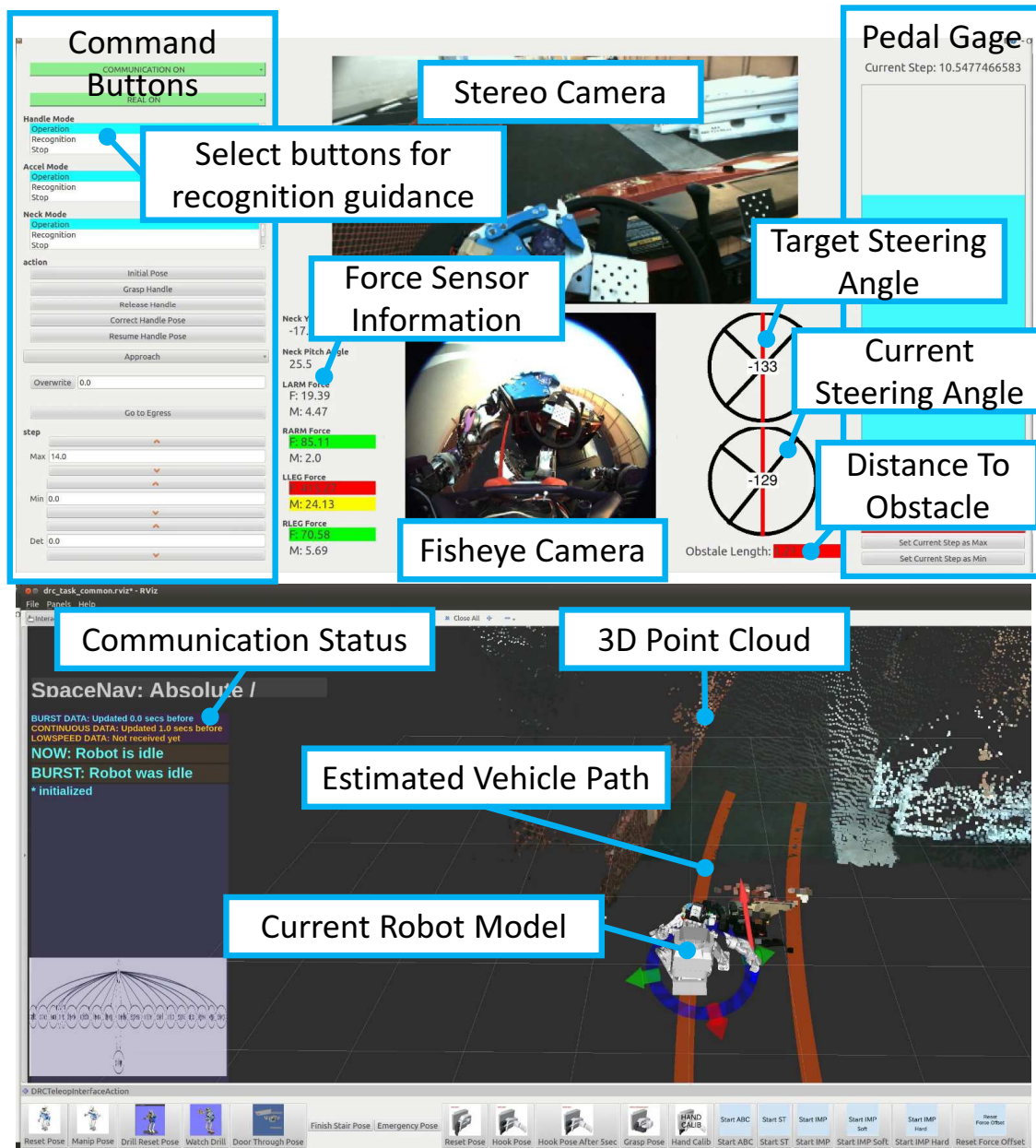


Fig 5.10: User interface for vehicle task (Upper: Control panel, Lower: Visualization interface)[80]

1つのROSのmessageとしてまとめられ, streamerにより全てROSのmessageからUDPパケットに変換されて送信される。UDPパケットはreceiverにより再度1つのROSのmessageに変換され, executiveによってparseされpublishされる。環境点群や視野画像といったサイズの大きなデータは300Mbpsの帯域を使って送信され, センサ情報のようなサイズの小さなデータ及びロボットの状態・オペレータによる遠隔指示といった双方向性が求められるデータは9600bpsの帯域を使って送信されている。Fig.5.10上図に示されたコントローラパネルから送られる動作指令は動作の開始・終了を検出する必要があることから, 仮想的なcommand server/clientがexecutive内に作られており executive間でコマンドの状態(動作開始, 動作中, 動作終了)の確認を行なっている。

ロボットからの画像, 点群, 予測軌跡線は10Hz, 動作指令の状態及びハンドル・ペダルの指令値は5Hz, ロボットの関節角度や温度, トルクは1Hzを目標に更新される。通信帯域制限環境下においては, ロボットから送られてくる画像が遅延する可能性がある。遅延した画像を元に指令を送ってしまうことを防ぐため, 可視化インタフェースには画像や車の状態のパケットを受け取った時刻からの経過時間がFig.5.10の下側にCommunication Statusとして表示されている。

5.7.2 遠隔指示のためのコントロールパネルとロボットの状態の可視化インタフェース

オペレータの操作用インタフェースとしてFig.5.10に示すコントローラパネルと可視化インタフェースを用意した。オペレータは可視化インタフェース内の点群や予測軌道線を参考にジョイスティック及びコントローラパネルのボタンからロボットに指示を出す。予測軌跡線をロボットから得られる周囲環境点群及び視野画像に重ねて表示することで, ロボットがオペレータに現在のステアリング角では車がどのように動くかを提示することが可能となる。これによりオペレータは環境点群に重ねられた予測軌跡線を参照することにより用意に障害物を回避し適切な運転経路を指示することができ, 操作性が大きく向上した。

帯域制限環境下において通信量を低く留めるため, ハンドルを掴む/離す, マーカを認識するなどといった一連の動作はまとめてひとつのボタンから指示できるように

設計されている。またロボットのセンサ情報、目標・推定ステアリング角度、ペダル踏み込み量といった運転に関する情報がコントローラパネル上に可視化されている。目標ステアリング角度 θ_d や目標ペダル踏み込み量 p といった指令値はジョイスティックコントローラから指示する。本研究ではXBox360コントローラを用いた。目標ステアリング角度は遠隔操作による指令値と5.6.3項で述べたローカルプランナが提案した指令値をオペレータが確認し、最終的に適切な指令値をオペレータが選択するものとした。

更に車運転タスクにおいては進行方向を見るだけでなく障害物と車との接触を避けるため車の側面にも注意する必要があるが、ロボットの頭部カメラのみでは側面を可視化することは困難である。そのため本研究では頭部カメラに加えてロボット胸部に魚眼レンズをつけたカメラを用いることで車側面を可視化している。

5.8 実世界における自動車運転操作タスクの実現

5.8.1 遠隔指示を用いた自動車運転操作行動

提案する遠隔操作システムを用いてJAXONとPolaris RANGER XP900による車運転実験を行った。結果をFig.5.11に示す。オペレータは遠隔地からFig.5.11左側に示すインタフェースのみを見てロボットに指示を行う。この実験ではロボットとオペレータの間ではDRCFinalsと同様の通信帯域制限がなされており、オペレータは点群に重ねられた予測軌跡線を参照しながら遠隔指示を与えている。この実験ではオペレータの遠隔操作のみで運転タスクを行い、約120[sec]程度で2つの障害物を回避しながら車を運転することに成功した。

5.8.2 自律経路提案を用いた自動車運転操作行動

本論文で提案した自律的なハンドル角決定手法を用いて、等身大ヒューマノイドSTARO[62]とPolaris RANGER XP900による車の運転実験を行った。ローカルプランナのパラメータは $\xi = 10.0, \eta = 7.5, \zeta = 4.0, K_p = 0.5[N/rad]$ であり、走路はFig.5.12のように目的地まで直線距離にして約90[m]かつ6つのコーナーを有する曲線コースとした。本実験ではハンドル角決定の際にローカルプランナにより提案された目標

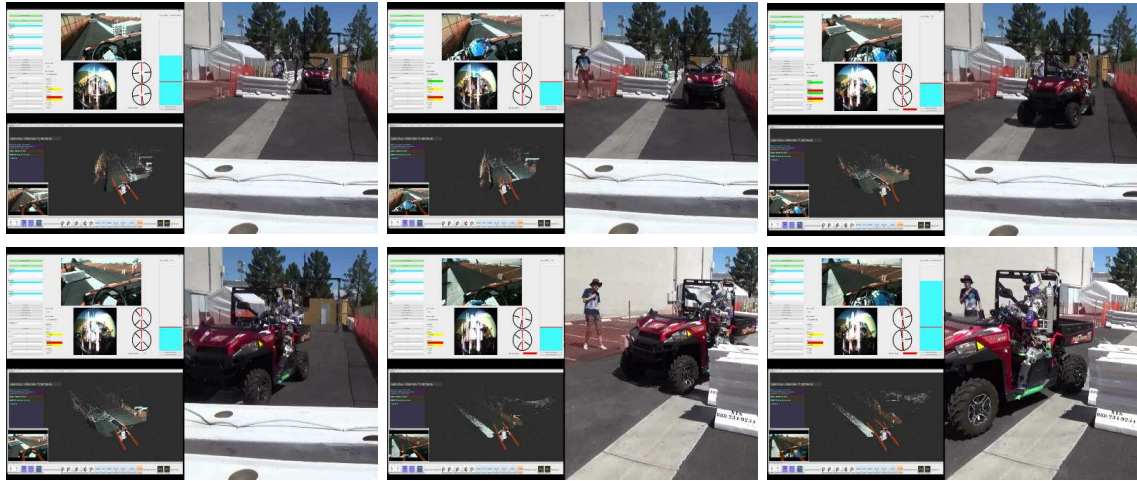


Fig 5.11: JAXON drives a vehicle by teleoperation. Left shows user interface for operator and right shows driving robot in real world (time series from upper left to lower right)[80]

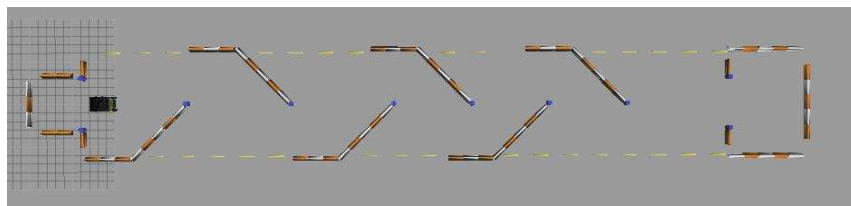


Fig 5.12: Outline of the course which a humanoid robot drives along

ハンドル角度のみを使用した.その際に視野の都合上首のyaw軸を振る必要がある場合はオペレータが操作した.またペダル操作についてもオペレータが行い,同じく適宜停止と走行を繰り返しながら運転を行った.これは自律的なローカルプランナによる目標経路提案の優先度を高くし,進むか否かの指定をオペレータが行うことに相当する.

結果を Fig.5.13 に示す.動き始めてから目的地に到達するまでは約 16[min] の時間を要したが,複雑な走路においてもオペレータがハンドル角を直接決定することなく障害物に触れずに目的地まで移動することが可能であった.

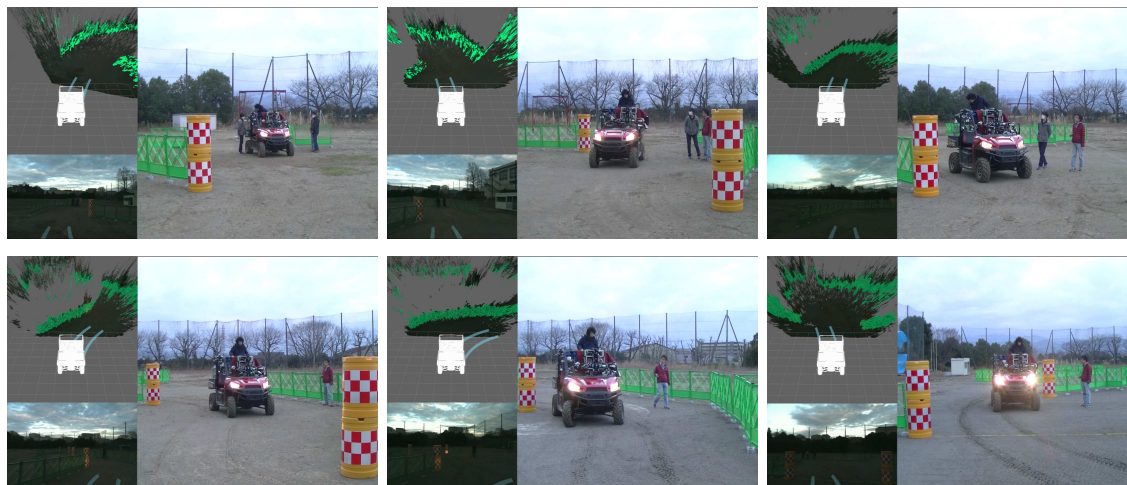


Fig 5.13: Snapshots of driving experiment with the humanoid robot STARO and the Polaris RANGER XP900(time series from upper left to lower right). in each figures, upper left shows suggested path as blue lines and obstacle point clouds as green points, bottom left shows the camera image of STARO and right shows driving robot in real world[80].

5.8.3 DRC Finals における自動車運転操作タスクの実現

DRCFinal では JAXON 及び HRP2 が Polaris RANGER XP900 を用いて車タスクを行った。DRCFinal では、ハンドル操作・ペダル操作ともにオペレータによるテレオペレーションのみを用いて両方のロボットで合計5回の試行全てで得点することに成功した [98]。経過時間については JAXON については 140[sec], HRP-2 については 310[sec] であった。JAXON による運転の様子を Fig.5.14 , HRP2 による運転の様子を Fig.5.15 に示す。

5.9 おわりに

本章ではヒューマノイドロボットによる車運転タスクを例として運転動作中の自律経路計画方法及び遠隔指示システムについて実践的な構成法を明らかにした。ハンドル操作においてクランク操作を用いることによりステアリング操作速度と目標ステアリング角度の実現を両立するとともに、ステアリング角度が得られることを用



Fig 5.14: JAXON drives a vehicle in DARPA Robotics Challenge[99] (time series from upper left to lower right)[80]

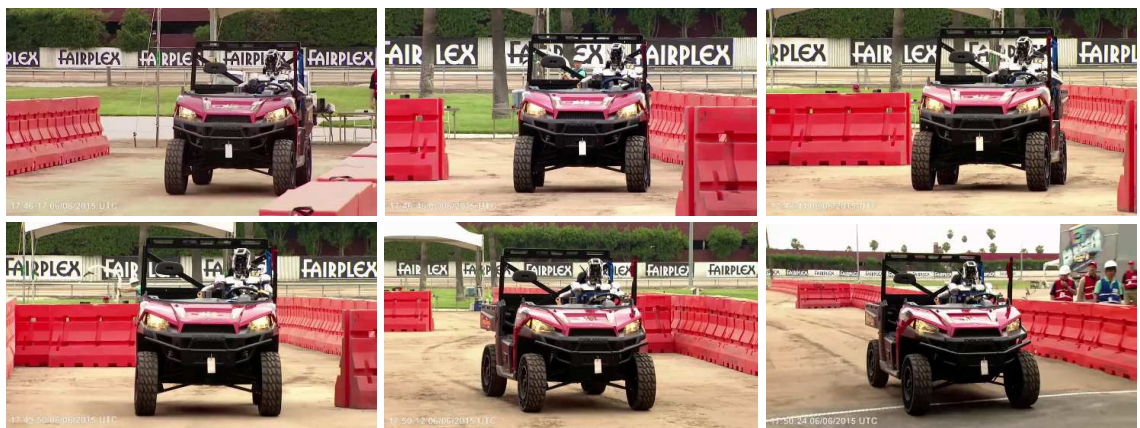


Fig 5.15: HRP-2 drives a vehicle in DARPA Robotics Challenge[99] (time series from upper left to lower right)[80]

いて車モデルから車の動作軌道を推定し、オペレータに提示すると共に周囲の環境から望ましい軌道を導くローカルプランナを提案した。また災害環境下における劣悪な通信環境に対応した遠隔操作システムを構成し、提案する手法を用いてJAXON, STARO, HRP2の異なる3台のロボットにおいて車運転タスクを実現することによりその有用性を示した。

本研究の提案する軌道予測に基づく自律・遠隔操作運転システムにより、通信状況が劣悪かつ未知障害物による隘路の多い災害環境下においても自律的に適切な移動経路を提案し、また必要に応じて予測軌道を提示することで用いてオペレータが適切な遠隔指示を与えることが出来るシステムが実現された。

第6章

積算状態推定を用いたヒューマノイド の継続的タスク実現

6.1 はじめに

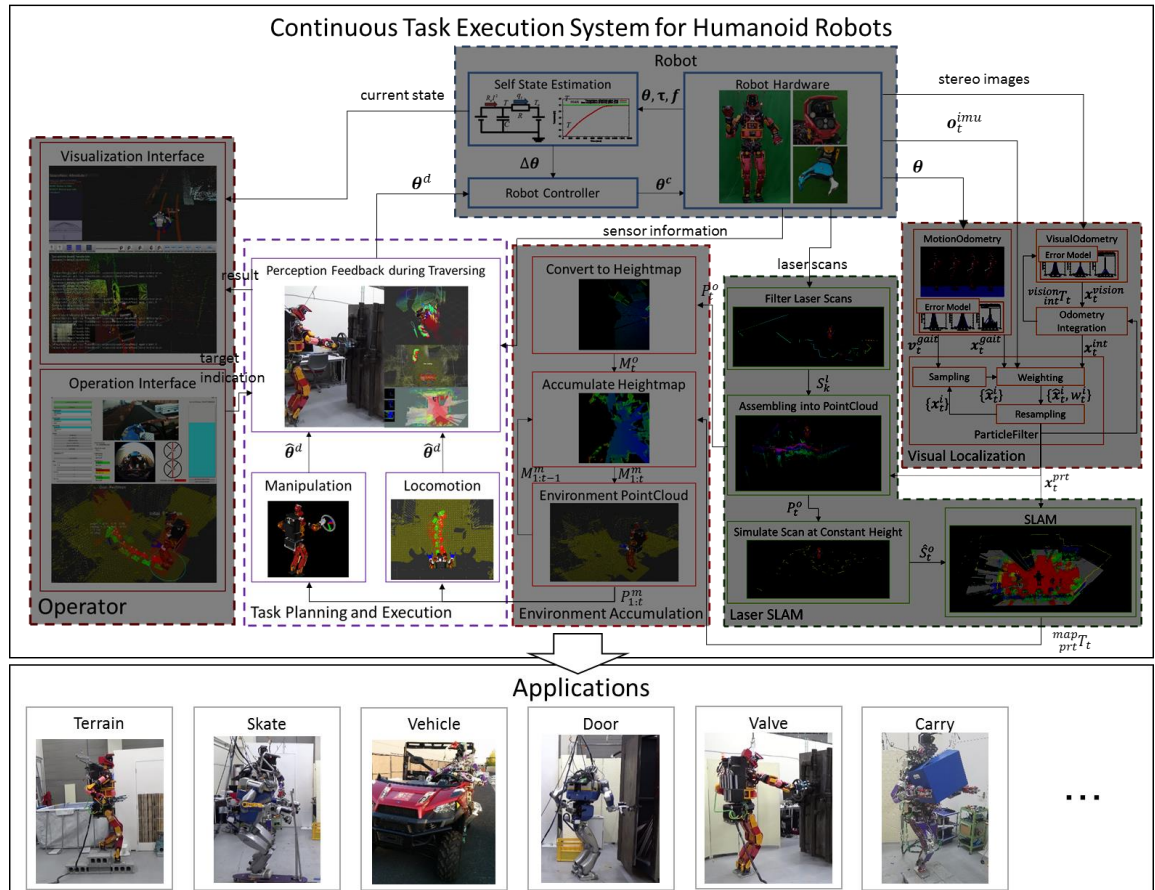


Fig 6.1: Proposed task execution system in whole robot systems

本章ではこれまでに述べた積算状態推定法に基づく適応的な動作補正を用いた継続的なタスク実現法について論ずる。本論文で提案するシステムにおける本章の位置づけを Fig.6.1 に示す。

ヒューマノイドロボットがタスクを実行する上で必要となる認識・動作計画をタスク実行と並列して行い、動作を適応的に補正することにより、タスクの継続性における課題であったロボットの停止時間を削減することが可能となる。また既存のロボットシステムにおいては継続的認識機能の信頼性が低いことから移動前後認識実行モデルが広く用いられてきたが、提案する環境認識システムによりヒューマノイドロボットにおいて移動中認識実行モデルが適用可能となり、処理の継続性が向上する

ことを統合実験を通して示す。

6.2 積算状態推定に基づくオンライン移動補正

歩行計画を行う上で要求される位置姿勢精度はロボットの安定化制御器の性能に依存するが、一般的な歩行における安定化制御器が許容する足裏の接地位置姿勢誤差は高さ方向が $\pm 4[\text{cm}]$ 、傾斜が $\pm 3[\text{deg}]$ 程度とされる [5]。そこで本研究では密な積算環境点群と自己位置推定結果を用いることで、移動中にオンラインで歩行誤差を修正し移動中の認識・行動計画の品質を向上する手法を提案する。

6.2.1 大域的平面検出による歩行計画の補償

本研究で用いたレーザセンサは得られるデータに $\pm 3.0[\text{cm}]$ の誤差があるため、植田ら [78] の手法による歩行計画において局所的な点群を用いるのみでは計画された脚位置が歩行時に許容される誤差を超えてしまう問題がある。そこでオンラインで計画する場合の局所的な点群を用いた支持平面の確認に加えてロボットに対して歩行指令を与える前に Fig.6.2 に示すような大域的な平面検出を行い、得られた平面に対して計画した脚配置を射影することでセンサの誤差を補正する。周囲環境点群を用いた大域的な平面検出には時間がかかるが、大域的な平面検出結果はロボットの歩行指令を与える前にのみ使用すること、使用する周囲環境点群は自己位置推定により移動中においても安定した点群が獲得できることから、予め並列して大域平面検出を実行しておくことで植田らの手法 [78] の特徴である高速な歩行計画という特徴を残しつつ歩行計画の安定性を向上することが可能となった。

6.2.2 自己位置推定と周囲環境に基づくオンライン歩行修正

ヒューマノイドロボット自己位置推定により得られた目標位置姿勢誤差を用いて接地位置を補正し、計画した歩行軌道を実現する。ヒューマノイドロボットによる歩行修正としては金広ら [100] による物理制約を考慮した歩行軌道修正の研究がある。しかし本研究では短い周期で歩行補正を行うことから、接地位置の誤差は小さいも

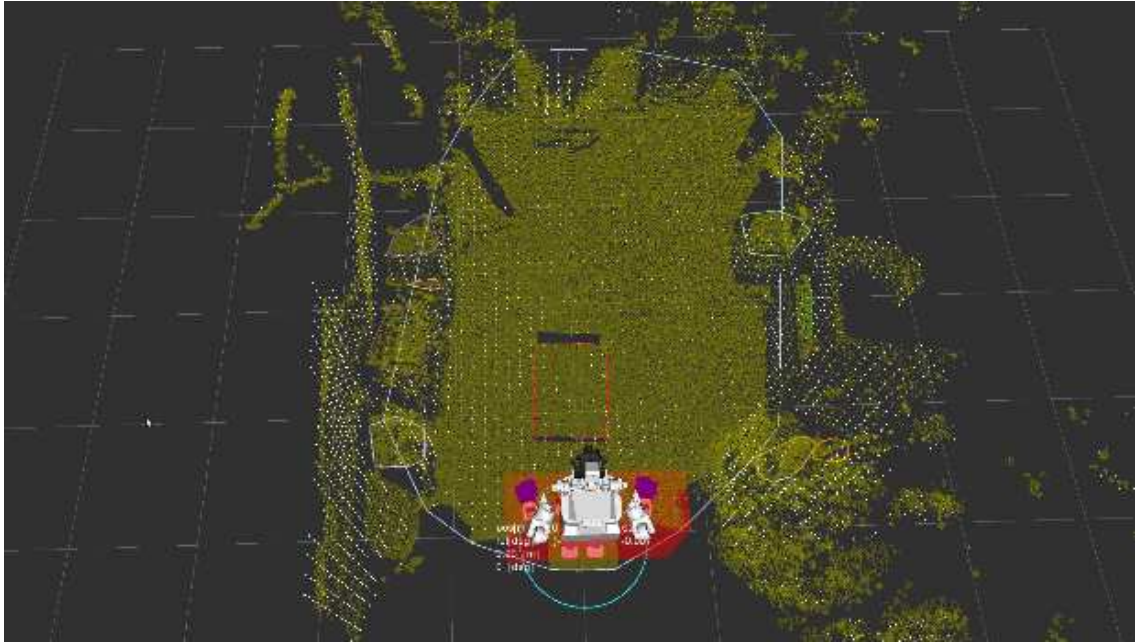


Fig 6.2: Detected global plane from environment pointcloud

のと仮定し計算量を節約するために歩行修正時の遊脚軌道は考慮せず接地位置の修正のみを行う。

Fig.6.3 に接地位置修正の概略を示す。なおロボットの歩行時は基準リンクの高さ及び roll, pitch 軸回りの回転は一定とし、ロボットのモデルは既知とする。自己位置推定と周囲環境地図から目標位置姿勢誤差 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ が得られる。急激な接地位置の変化を避けるため、残りの歩数が n 歩であるとき i 番目の接地位置の修正量 Δc_i を Eq. 6.1 と定める。

$$\Delta c_i = \left(\frac{i}{n} \Delta x, \frac{i}{n} \Delta y, \frac{i}{n} \Delta \theta \right) \quad (6.1)$$

しかし単純に接地位置座標を自己位置誤差を用いて補正するのみでは補正後の接地位置が支持脚と干渉する場合があるため、ロボットのモデルを用いて足先座標系の y 軸方向に干渉を回避するよう接地位置を動かすことで補正する。干渉回避計算には Larsen らによる A Proximity Query Package(PQP)[101] を用いた。

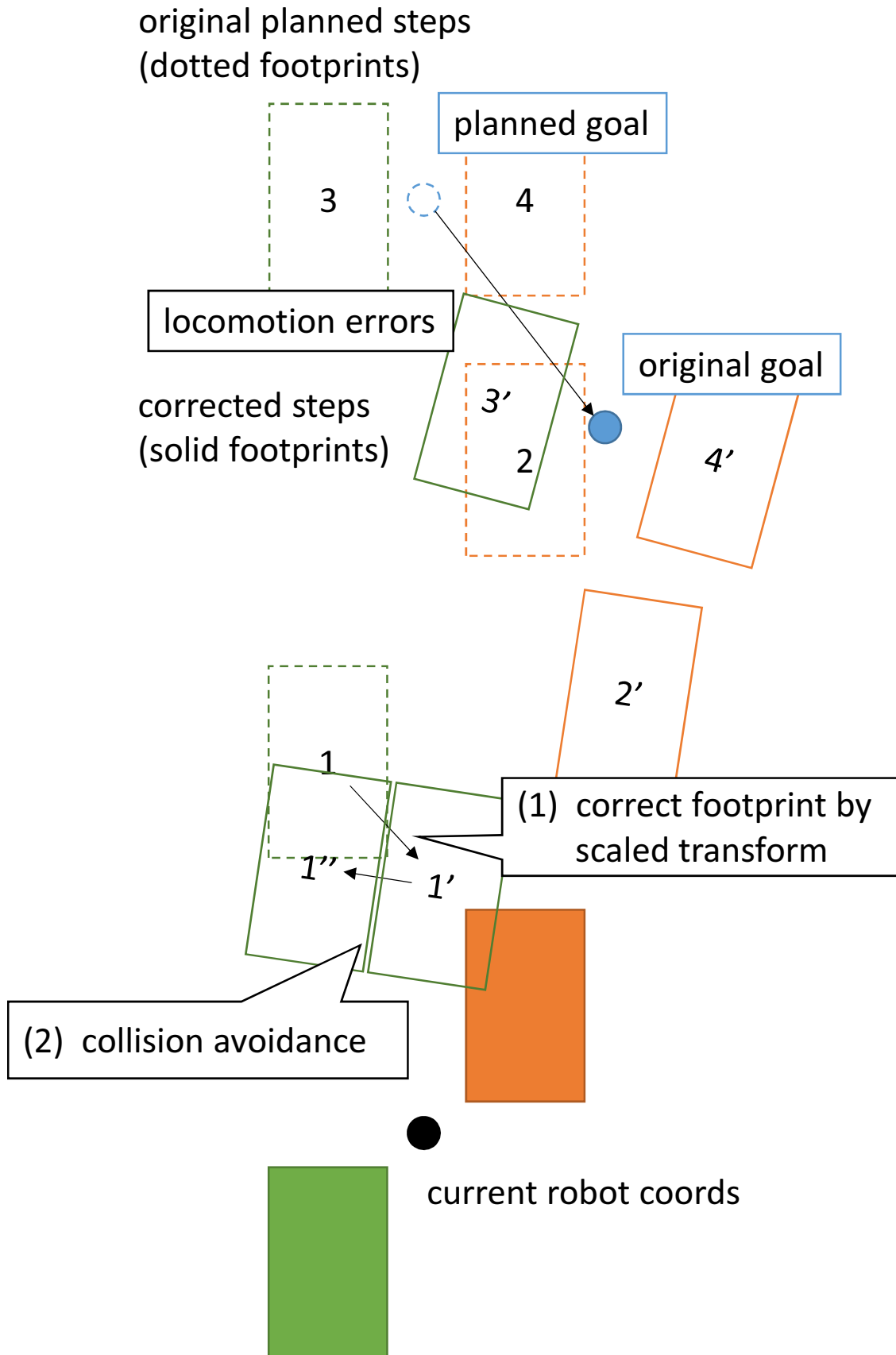


Fig 6.3: Overview of footstep correction

6.2.3 歩行修正による段差踏破実験

周囲環境点群と自己位置推定を用いた歩行位置修正による段差歩行実験を行った。段差の高さは既知であるとし、事前に計画した歩行軌道をヒューマノイドロボットが環境認識と自己位置推定結果に基づいて一歩ごとに接地位置を修正しながら歩行する。実験の結果を Fig.6.4 に示す。環境認識と歩行修正を行うことで事前に計画した歩行軌道を与えるだけでヒューマノイドロボットが段差を往復することが出来ることが確認された。このときの自己位置推定結果を Fig.6.5 に示す。ヒューマノイドロボットの足裏の大きさ、段差として用いたブロックの大きさ及びロボットの安定化制御の制約から、目標位置姿勢から x, y 方向位置が 5[cm] 以上、 z 方向位置が 4[cm] 以上、姿勢誤差が 3[deg](= 約 0.05[rad]) 以上生ずるとロボットの歩行継続が困難になる。まず歩行器が生成する目標位置姿勢は平面内の位置姿勢誤差が失敗が想定される誤差量を大きく上回っている。一方ビジュアルオドメトリによる推定値は平面内の位置姿勢については歩行器に比べて誤差量が小さいものの、 z 方向位置と pitch 方向姿勢の誤差が歩行制御器の許容範囲を超えている。一方で提案する手法による自己位置推定結果は概ね上記の歩行可能な誤差範囲に収まっており、提案手法を用いて歩行修正を行うことで段差歩行が可能になったことが確認できる。

6.2.4 自律歩行計画による狭隘部通過実験

提案した環境との干渉回避が可能な歩行計画手法を用いて狭隘部を通過する例として、自律歩行計画によるドア通過実験を行った。ヒューマノイドロボットは歩行中に周囲環境点群を生成し、遠隔指示により与えられる目標到達座標への歩行軌道計画を行うとともに自己位置推定により得られた歩行修正をオンラインで行う。結果を Fig.6.6 に示す。障害物回避機能を備えた歩行計画と歩行時の接地位置修正によりドアのような狭隘部をヒューマノイドロボットが通過できることが確認された。

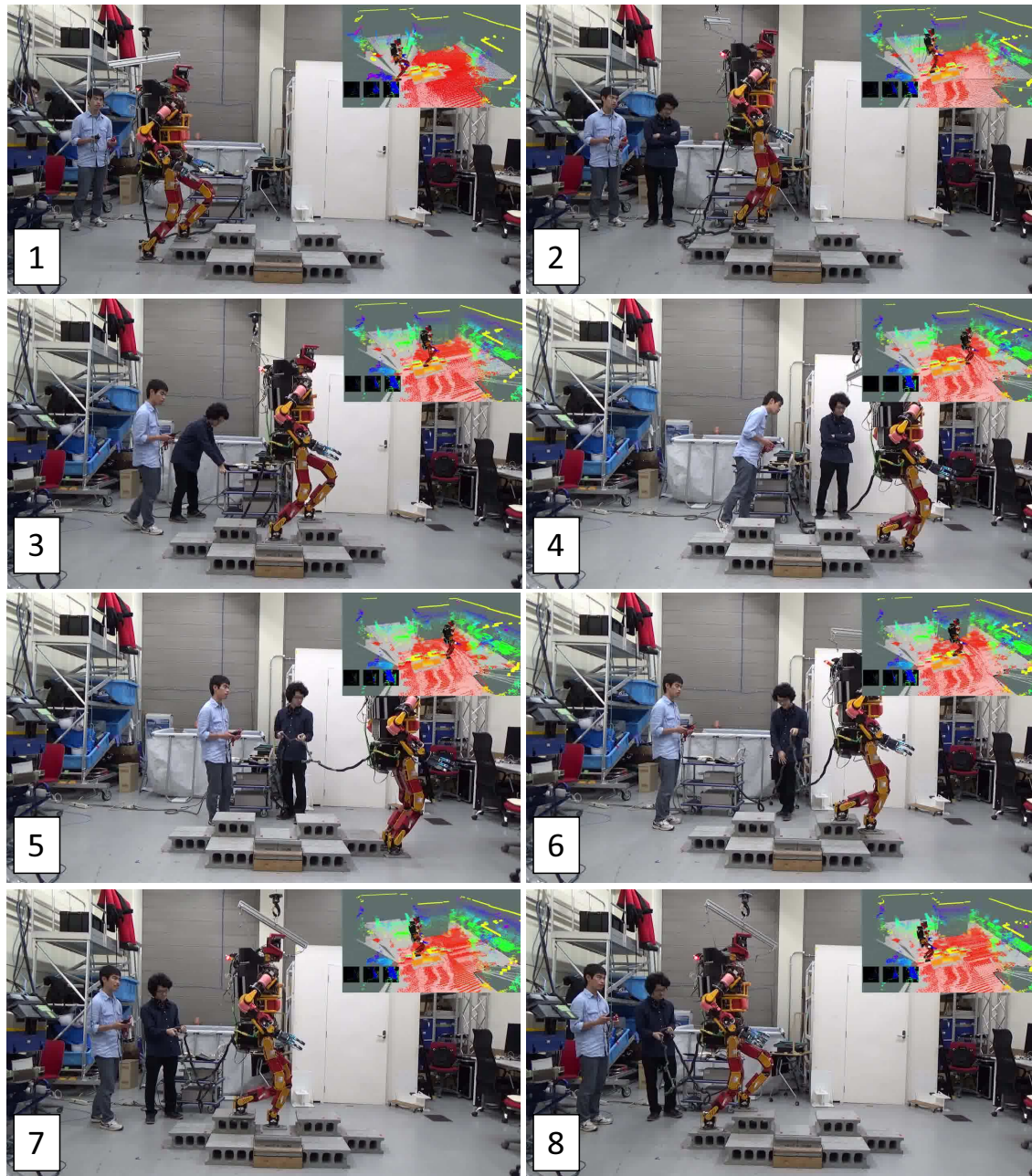


Fig 6.4: JAXON goes and returns the terrain

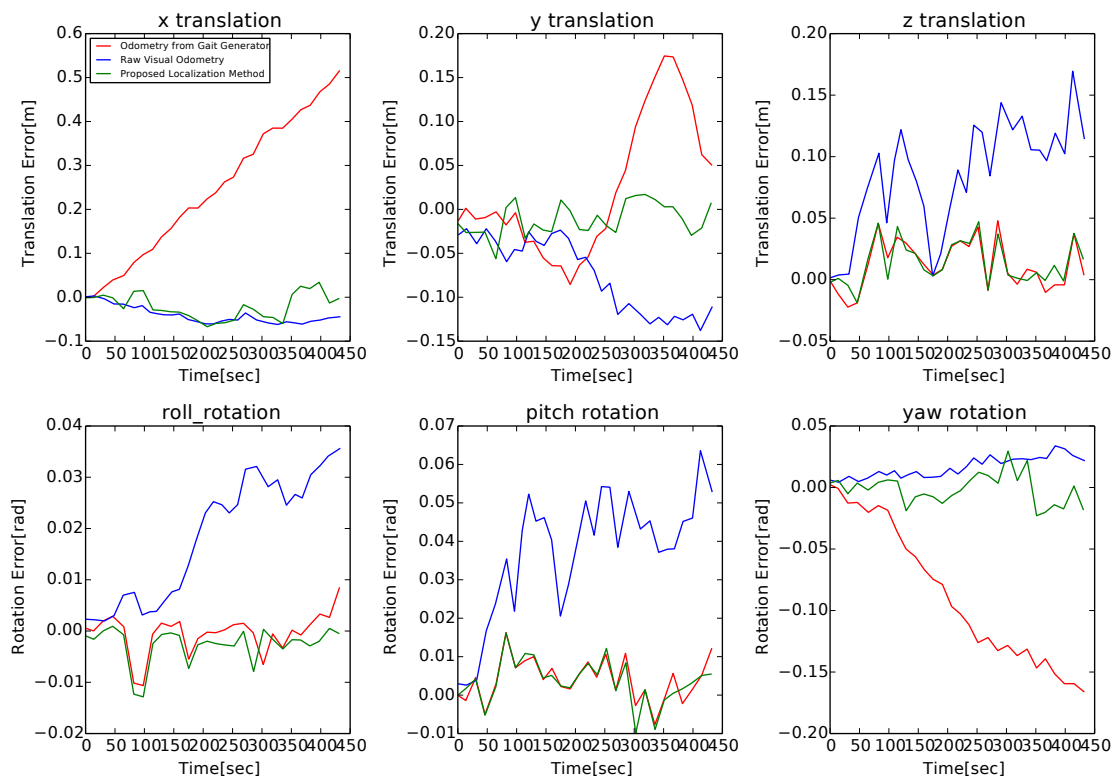


Fig 6.5: Evaluation of localization accuracy in JAXON going and returning the terrain

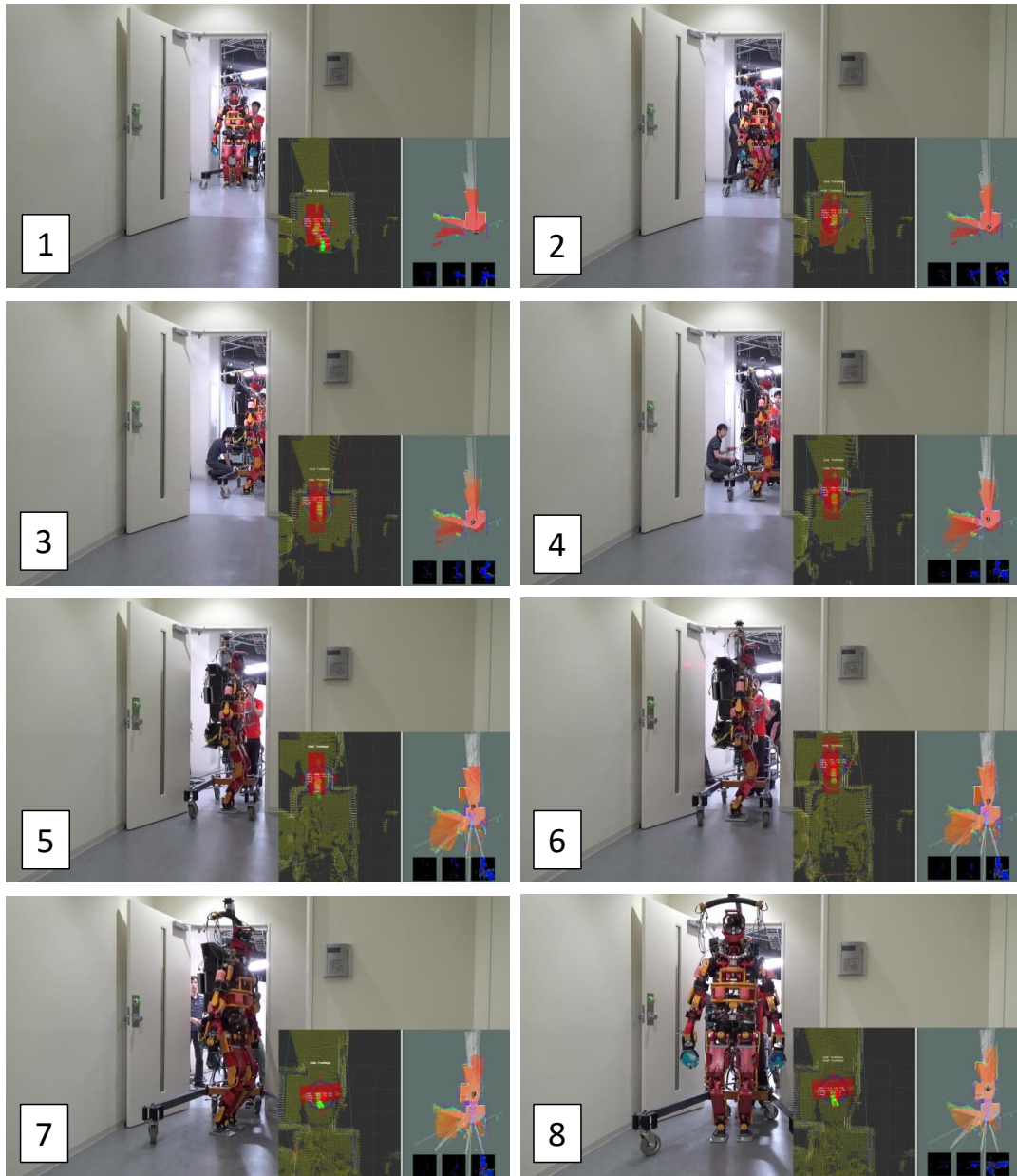


Fig 6.6: JAXON passes through door planning footsteps based on environment point cloud

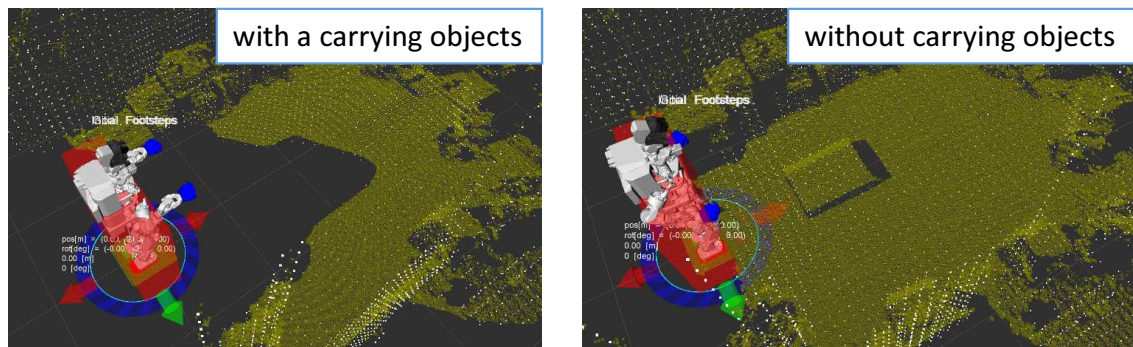


Fig 6.7: Obtained environment pointcloud with and without carrying a object.

6.2.5 物体運搬行動時における積算周囲環境点群を用いた自律歩行計画

未知環境においてヒューマノイドロボットが自律歩行計画によって歩行する場合、足元の地面を外界センサにより認識した結果を用いて足配置を計画し、歩行を行う手法が一般的である [48]. しかし様々なタスクを継続的に行うことが求められるヒューマノイドロボットは必ずしも常に足元の地面をセンサにより認識できるとは限らない. 例えば物体操作行動において移動中認識操作モデルを行う上では、地面を見るのではなく対象物を注視することが求められる. 歩行計画に必要な路面状態を認識するためのセンサを別途ロボットに搭載する手法も提案されている [49] が、物体運搬作業においては運搬する対象物体により足元の地面が隠れてしまい、レーザセンサやステレオカメラから計測できなくなることがある.

例としてロボットが $450[\text{mm}] \times 320[\text{mm}] \times 350[\text{mm}]$ の箱を持った場合と持たない場合のレーザセンサから得られる周囲環境点群を比較した結果を Fig.6.7 に示す. なお周囲環境点群は静的環境のみを考慮するために既知のロボットのモデルについて BoundingBox を計算し、BoundingBox 内の点群を除く処理を行っている. Fig.6.7 から、箱を持った場合は持たない場合と比べて把持している箱により広範囲の足元の周囲環境点群が獲得できない状態になっていることが分かる. このような条件下においては過去に積算した周囲環境点群と現在の自己位置推定結果を用いて歩行計画を行わなければならない.

このような視界の限定されたタスクにおける積算状態推定の有効性を検証する実

験として、ロボットが450[mm]×320[mm]×350[mm]の箱を把持しながら提案手法による過去に積算した周囲環境点群と現在の自己位置推定結果を用いて自律歩行計画により不整地を踏破する実験を行った。JAXONは最初に提案手法を用いて周囲環境点群を生成し、その後物体を把持した上で生成した周囲環境点群を用いて不整地歩行計画を行う。その後自己位置推定結果を用いた歩行修正を行いながら不整地を踏破する。把持対象の物体の検出はチェッカーボードによる認識結果を用いて行っている。結果をFig.6.8に示す。1, 2において運搬対象の物体に近づく間に周囲環境点群を積算し、路面状況を記憶している。これにより3, 4において運搬物体を把持し、足元の視界が運搬物体によって遮蔽された条件下に置いても5に示したように記憶した積算周囲環境点群を用いることで歩行計画が可能となっている。更に6に示すように積算周囲環境点群を用いて計画した歩行軌道を自己位置推定に基づく歩行修正を用いて実行することで段差を踏破し、7, 8に示すように物体の運搬が完遂できている。以上の実験から、事前に積算した周囲環境点群を用いることでセンサの視野が制限された物体運搬時においても歩行計画が可能となり、移動誤差を自己位置推定に基づき補正することで過去の情報に基づく歩行計画を移動誤差を補正しながら適応的に実行できていることが分かる。

6.2.6 車の自律運転

ここでは提案する適応行動システムが歩行以外の移動方法についても適用可能であることを示すため、車の自律運転を例に論じる。自律運転システムの概要をFig.6.9に示す。なお自律運転システムにおける自己位置推定は4.7.2項に示したシステムを用いる。

並進速度の制御量の計算

並進速度はペダルの踏み込み量により制御される。プランナから得られる目標速度 v^d 及び自己位置推定から得られる推定速度 v からペダルの目標踏み込み量 p^d を求める。制御対象 P に対して速度制御を行う上では、定常偏差を低減するためFig.6.10に示すようなI制御を用いる。I制御のゲインを k_i 、速度とペダルの踏み込み量の関係を比例関係 $v = k_c p$ と仮定すれば、時刻 t における目標ペダル踏み込み量 $p^d(t)$ はEq. 6.2と

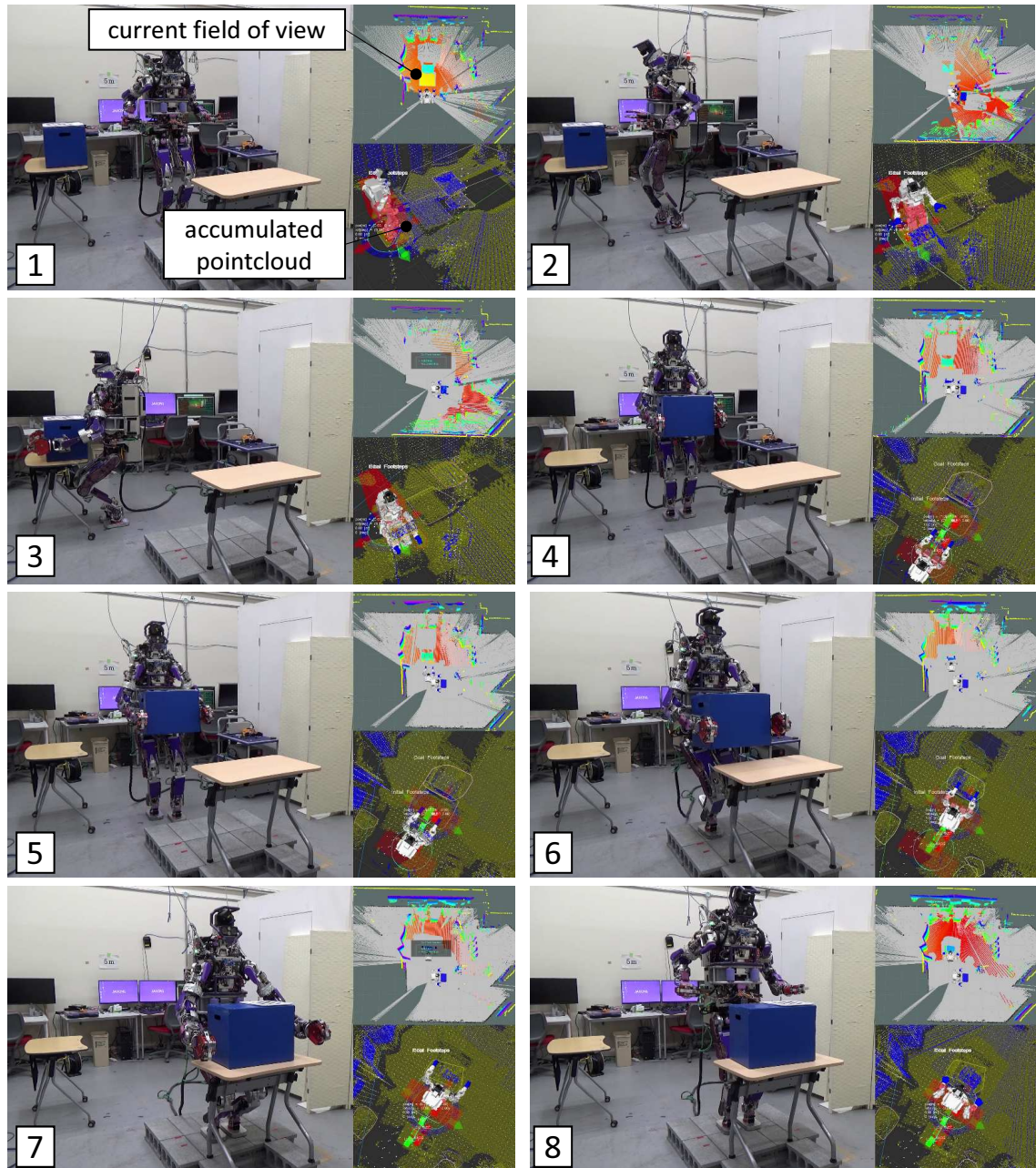


Fig 6.8: JAXON walk through terrain while carrying a object by footstep planning and localization system

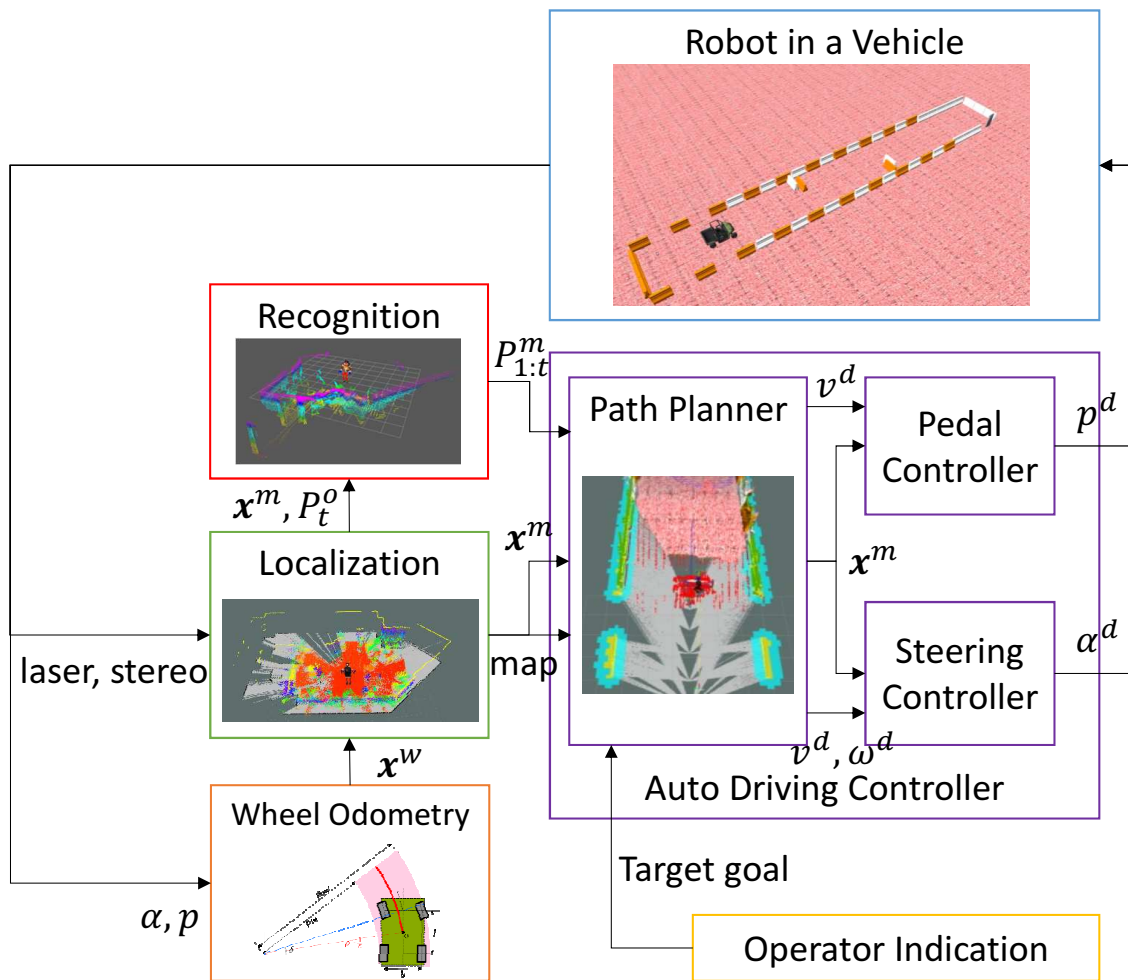


Fig 6.9: System overview for autonomous driving

なる。

$$p^d(t) = \frac{k_i}{k_c} \int_0^t (v^d(u) - v(u)) du \quad (6.2)$$

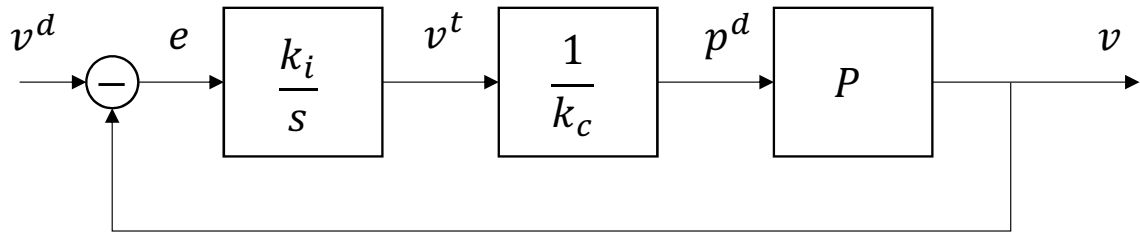


Fig 6.10: Velocity controller for autonomous driving

回転角速度の制御量の計算

回転角速度は車の速度と操舵角により制御される。プランナから得られる目標角速度 ω^d 及び自己位置推定から得られる推定速度 v と推定角速度 ω から目標操舵角 α^d を求める。制御対象 P に対してハンドルを制御するためには即応性と外乱耐性が求められることから、Fig.6.11 に示すような二自由度制御を用いる。フィードフォワードゲインを k_f 、フィードバックゲインを k_b とすれば、二自由度制御系における実際の目標角速度 ω^t は Eq. 6.3 とおける。

$$\omega^t(t) = k_f \omega^d(t) + k_b (\omega^d(t) - \omega(t)) \quad (6.3)$$

操舵角と角速度の関係は Eq. 4.34 であることから、実際の目標角速度 ω^t を達成するための目標操舵角 α^d は Eq. 6.4 として得られる。

$$\alpha^d(t) = K_\alpha \sin^{-1} \left(\frac{\omega^t(t) l}{v(t)} \right) \quad (6.4)$$

自律運転評価実験

これまでに述べた自律運転のための適応行動システムを用いてシミュレーション上で自動車の自律運転実験を行った。なおシミュレーション環境としては Virtual Robotics Challenge[102] において用いられたソフトウェア群を利用している。自動車

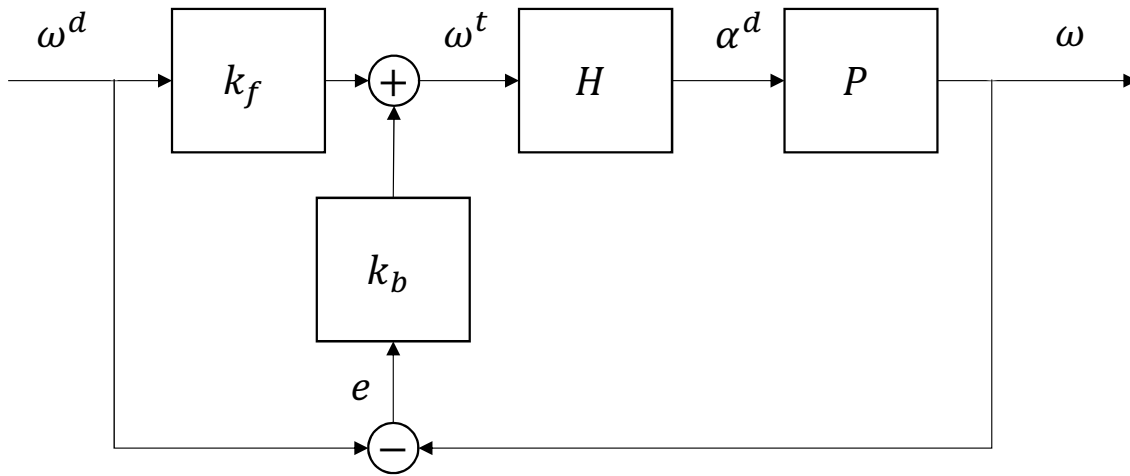


Fig 6.11: Angular velocity controller for autonomous driving

はシミュレーションのAPIを通してハンドル・ペダル操作がなされており、自動車に搭載されたロボットのセンサが認識処理に用いられている。自律運転のためのコースはDAPPA Robotics Challengeにおいて用いられたものであり、全長40[m]である。オペレータは車の目標位置姿勢を遠隔指示し、提案する適応行動システムを用いてシミュレーション上で自律運転により与えられた目標位置姿勢に向かう。実験の様子をFig.6.12に示す。提案する提案する適応行動システムによって40[m]の自律運転が達成されている。

6.3 移動中認識実行モデルにおける動作補正

これまでに論じてきた積算状態推定を用いることにより移動・タスク実行中の認識動作計画の精度が向上し、移動中認識実行モデルによるタスク実現が可能になったことを実世界でのヒューマノイドロボットによるタスク実行実験により実証するとともに、継続性の向上が実現されていることを評価する。

6.3.1 積算状態推定に基づく周囲環境点群を用いた認識精度の向上

移動中認識実行モデルを実現する上での課題となっていた移動中の継続的認識の精度が提案する積算状態推定に基づいて生成された周囲環境点群を用いることで向

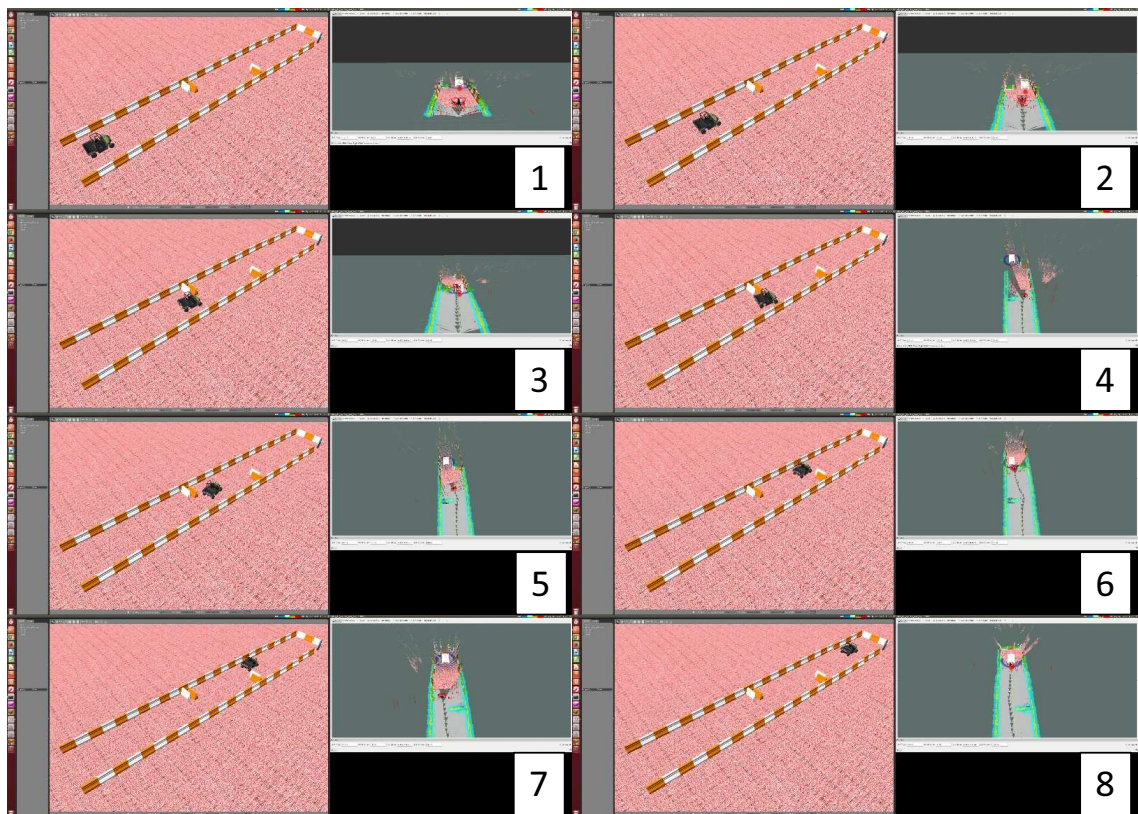


Fig 6.12: Autonomous driving experiment with proposed system in gazebo simulation with atlas[102]

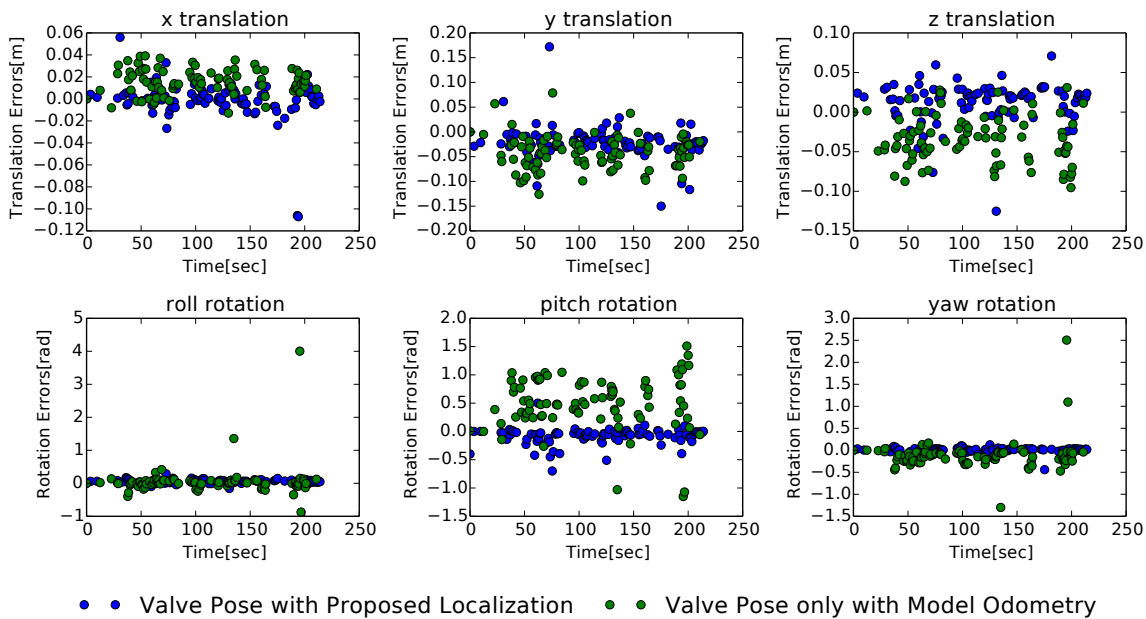


Fig 6.13: Evaluation of valve detection errors with environment pointcloud which is accumulated while walking

上することを確認するため、移動中のバルブ認識精度評価実験を行った。この評価実験ではヒューマノイドロボット HRP2-JSKNT を用い、小原らによるバルブ検出手法 [103] に従って静止時に認識したバルブの位置姿勢に対する歩行時に認識したバルブの位置姿勢誤差を、提案する自己位置推定を基準とした周囲環境点群を用いた場合と歩行軌道生成器の目標位置姿勢を基準とした周囲環境点群を用いた場合で比較した。これらのバルブ認識結果はステレオカメラを用いたチェッカーボード検出によって得られた絶対座標系相対で表現されている。結果を Fig.6.13 に示す。また、得られた誤差の平均と標準偏差を Table. 6.1 に示す。Fig.6.13 内で青い点で示された提案する自己位置推定を基準とした周囲環境点群を用いたバルブ検出結果は緑の点で示された歩行軌道生成器の目標位置姿勢を基準とした周囲環境点群を用いたバルブ検出結果に比べて歩行時の認識誤差が小さいことが分かる。

Table 6.1: Velocity error model parameters for JAXON

Direction	Variable	Proposed Localization	Gait Generator
x translation	μ	-0.0011[m]	0.016[m]
	σ	0.019[m]	0.011[m]
y translation	μ	-0.022[m]	-0.042[m]
	σ	0.034[m]	0.034[m]
z translation	μ	0.012[m]	-0.034[m]
	σ	0.026[m]	0.029[m]
roll rotation	μ	0.058[rad]	0.053[rad]
	σ	0.055[rad]	0.47[rad]
pitch rotation	μ	-0.073[rad]	0.50[rad]
	σ	0.17[rad]	0.46[rad]
yaw rotation	μ	0.0068[rad]	-0.12[rad]
	σ	0.060[rad]	0.36[rad]

6.3.2 移動中認識実行モデルと歩行修正を用いたバルブ操作実験成功率の評価

JAXON 実機におけるバルブ操作行動において、提案する自己位置推定手法とバルブ操作のための遠隔操作システム [103] を統合し、チェッカーボードから求めた ground truth と比較することで提案手法の有用性を評価する実験を行った。今回のバルブ操作タスクにおいては作業空間として平面を仮定し、かつ目標位置姿勢に到達できればタスクを達成できることから、歩行中に提案手法により得られた推定位置変位を用いて目標位置姿勢を修正することにより自己位置推定結果をフィードバックしている。またバルブの認識と動作計画は歩行前に行うものとした。

結果を Fig.6.14 に示す。提案する自己位置推定及びフィードバック歩行制御により x, y 方向位置誤差が 3.0[cm] 以内, yaw 軸周り姿勢誤差が 1.0[deg] 以内に収まっていることがわかる。JAXON のハンドの寸法を考慮するとこの誤差はタスク実行時にバルブを操作するために必要な精度を十分満たしており、実際に JAXON はバルブ操作に成功している。一方歩行器によるフィードフォワードな推定結果は x 方向に-25[cm], y 方向に-4.0[cm], yaw 軸周りに 5.0[deg] ずれており、この誤差は Fig.6.14 右下図のようにバルブ操作において大きな影響を与えることが予想される。

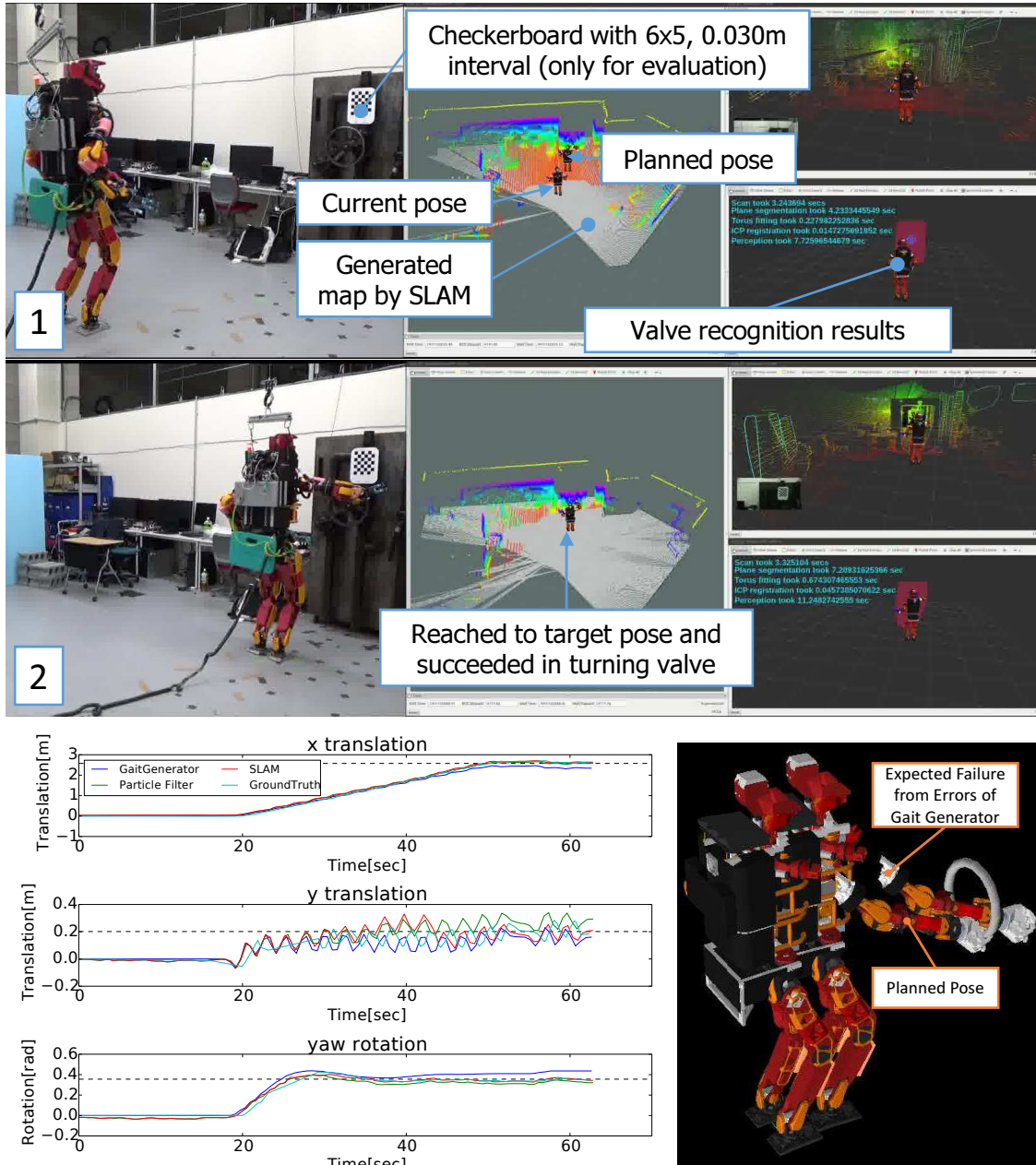


Fig 6.14: JAXON turns valve with proposed localization and feedback velocity control. Upper: Captures of real JAXON and its user interface in turning valve. Lower Left: Translation of x and y axis and rotation around z in the experiment. Black dotted lines show the target pose. Lower Right: Estimated pose resulting from the gait generator odometry is used[63].

更に同様の実験を提案手法を用いた条件下と用いない条件下に置いてそれぞれ10回ずつ反復し、その成功率を比較した。結果を Fig.6.15 に示す。提案手法を用いた場合では JAXON は10回の試行のうち9回の試行においてバルブ操作タスクに成功したが、提案手法を用いない場合では10回の試行全てでバルブ操作に失敗した。なお提案手法を用いた場合での1回の失敗はビジュアルオドメトリによる位置姿勢の推定が失敗したことが原因であった。

6.3.3 段差歩行・バルブ操作タスクにおける移動中動作実行モデルの実現

4.6節に示した歩行修正とタスク実行の統合実験例としてヒューマノイドロボットによる段差歩行とバルブ操作の連続行動実験を行った。実験の結果を Fig.6.16 に示す。ロボットは事前に計画された段差歩行軌道を4.6節に示した歩行修正を用いて踏破し、連続してバルブ操作タスクを行う。操作対象であるバルブの認識と操作のための動作計画を段差踏破中に環境点群を用いて並列して行うことでタスクの連続実行が可能となっている。Fig.6.16の左側に実験の様子が示されており、右側に上から順に物体認識のための環境点群、物体認識結果及び第4章に示した自己位置推定と地図生成の結果が示されている。実験から高さ方向に位置姿勢が変化する段差歩行中においても環境点群を用いて安定して操作対象物体の認識と動作計画が可能になったことで段差踏破後に停止することなくバルブ操作を達成することが出来ており、タスクの連続実行が実現されたことが確認できる。

6.3.4 ドア開け・バルブ操作タスクによる移動中動作実行モデル時の継続性評価

複数のタスクと移動を伴う統合実験例として、ヒューマノイドロボットによるドア開けとバルブ操作の連続行動実験を行った。遠隔指示者はドア開け・バルブ操作及び次のタスクへの移動といった定性的情報のみをロボットに指示し、ロボットは指示に応じて操作対象であるドアノブ・バルブの認識・動作計画・移動・タスク遂行を自律的に行う。歩行中においても並列して操作対象物の認識が行われており、ロボットは認識結果に応じて動作計画・目標位置姿勢を自律的に修正しながらタスクを遂行

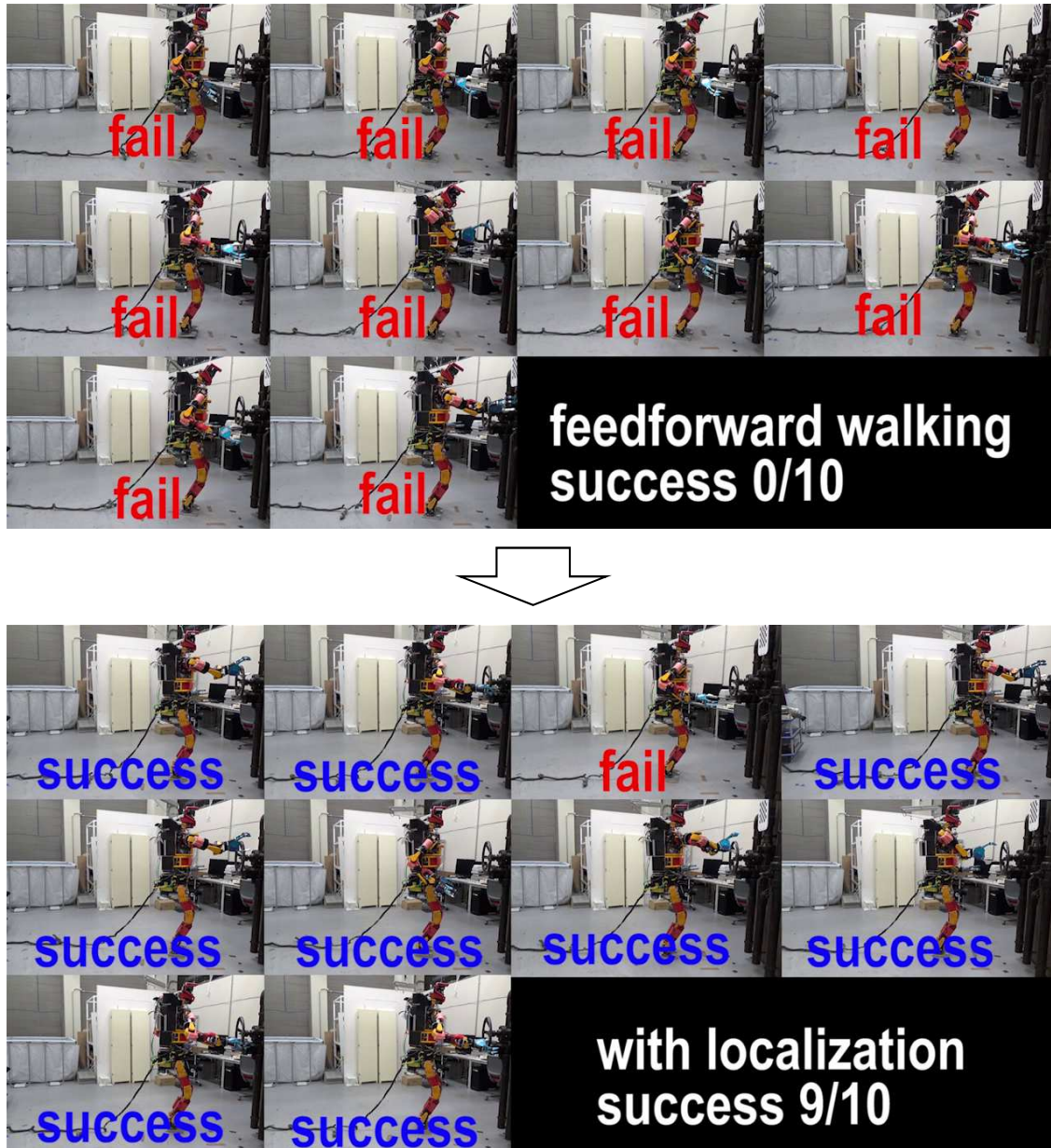


Fig 6.15: Success rate evaluation by JAXON with and without localization and feedback walking

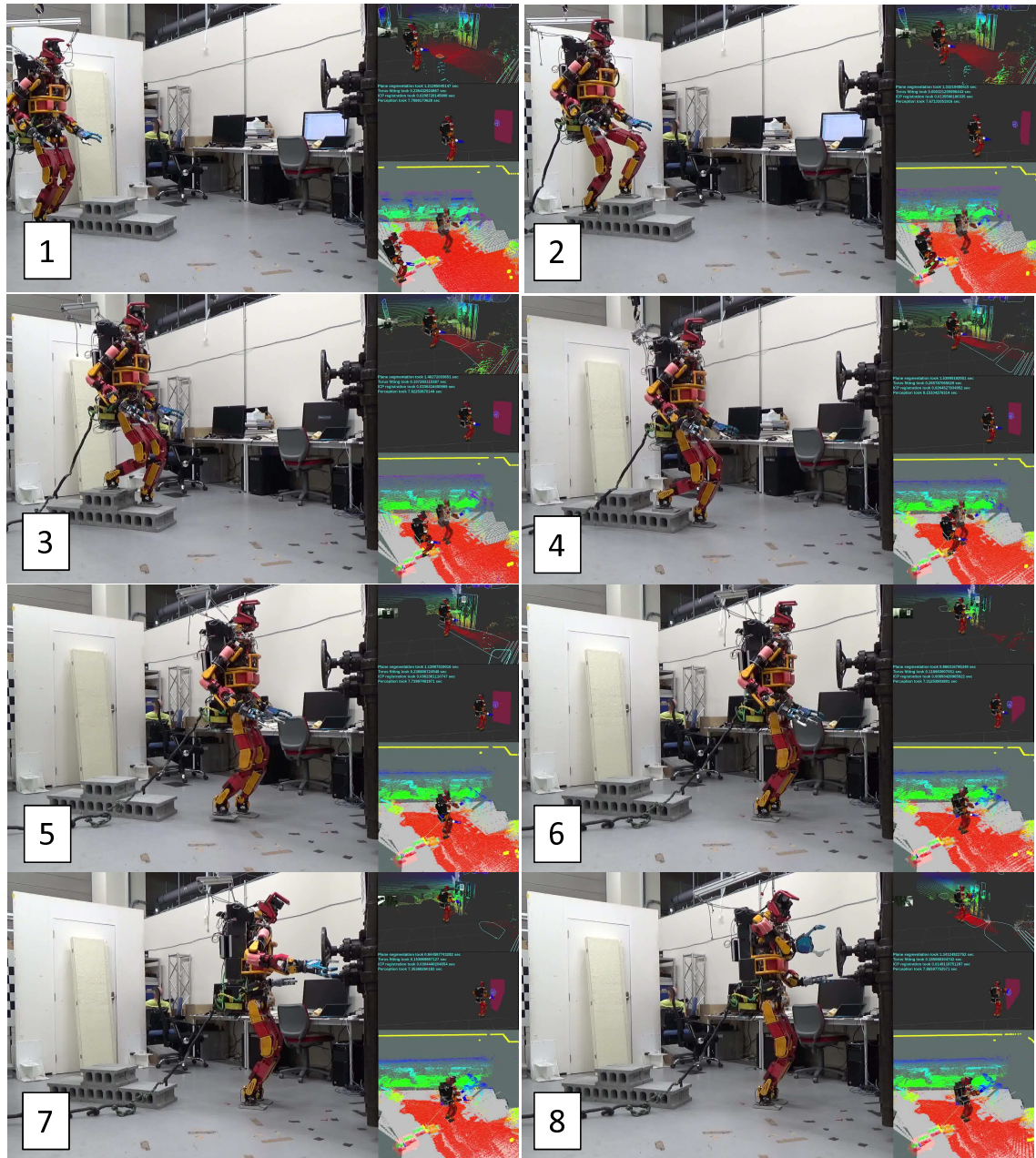


Fig 6.16: JAXON passes through terrain and turns valve while executing recognition and planning process for valve task

する. 実験の結果を Fig.6.17 に示す. Fig.6.17 の左側に実験の様子が, 右側にはそれぞれ上から捜査対象物の認識と動作計画の結果, 4.6 節に示した歩行計画の結果及び第4章に示した自己位置推定と地図生成の結果が示されている. 実験から, 提案する周囲環境地図を用いることで移動中の認識・動作計画の信頼性が向上し, 植田 [23] が示した移動中認識実行モデルが実現されていることが確認できる. また, Fig.6.18 に提案手法を用いたドア開け・バルブ操作タスクにおけるマニピュレーション, 歩行及び停止時間を示す. 移動中認識実行モデルによりタスク中の停止時間が約3分の1まで削減されていること分かる.

6.3.5 スケート・ドア開けタスクによる移動形態遷移時の継続性評価

異なる移動形態間における認識・自己状態推定を連続して行うことができることを示す実験例としてヒューマノイドロボットによるスケート・ドア開け動作の連続実験を行った. ヒューマノイドロボットはスケート動作時から移動中認識実行モデルによるドアノブの認識を行っており, スケートから降りた後に連続してドア開けタスクを行う. スケート動作は高杉らによる手法 [36], ドア開け動作は小原らによる手法 [103] を用いている.

実験の様子を Fig.6.19, 実験時に推定された自己位置推定結果を Fig.6.20 に示す. Fig.6.20 に示すように, 認識・自己状態推定処理が異なる移動形態間の遷移時にも中断することなく実行され, その結果としてスケート動作から連続して歩行・ドア開け動作が出来ていることが確認できる.

6.4 移動補正と動作補正を用いた継続的複数タスク実現

6.2 節で論じた移動補正および 6.3 節において論じた動作補正を統合し, ヒューマノイドロボットによる継続的な複数タスクの実現が行われることを実証する統合実験を行った. 実験の様子を Fig.6.21 に示す. ロボットは 1, 2 で移動中認識動作モデルによるドア開け動作を行うと同時に段差をはじめとした周囲環境を記憶している. その後 3, 4 で運搬対象の物体を把持し, 記憶した積算周囲環境地図と自己位置推定結果を用いて視野が遮蔽された条件下における歩行計画を行うことで 5, 6. 7. 8 で段差

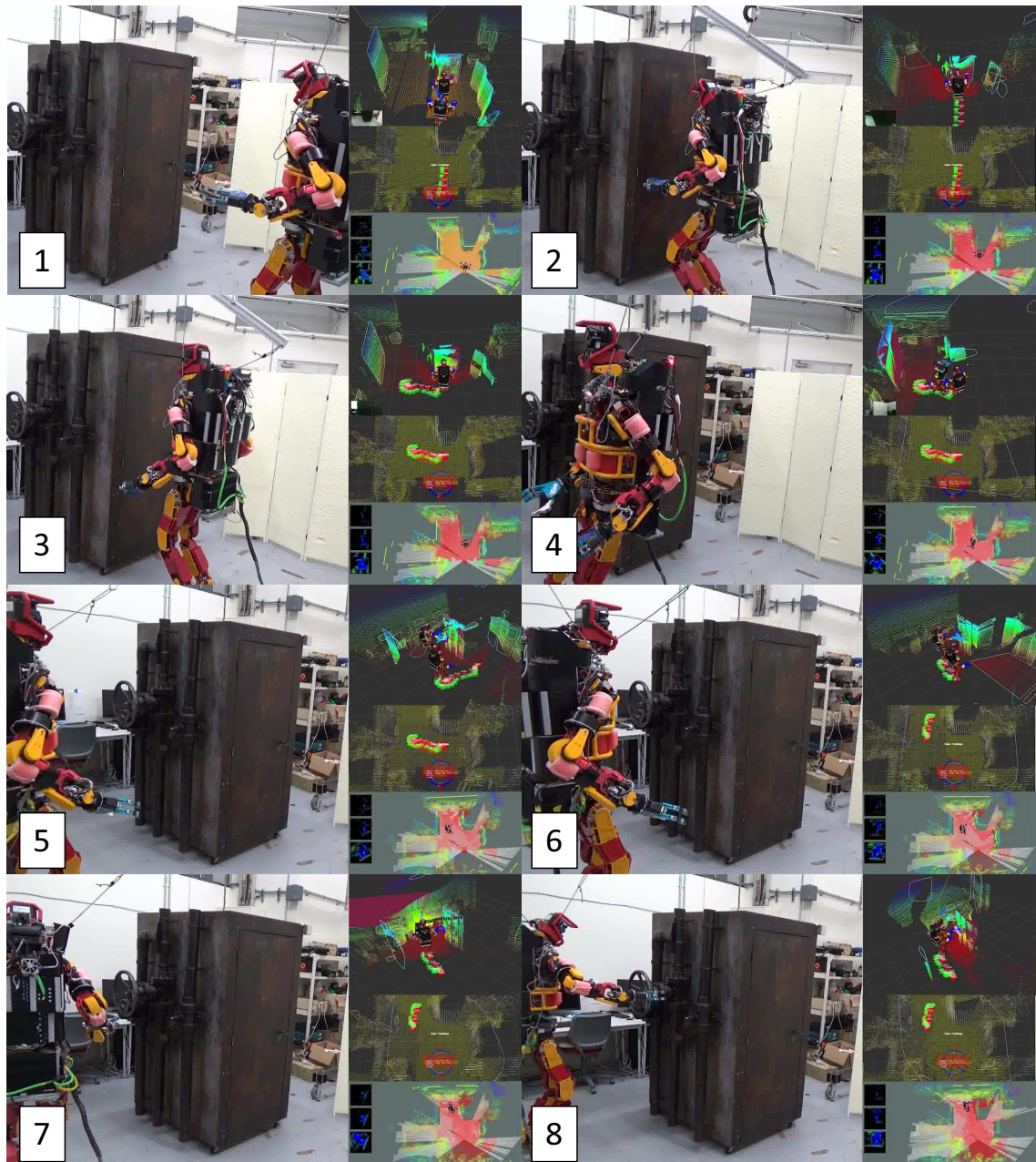


Fig 6.17: JAXON opens door and turns valve sequentially with autonomous footstep planning

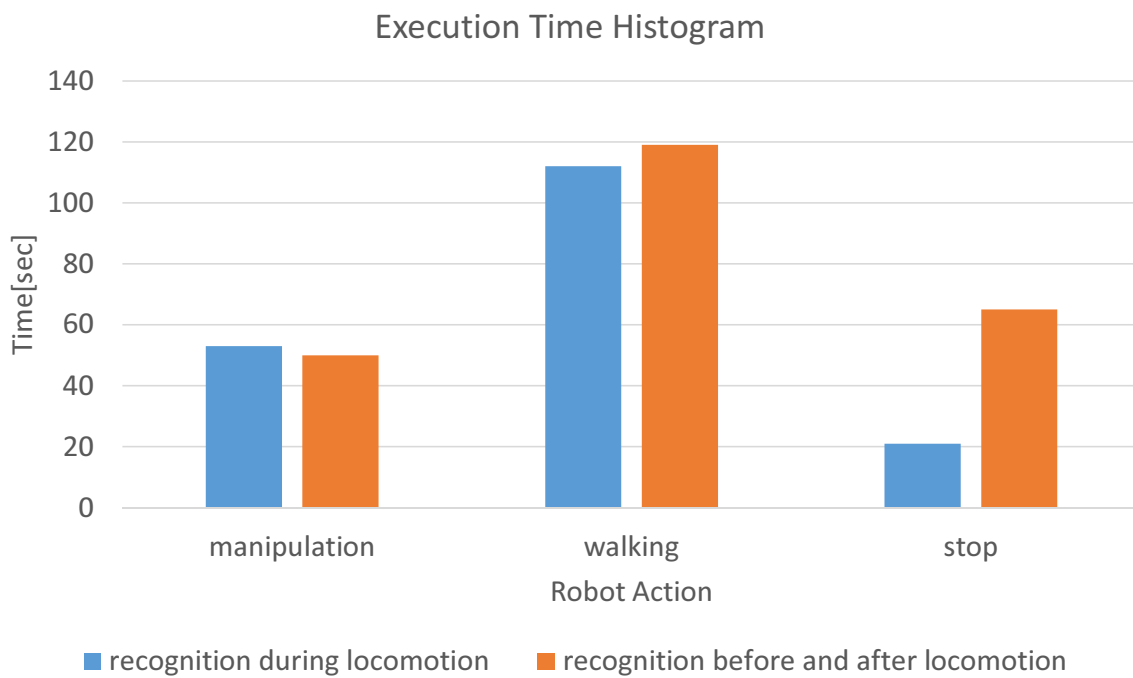


Fig 6.18: Execution time in sequential opening door and turning valve task with proposed method

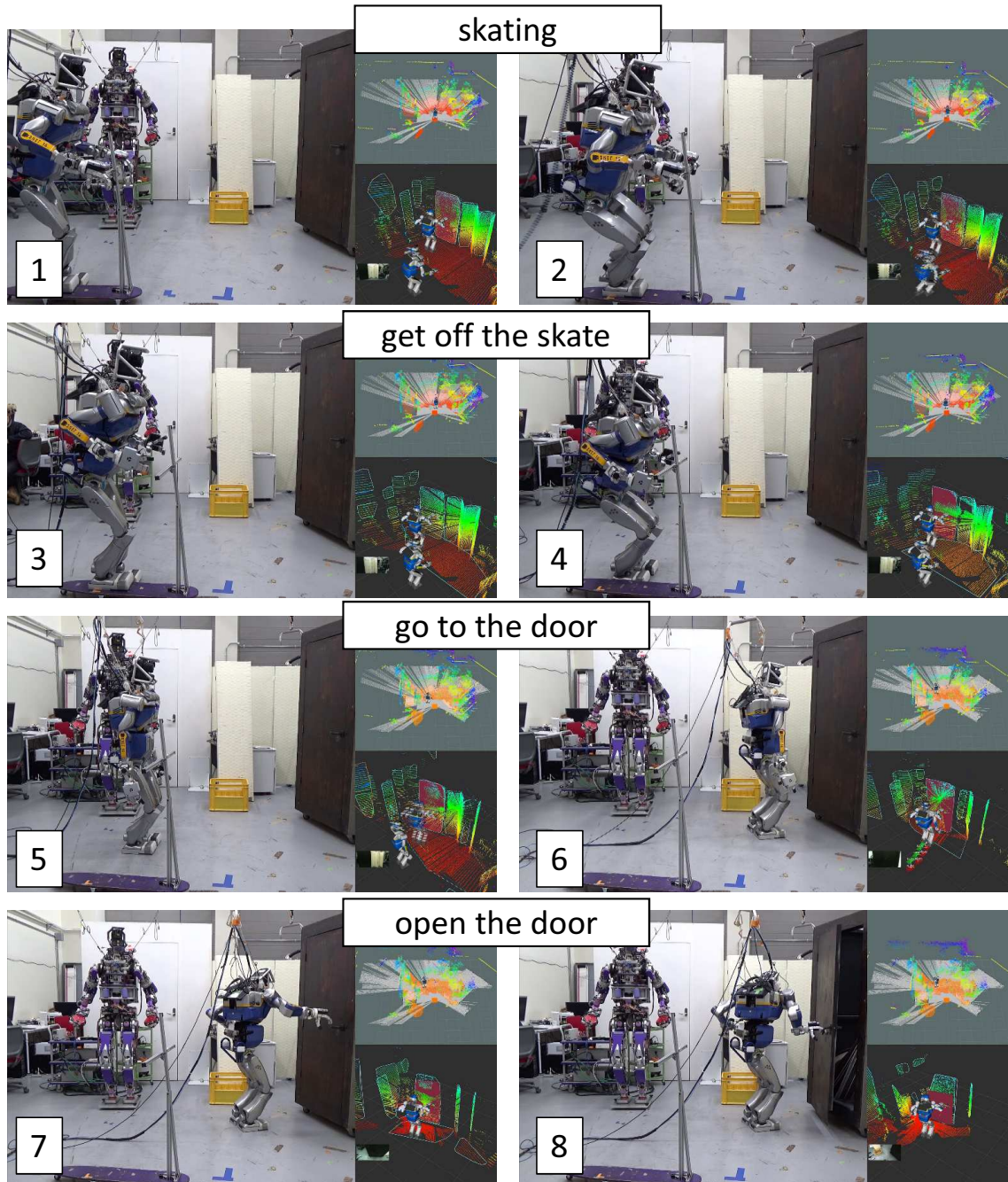


Fig 6.19: HRP2-JSKNT executes skating and opening door task sequentially

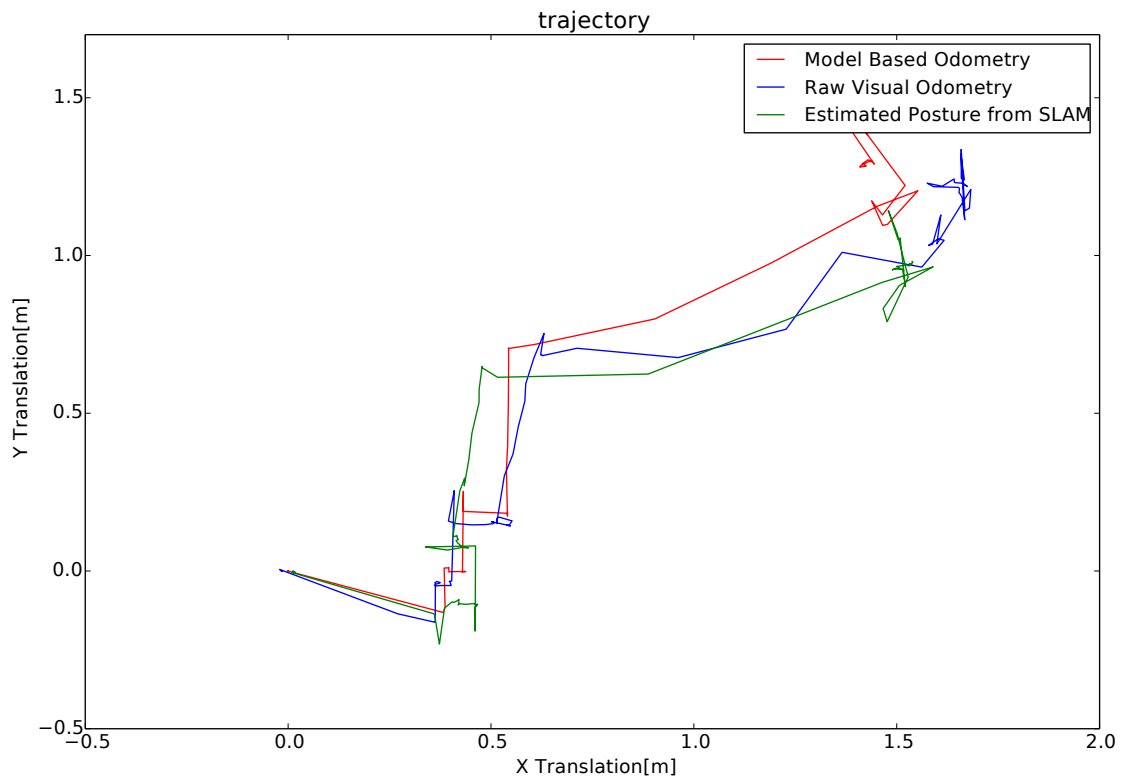


Fig 6.20: Estimated trajectory in skating and opening door task

を踏破する。さらに9.10で運搬物体を置いた後、そのまま移動中認識動作モデルによりバルブ操作を連続して行うことが出来ている。以上この実験から、本章で提案する積算状態推定に基づく移動補正と動作補正を行うことでヒューマノイドロボットが複数の異なるタスクを継続的に達成できることが実証されたと言える。

6.5 おわりに

本章では、第4章で示した自己位置推定手法に基づく移動中認識実行モデル実現のための周囲環境点群生成手法とそれを用いた適応的動作制御法について述べた。複数のタスクに関する認識・計画・動作を周囲環境点群に基づいて統合することにより、タスク間の遷移時における停止時間を削減しヒューマノイドロボットによる継続的なタスク実行が可能になった。また提案するシステムは歩行やマニピュレーションのみならず自動車運転などの異なる移動モデルを伴うシステムにおいても適用可能であり、ヒューマノイドロボットを用いた実験を通してその有効性が実証された。

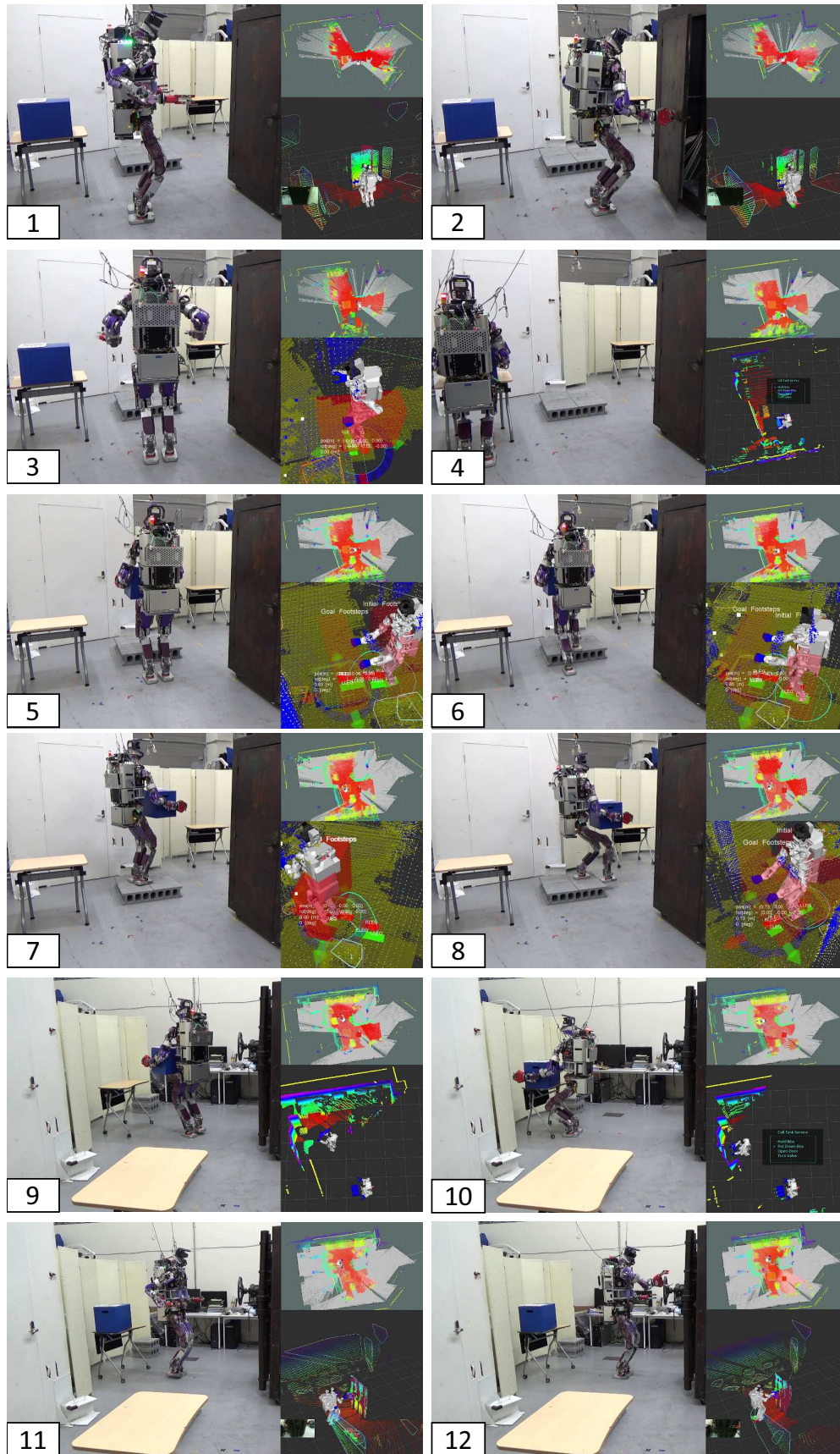


Fig 6.21: Continuous multitask experiment with accumulated state estimation by JAXON

第7章

結論

7.1 本研究の総括

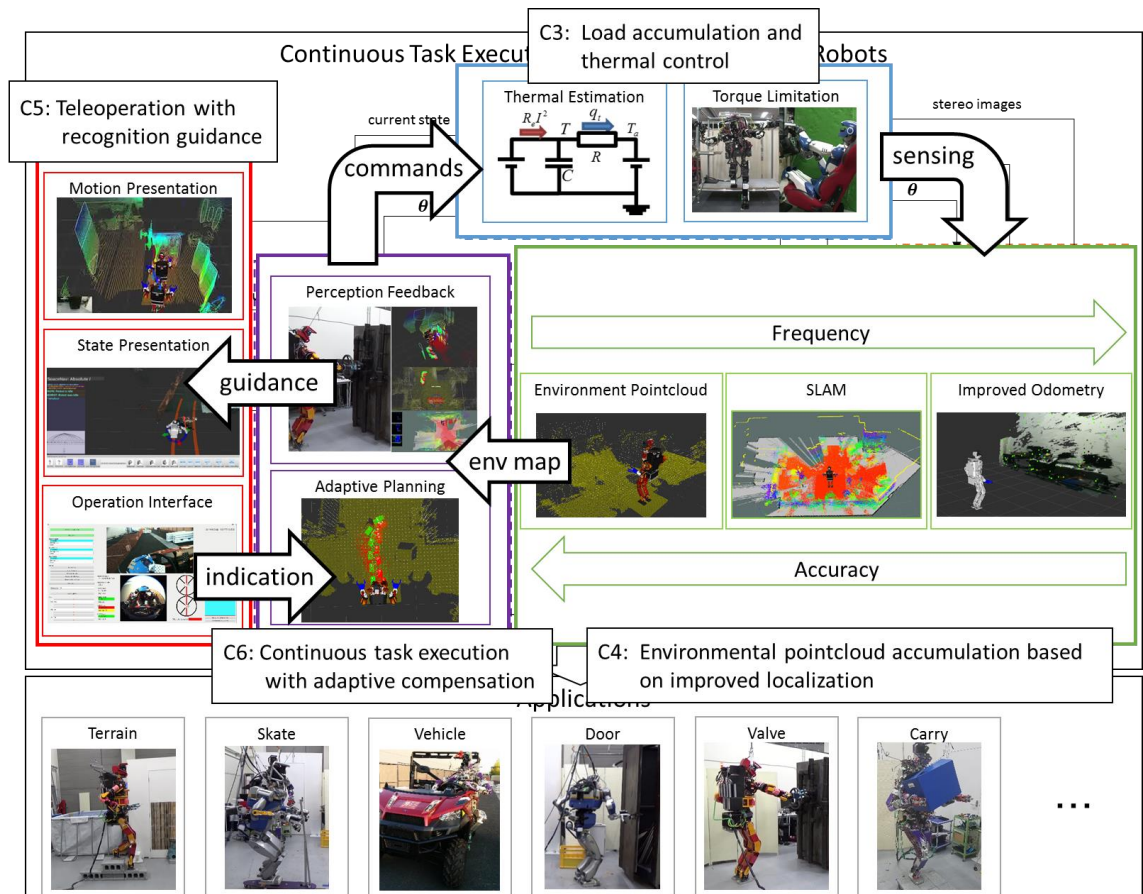


Fig 7.1: Summary of proposed continuous task execution system and its contents

本研究は、ヒューマノイドロボットが災害対応行動をはじめとした未知環境における長時間の継続的タスク実行を安定して行うための基盤となるロボットシステムの構成法に関する研究をまとめたものである。Fig.7.1 に本論文で提案した継続的タスク実行システムとその構成要素の概略を示し、本論文の内容を総括する。

第1章「序論」では研究背景として近年のヒューマノイドロボット研究を俯瞰し、本研究が目指す継続的複数タスク実行可能なヒューマノイドロボットシステムの立ち位置と重要性について述べた。

第2章「積算状態推定に基づく継続的タスク実現可能なロボットシステム」ではヒューマノイドロボットの継続的タスク実行に必要な要素を処理の継続性、タスクの

継続性及び時間の継続性として整理し、災害対応ロボット競技会を題材として実用されているヒューマノイドロボットシステムにおける継続性実現のための問題点について議論した。更にその議論を踏まえ、本研究が提案するロボットシステムにおいて重要な要素である積算状態推定に関してそれらの関連研究を挙げ、それらに対する本研究の位置づけを明らかにした。

第3章「関節トルク積算による温度推定を用いた関節負荷制限制御法」ではヒューマノイドロボットが長時間高負荷なタスクを実行するための関節負荷軽減制御法について述べた。ヒューマノイドロボットが高負荷タスクを行う上で事前に計画することが困難な外乱や内力に対する適応行動を行うために、負荷指標としてロボットの関節温度に着目した。関節の熱モデルから関節温度を推定し、関節温度がハードウェアによって決まる上限温度を超えないための関節出力上限をオンラインで決定する手法を提案した。更に関節トルク制御器を用いて上限トルクを超えないような負荷軽減制御を行うことで関節の故障なく長時間及び瞬間的高負荷行動が可能となることを示した。

第4章「自己位置推定と周囲環境積算の細粒度相補的統合法」では必要な実行周期に応じて自己位置推定と周囲環境点群積算の処理を細分化し相補的に統合することにより、ヒューマノイドロボットの移動中においてもオンボードの計算機で高速高精度な自己位置推定と密な周囲環境点群生成を実現する手法を提案した。ヒューマノイドロボットの移動時の速度誤差が正規分布でモデル化出来ることに着目し、ロボットモデルに基づく幾何計算、慣性センサ及び視覚情報から得られるビジュアルオドメトリの誤差を見積もるとともにパーティクルフィルタによってそれらの推定結果を統合することで高速な自己位置推定結果を取得する手法を示した。次に得られた推定結果を用いて周囲環境点群を生成し、そこから一定の高さの仮想レーザスキャンを切り出して2次元SLAMを適用することで高精度の自己位置推定結果が得られることを示した。更にこの自己位置推定結果を基準として用いることで、レーザセンサから高精度かつ密な周囲環境点群を積算しそれを用いて周囲環境に応じた移動計画及び動作計画が行えることを示した。

第5章「自己状態を提示する認識補助機能を備えた遠隔指示システム」では災害環境をはじめとした劣悪な通信環境下においても使用可能な認識補助機能を備えたヒューマノイドロボットの遠隔指示システムについて述べた。車の運転操作行動を

例として、ヒューマノイドロボットが周囲環境から自律的に車の運転経路を選択するためのローカルプランナを提案するとともに車の移動経路をオペレータに提示し、操作性を向上させることが可能であることを実証した。更に劣悪な通信環境において使用可能な通信機能を備えた遠隔指示システムを構成し、実環境におけるヒューマノイドロボットの車運転操作タスクを通してその有用性を示した。

第6章「積算状態推定を用いたヒューマノイドの継続的タスク実現」では統合実験を通して未知環境下における積算状態推定を用いた移動経路計画・動作計画手法の補正による継続タスク実行システムの有用性を評価した。提案する手法により移動中・タスク実行中に並列して動作計画が可能となり、複数のタスクを継続して行うことが可能となったことがヒューマノイドロボットによる実環境における評価実験によって実証された。また提案するシステムが異なる移動形態においても適用可能であることを車の自律運転行動を例として示した。

7.2 本研究の成果

本研究の成果は、未知環境においてヒューマノイドロボットが長時間継続して複数のタスクを行う適応行動システムに必要な時間・タスク・処理の継続性を実現するための課題を、関節トルクを積算して得られる関節温度に着目することでモータの焼損を防ぎ長時間高負荷行動に対応可能となった負荷軽減制御手法、ヒューマノイドロボット特有の異なる移動形態に対応可能な速度分布を積算する自己位置推定手法とそれに基づく移動中認識実行モデルに適用可能な周囲環境認識の相補的統合、及びロボットが遠隔指示者に自己の行動計画を提示する認識補助機能により操作性を向上した遠隔指示システムにより解決したことである。本研究の成果の詳細を以下に述べる。

7.2.1 時間の継続性の実現

本研究ではヒューマノイドロボットの遠隔指示系に対して劣悪な通信環境においても使用可能な通信システムとロボットの自律動作計画結果を提示する認識補助機能を備える手法を提案した。これによりオペレータがロボットの動作を予見可能に

なり、操作性が向上したことで誤った遠隔指示によるタスクの失敗事例が減少した。この手法は昨年行われた災害対応のためのロボット競技会においても全5回の車運転操作タスクを全て達成することができたことで有効性が実証されている。

更に長時間の継続的タスク実行において大きな課題となっていた高負荷行動による関節の故障を防ぐため、負荷指標として関節モータの温度に着目しモータの熱モデルから関節温度を推定するとともに、モータの上限温度を超えないための上限トルクを求める手法を新たに提案した。また関節出力を上限トルクで抑えるための関節トルク制御系を設計し、長時間の継続負荷が発生する静的な条件および瞬間的高負荷が発生するような動的な条件の療法で適用可能な負荷制限制御を提案した。これによりヒューマノイドロボットが事前に計画した動作のみでは最大で400[Nm]以上のトルクが発生しモータ温度が140[°C]を超えるようなタスクにおいても関節不可を200[Nm]程度に抑制し、関節温度上限100[°C]を超えずにタスクを達成することが可能となった。

7.2.2 タスクの継続性の実現

本研究ではヒューマノイドロボットの移動誤差モデルとして速度の誤差を正規分布と仮定することで、解析的に歩行器及びビジュアルオドメトリの誤差分布を計算することが可能となり計算コストが低減された。更に速度による誤差モデルに着目したセンサ情報の統合手法を用いることにより、歩行のみならず自動車運転やスケート動作と言ったヒューマノイドロボットの異なる移動形態に対応可能な自己位置推定システムの構成法が明らかになり、異なるタスク間において周囲環境の認識処理や状態推定の連続性を保ちながら動作を継続していくためのシステム基盤が確立された。

更に高速高精度な自己位置推定手法に基づきレーザ点群を積算した周囲環境点群を用いてドア開け、バルブ操作、不整地歩行、障害物回避歩行といった複数のタスクに関する認識・計画・動作を統合することにより、異なるタスクの遷移時における停止時間を削減し連続して異なるタスクを実行することが可能となったことを実験的に示した。

7.2.3 処理の継続性の実現

本研究では、移動中の周囲環境認識のための基盤として、高速高精度な自己位置推定手法を提案した。速度誤差モデルに基づいてパーティクルフィルタを用いることで幾何モデル、慣性センサ及びビジュアルオドメトリを統合し40[Hz]の高速な自己位置推定を可能にするとともに、この高速な自己位置推定結果に基づいてレーザスキャンを積算し、得られたレーザ点群から地面に対して一定の高さの点群を切り出し2次元SLAM手法を適用することで並進方向に5.0[cm]及び回転方向に1.0[deg]の精度で自己位置推定を実現した。この精度はレーザ点群を積算し、密な周囲環境点群を精度良く獲得する上で十分であった。これらの積算周囲環境認識手法は移動中の自律歩行計画及び物体操作計画における継続的認識機能の品質を向上させることに寄与し、処理の継続性を実現する上での課題であった移動中認識実行モデルによるタスク実行を可能にした。

更にロボットが自律的に計画した動作をオペレータに提示する遠隔指示自律統合システムを構成することにより、未知環境においてオペレータが適切な判断を下すための情報が不足する場合においてもロボットの自律行動提案をもとに妥当な遠隔指示を与えることが可能なシステムを構成した。これによりオペレータが過度に慎重な操作を強いられることがなくなり、遠隔操作の待ち時間によって処理の継続性が阻害されることを防ぐことが可能となった。

7.3 本研究の結論

本研究は、未知環境においてヒューマノイドロボットが人間の指示を受けながら長時間継続して複数のタスクを実行するためのロボットシステムの構成法を、タスクに応じて変化する状態を積算しタスクに非依存な状態として推定・記憶する積算状態推定の考え方に基づいて時間、タスクおよび処理の継続性に関する課題を解決することにより明らかにした。

災害対応ロボット競技会におけるヒューマノイドロボットの実運用例を踏まえた分析から、未知環境でヒューマノイドロボットが異なるタスクを連続して遂行するシステムに求められる時間、タスクおよび処理の継続性を実現するための課題として、タスク間での状態の再利用性と遠隔操作時における操作性の低さが挙げられていた。

本研究では変化がタスクに依存する状態を積算することで変化がタスクに依存しない状態として推定・記憶する積算状態推定の考え方を基盤とした自律系により認識・動作制御の連続性を確保するとともに、動作計画を提示する認識補助機能によって操作性を向上した遠隔指示系を統合する継続的タスク実行システムの構成法を提案した。

その上でヒューマノイドロボットの継続的タスク実行システムを構成する要素技術として、まず関節トルクを積算して得られる関節温度に着目することでモータの焼損を防ぎ長時間高負荷行動に対応可能となる関節負荷軽減制御手法を提案するとともに、認識補助機能を備えた遠隔操作系によりオペレータの操作性を向上することで時間の継続性を実現した。次に速度分布を積算する自己位置推定により異なる移動形態における認識・タスク実行の継続性を確保し、積算周囲環境点群によって異なるタスク間の遷移におけるロボットの停止時間を削減することでタスクの継続性を実現した。さらに積算状態推定に基づく移動中認識実行モデルにより継続的認識機能の品質を向上し、自律動作計画をオペレータに提示する遠隔指示自律統合システムにより遠隔操作の待ち時間を削減することで処理の継続性を実現した。

以上の成果により、オペレータの指示に基づいて移動しながら認識・動作計画・動作制御を同時に行っていくために必要であった処理の継続性、タスクの継続性及び時間の継続性を実現する継続的タスク実行システムの構成法が明らかになり、車運転、物体操作、不整地歩行など異なる種類のタスクをヒューマノイドロボットが統一的に実行することが可能となった。このことは近年需要が高まっている災害対応行動をはじめとした未知環境において、ヒューマノイドロボットが異なるタスクを継続して実行することを可能にするロボットシステム基盤を実現したという点から、ヒューマノイドロボットの実用性向上に対する貢献になるといえる。

謝辭

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在学中に情報システム工学研究室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。

指導教官の岡田先生には研究方針の相談、論文や発表資料をまとめる上でのアドバイスをして頂いたほか、ロボットシステムを構成のために認識、動作計画をはじめとした上位からリアルタイム制御系をはじめとした下位のソフトウェアまで設計、実装、デバッグと幅広く技術を教えていただきました。

また稲葉雅幸教授、中村仁彦教授、國吉康夫教授、高野渉准教授には本論文をまとめるにあたり非常に有意義なご意見を頂きました。特に稲葉先生には研究室での研究活動について、研究、実験の方針や論文の構成といった本論文の根幹となる部分に関して多くのご指導を頂きました。研究・実験に関する前向きなアイデアを多く提案していただき、将来的に目指すべき方向性を提示して頂きました。

特任講師の垣内先生にはロボットシステムの構成の面で大変お世話になりました。ハードウェア層から制御層、上位の認識行動計画層までソフトウェア構成の全般を手伝っていただくとともに、論文の添削や研究方針のアドバイスをして頂きました。同じく特任講師の野沢先生には歩行制御、力制御といったリアルタイム制御系の構成でお世話になりました。またテーマに対して適切な論文を紹介していただき、研究を進める上で大変参考になりました。特に上記特任講師のお二人には私の理解が足りず長時間の議論に付き合わせてしまうことが多々有りましたが、辛抱強く対応していただきました。誠にありがとうございました。

昨年度博士課程を卒業した植田さんには認識系ソフトウェア開発のいろはを学ばせていただきました。本論文の認識系は植田さんのソフトウェア基盤の上に成り立っており、ソフトウェア開発をする上で大いに参考にさせていただきました。また特任助教の菅井先生、博士課程2年の小島君にはJAXONのハードウェア面でお世話になりました。基盤やセンサ系、モータの故障などに迅速に対応・修理をしていただき大変感謝しております。

博士課程3年の川崎さんには修士の頃から大変お世話になりました。社会人としてお忙しい中故障した部品を作り直して頂くなど、その高い技術力で幾度となく窮地を助けていただきました。

博士課程2年の野田君、修士課程2年の寺澤君にはDARPA Robotics Challengeに

おける車タスクチームでお世話になりました。マネジメント・技術面で未熟な筆者をサポートして頂き、大変助かりました。更に博士課程2年の室岡君, 博士課程1年の古田君, 修士課程2年の小原君, 昨年度修士課程を卒業した黒岩君, 唐沢君, 岩石君をはじめ DARPA Robotics Challenge では研究室の多くの方にお世話になりました。ありがとうございました。

また修士課程1年の田村君, 高杉君, 2年の小椎尾君, 博士課程1年の大坪君, 石黒君, 博士課程2年の木村君をはじめ実験を手伝っていただいた方々, その他研究室で共に過ごした先輩・後輩の皆様を始め論文を書き上げる上で多くの人に助けていただきました。みなさまにお礼申し上げます。

最後に健康面, 金銭面, そして精神面で筆者を支えてくれた両親に深く感謝致します。本論文を書き上げることができたのは実家という安心できる場所があったからこそでした。本当にありがとうございました。

2016年2月10日 熊谷 伊織

付録

検証実験に用いた二脚二腕等身大ヒューマノイド JAXON[70] について, A.1 節でハードウェア構成, A.2 節でソフトウェア構成を述べる. なおこの章では [70, 98, 104, 105] を一部引用している.

A.1 JAXON のハードウェア構成

本節では大出力ヒューマノイドロボット JAXON のハードウェア構成としてリンク系と関節出力, 小型高速大トルク駆動系及び行動制御に用いるセンサの仕様について述べる. JAXON はモータドライバ基板, 駆動のためのバッテリー, 認識制御のための計算機をすべて体内に収め, 無線通信により外部との通信が可能な身長 190cm, 体重 130kg, 33 自由度の二脚二腕等身大ヒューマノイドロボットである. Fig.1 に JAXON の全身図を示す.

A.1.1 JAXON の関節リンク構成

Fig.2 に JAXON の寸法と関節配置を示す. また, Table. 1 にハードウェアスペックとしての関節のギア比・モータの電流制限・関節のトルク上限を示す. Table. 1 において Crotch と Knee の pitch 軸, Waist の roll と pitch 軸は後述のダブルモータが搭載されており, 他の軸に比べて出力上限が大きくなっている. また特に大きな負荷のかかる Crotch と Knee の pitch 軸には後述の水冷系が利用されている. Table. 2 に関節の可動域限界と実運用上使用されている上限トルクの値を示す. JAXON の特色の一つは, 冗長自由度を持った腕の広い可達域である. 比較のために Fig.3 に JAXON とその他の二脚二腕ヒューマノイドロボットの左腕の可達域マップを記載する. Fig.3 の図はロボットシミュレータ OpenRAVE[106] を用いて作成したもので, 空間上の各点ごとにその点へ到達可能な姿勢の割合を可視化したものである. JAXON の腕の可達域は STARO[62] に比較して狭いものの, Atlas や HRP2JSKNTS より広範囲であることが分かる.

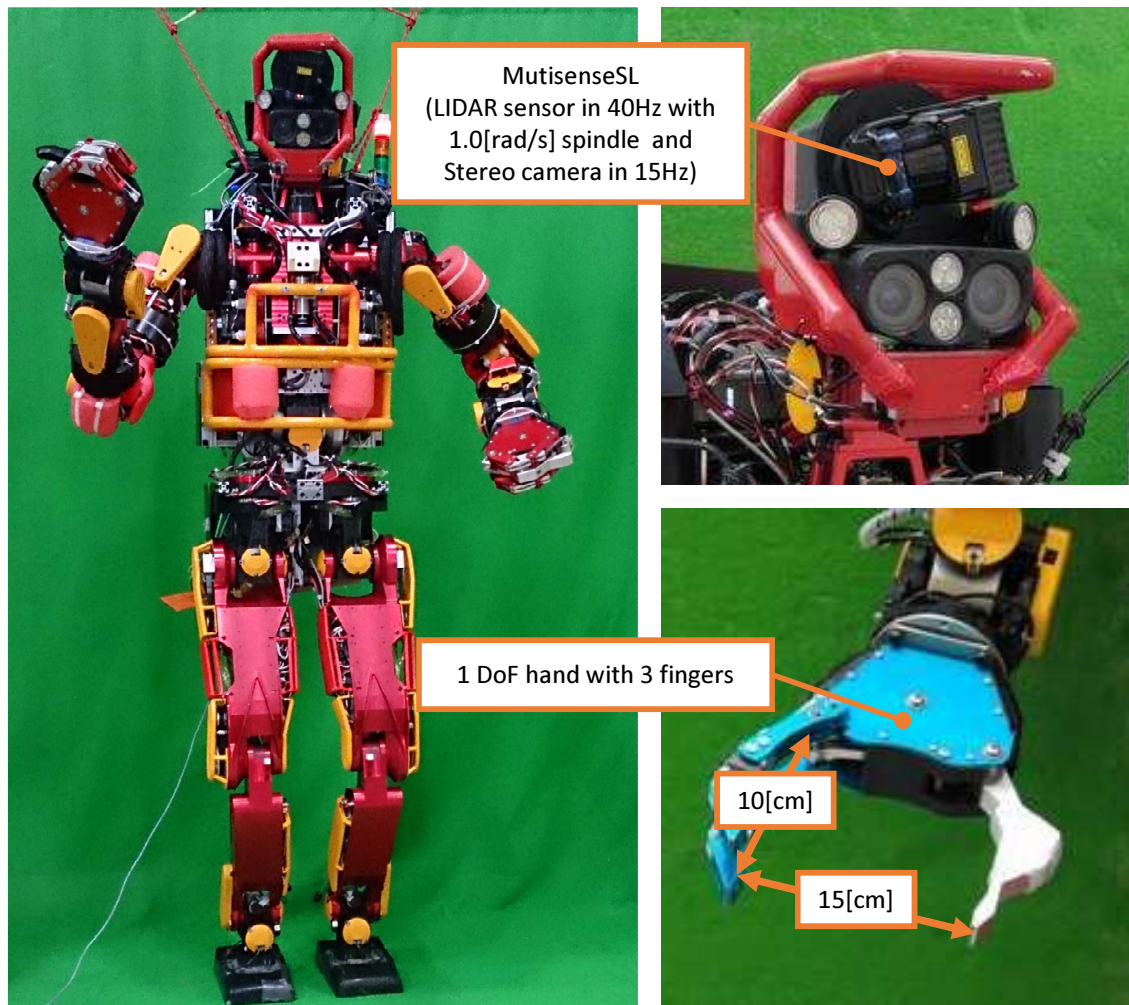


Fig 1: Hardware overview of JAXON[63]

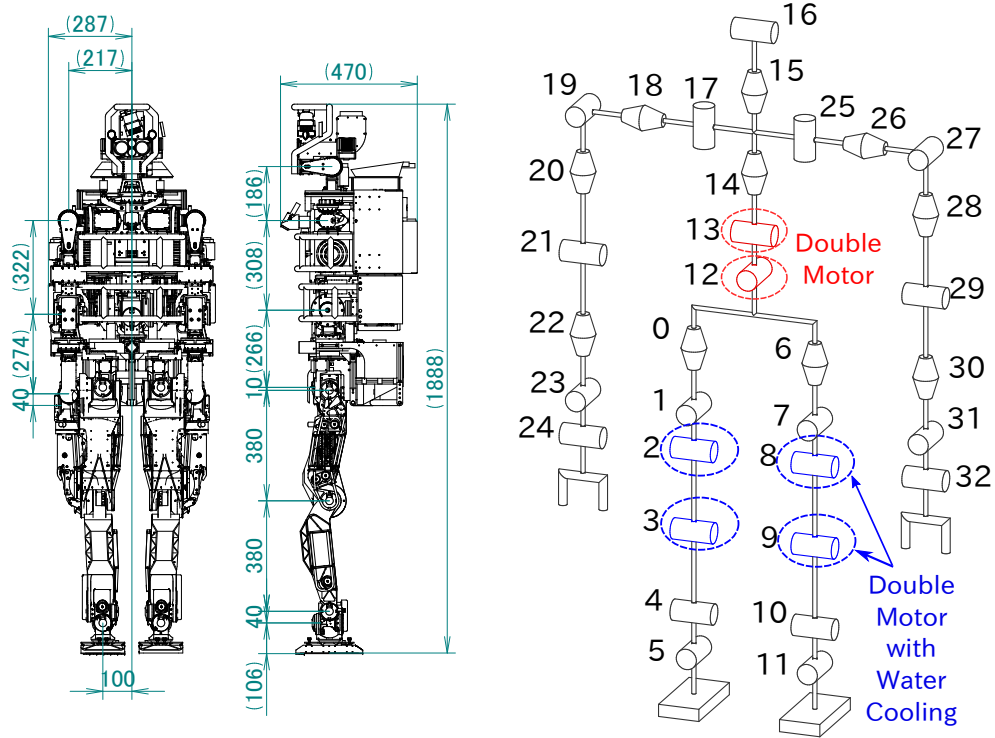


Fig 2: Dimension and Joint Placement of JAXON[105]

Table 1: Gear Ratio, Current Limit and Torque Limit of JAXON[104]

Limb Group Total DOFs : 33	Joint		Harmonic Gear Ratio	Pulley Ratio	Joint Gear Ratio	Torque Const [Nm/A]	Current Limit [A]	Torque Limit [Nm]	Ratcheting Torque [Nm]
Leg DOFs : 6×2	Crotch	yaw	160	60:40	240.0	0.0205	69.1	340.0	220
		roll	160	60:25	384.0	0.0205	69.1	544.0	500
		pitch	100	60:25	240.0	0.0410	69.1	679.9	1000
	Knee	pitch	100	60:25	240.0	0.0410	69.1	679.9	1000
	Ankle	pitch	160	72:40	288.0	0.0205	69.1	408.0	220
		roll	161	60:40	241.5	0.0205	69.1	342.1	220
Torso DOFs : 3	Waist	roll	160	60:25	384.0	0.0410	55.2	869.1	1000
		pitch	160	60:25	384.0	0.0410	55.2	869.1	1000
		yaw	160	60:25	384.0	0.0205	55.2	434.5	220
Head DOFs : 2	Neck	yaw	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
		pitch	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
Arm DOFs : 8×2	Collar	yaw	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
	Shoulder	pitch	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
		roll	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
		yaw	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
	Elbow	pitch	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
	Wrist	yaw	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
		pitch	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220
		roll	160	72:25	460.8	0.0205	30.4	287.2	220

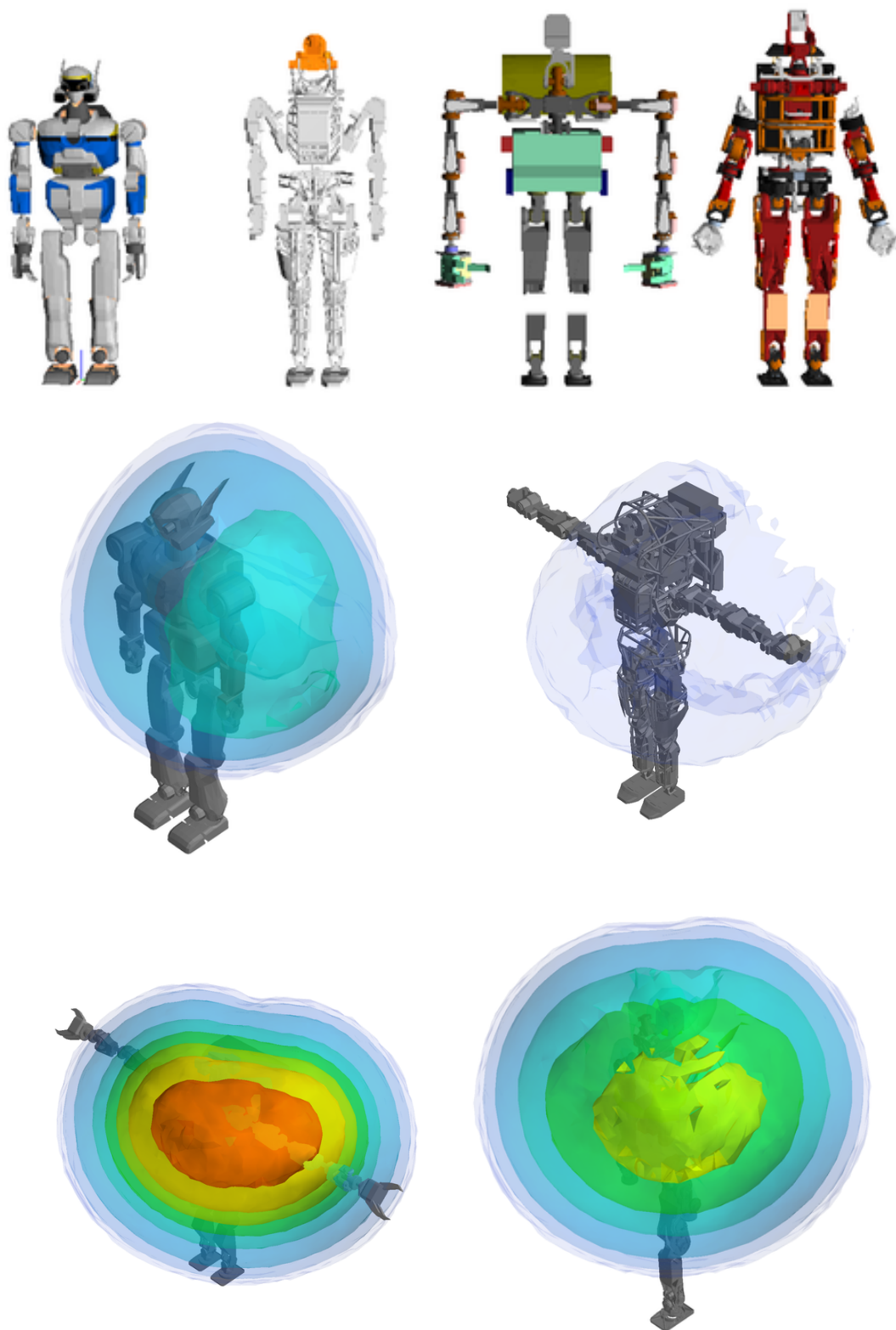


Fig 3: Upper: models of HRP2JSKNTS / ATLAS V3 / STARO / JAXON (left to right), Lower: reachability maps for left arm of each robots[104]

Table 2: JAXON's range of joint motion and max torque. Left link range is symmetrical to right link[105].

Limb	Joint number	Range of joint motion [deg]	Max torque [Nm]
Head	15	-32.0 to 30.0	220 [†]
	16	-32.0 to 39.0	
Torso	12	-8.0 to 8.0	574.3 ^{††}
	13	0.0 to 32.0	
	14	-60.5 to 60.5	287.2 [†]
Right arm	17	-17.6 to 81.4	220 [†]
	18	-180.0 to 180.0	
	19	-180.0 to -15.8	
	20	-180.0 to 180.0	
	21	-125.5 to 60.0	
	22	-180.0 to 180.0	
	23	-89.0 to 87.0	
	24	-80.0 to 59.0	
Right leg	0	-58.8 to 62.9	220 [†]
	1	-41.5 to 30.0	450 [†]
	2	-121.4 to 45.0	679.9 ^{††}
	3	0.0 to 158.9	
	4	-79.4 to 84.4	220 [†]
	5	-60.0 to 60.0	

[†]Ratcheting torques of harmonic drive reducer

^{††}Torques calculated from the current limit of motor driver system

A.1.2 環境相互作用のためのハンド

地面に手を付く四足歩行動作やマニピュレーション動作の際に環境と接触した際の負荷を考慮し, JAXON には Fig.4 に示す THK 社製のハンドを搭載している. 通信線は USB ケーブルを用いており, 電源ノイズによる通信障害を軽減するためにアイソレータを挟んでいる. このハンドは 3 本の劣駆動指を 1 つの直動アクチュエータで駆動し, 電流値を用いて対象物体を検出することにより馴染みながら物体を把持することが可能なロボットハンドである. 更に指を握り込むことで四足歩行などにおける環境との接触点としても利用可能になっている.

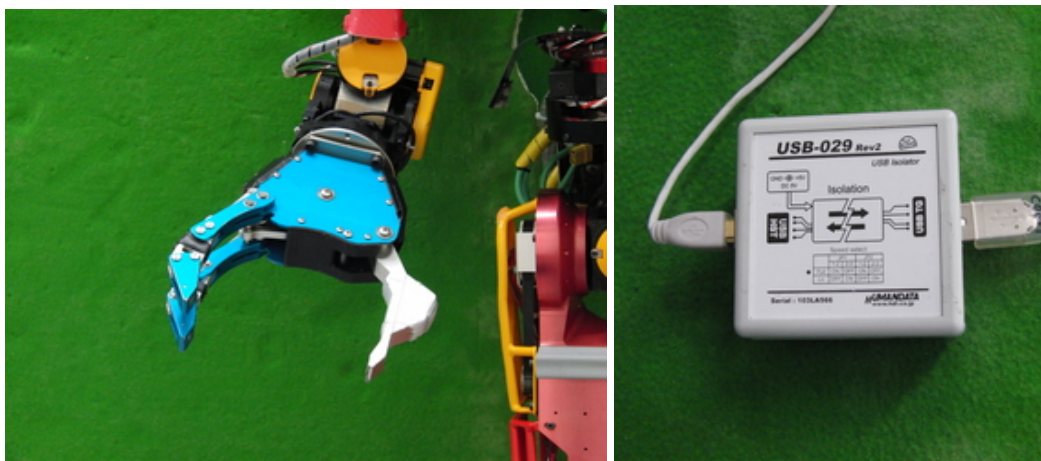


Fig 4: Left: THK hand, Right: Isolator for THK hand[104]

A.1.3 高出力モータドライバのための水冷駆動系

Fig.5 に JAXON に搭載しているモータ駆動系の構成要素を示す. JAXON のモータ駆動系には浦田ら [107] による小型大出力モータドライバが使用されている. このモータドライバはモータの巻線とハウジングの間の熱の授受に着目し, ハウジングに取り付けた温度センサとモータに流れる電流値からモータの巻線温度を推定し, 高温時には電流の供給を停止する機能が備わっている.

更に JAXON に搭載している水冷ダブルモータと水冷循環・冷却システムを Fig.6 に示す. 浦田らはモータのハウジング外側を水で冷やすことでモータの高出力駆動時の温度上昇を緩和する手法を提案し [56], 中岡らは浦田らの高速大トルク水冷駆動系

システムを発展させた液冷ダブルモータユニットを開発した [108]. JAXON はこの高速大トルク水冷駆動系システムを搭載することで, 高負荷行動が実現可能になっている.

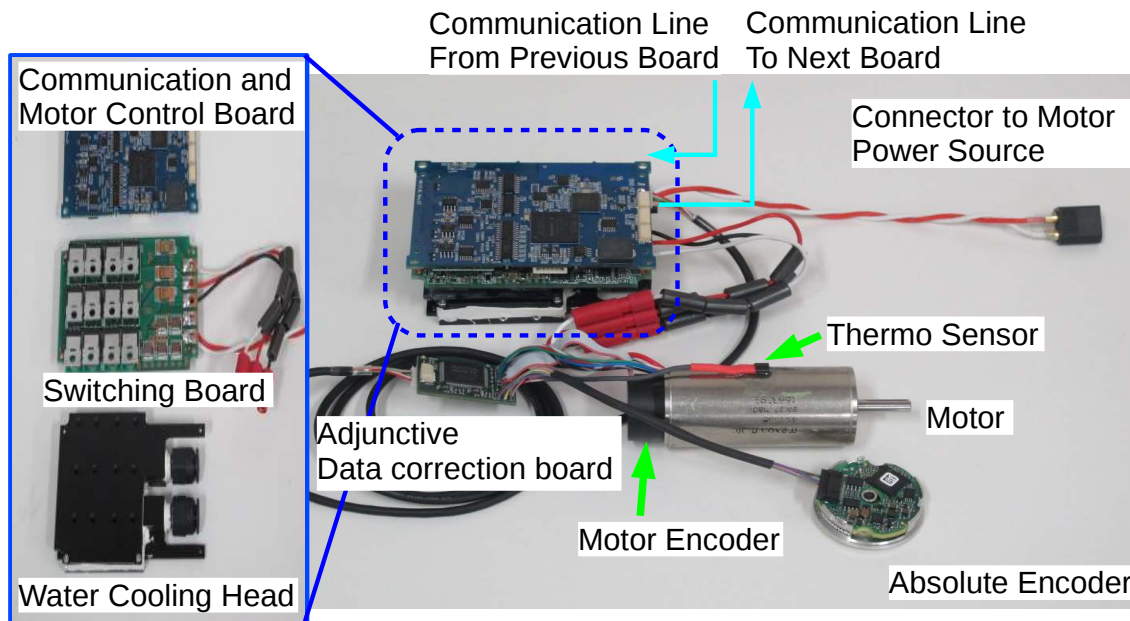


Fig 5: Joint Control System for each Joint[98]

JAXON は減速機にハーモニックドライブを使用しているため, 意図せず過大なトルクがかかった場合にギア飛びを起こす可能性がある. モータに備わっているインクリメンタル方式のエンコーダだけではギア飛びが起こったことを検知することが出来ず指令関節角度と実関節角度の誤差が原因で制御系が破綻してしまう場合がある. そこでJAXON では関節角度の絶対値を測定するアブソリュートエンコーダを取り付け, インクリメンタルなエンコーダから計算した関節角度との差分を見ることでギア飛びを検知し制御系の破綻を防いでいる.

モータには Maxon 社製の DC ブラシレスモータ maxon EC-4pole 30 200W , 温度センサには ANALOG DEVICE 社製の TMP03, アブソリュートエンコーダには Heidenhain 社製の ECI 1118, 水冷循環・冷却システムにはポンプに Koolance 社製の PMP-500 Pump, ラジエータに Koolance 社製の HX-120XC, ファンに X-FAN 社製の RDH1238B を使用した.

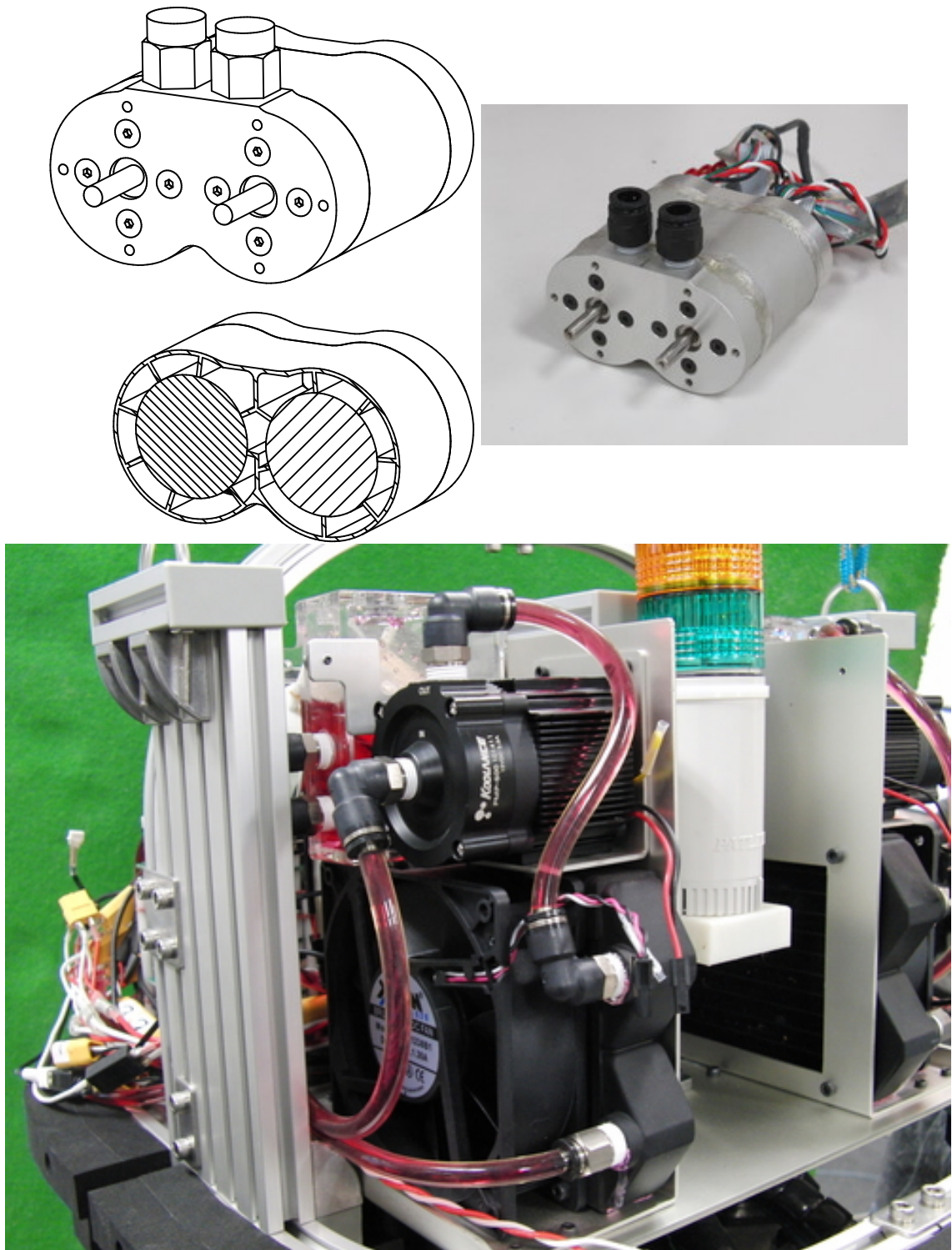


Fig 6: Water Cooling System. Upper: dimension and photo of double motor case[108, 98] Lower: water circulation and cooling system / reserver - pump - radiator[104]

A.1.4 独立駆動のための電源系

JAXON ではモータ制御基盤の電源に使う 5V, FET や水冷系, 計算機の電源に使う 12V, ハンドやカメラに使う 24V 及びモータ駆動に使う 80V の 4 系統の電力を使用する. JAXON においては 1 時間以上独立して駆動可能な電源系を構成するため, 80V 系統バッテリーを 3 個, 12V 系統バッテリーを 5 個搭載し 12V 系統と 80V 系統の電源を供給するとともに体内に 80V から 24V への変換用 DCDC と 12V から 5V への変換用 DCDC を備えた電源系を構成した. JAXON に搭載する Li-Fe バッテリーを Fig.7 に示す. また Table. 3 にバッテリーの仕様, Fig.8 に満充電の状態から JAXON を動かした際のバッテリーの電圧降下の様子を示す. バッテリー駆動中は Fig.8 の電圧降下と時間の関係を元にバッテリー電圧を監視することで過放電を防いでいる.



Fig 7: 12V Line Li-Fe Battery, 80V Line Li-Fe Battery and Charging Station (left to right)[104]

Table 3: Specification of batteries[70]

Name	1 cell voltage[V]	1 cell capacity[Ah]	Parallel number	Series number	Voltage [V]	Capacity [Ah]
12V battery	3.3	15	1	4	13.2	15
80V battery	3.3	2.5	1	22	72.6	2.5

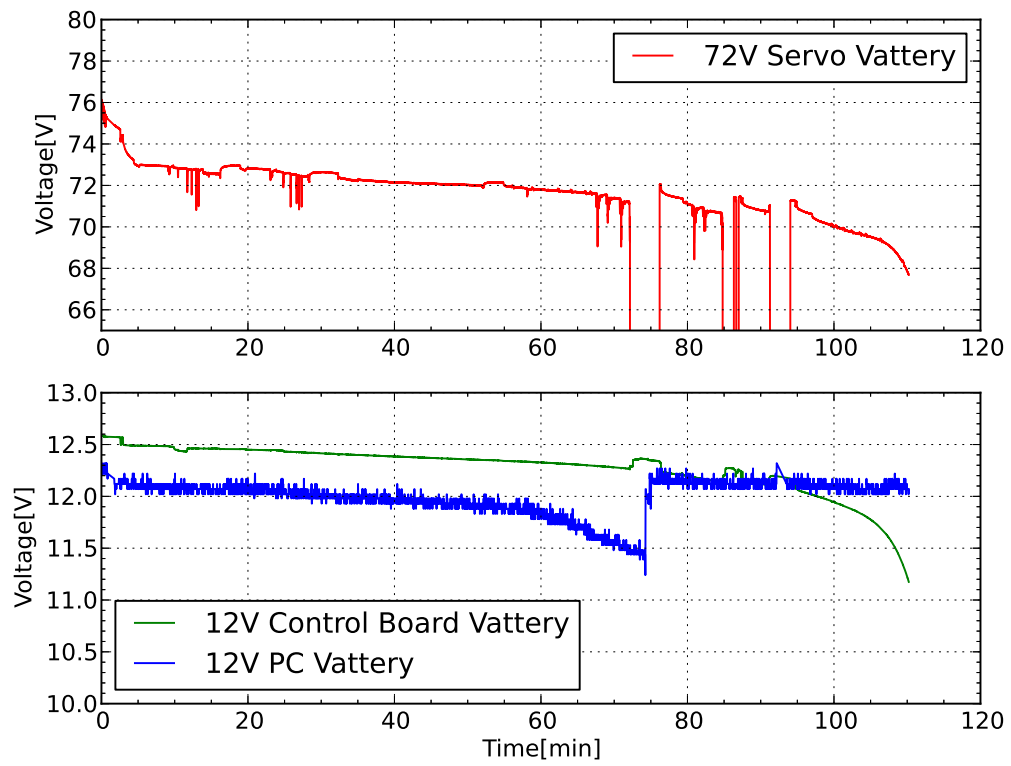


Fig 8: Li-Fe battery Voltage Transition[109]

A.1.5 JAXONのセンサ構成

自己状態認識のための内界センサ系



Fig 9: Main sensors in JAXON: 6-axis force sensor(JR3 67M25S3-M40B-DH), 6-axis force plate(Leptrino CFP230QA202R), IMU(Xsens MTi-300-6A5G4).[104]

Fig.9 左及び中央に JAXON に搭載している手先足先の接触力計測のための 6 軸力センサを示す. なお 6 軸力センサについては個数の都合上, JAXON1 号機には両腕に JR3 67M25S3-M40B-DH, 両足に Leptrino CFP230QA202R を, JAXON2 号機には両腕両足に JR3 67M25S3-M40B-DH を搭載している. Table. 4 と Table. 5 に各 6 軸力センサの仕様を示す. なお 6 軸力センサの電源ラインに乗る小型高速大トルク水冷駆動系由来のノイズを抑制するため, 基板に EMI フィルタを載せている. Fig.10 に EMI フィルタの有無によるノイズ抑制の効果を示す.

Table 4: Specification of JR3 67M25S3-M40B-DH [110]

Diameter		67mm
Thickness		25mm
Weight		370g
Standard Measurement Range	Fx, Fy	±600N
	Fz	±1200N
	Mx, My, Mz	±40Nm
Resolution		1/16384

また, Fig.9 右に JAXON に搭載している姿勢センサを示す. JAXON には Xsens 社の MTi-300-6A5G4 を搭載した. このセンサは一般的な慣性センサが計測可能な加速度, 角速度に加えてそれらの値から推定した絶対姿勢を計測可能な点に特徴がある. Table. 6 に姿勢センサの仕様を示す.

Table 5: Specification of Leprino CFP230QA202R[104]

Dimensions		230 × 135 × 30 mm
Weight		2000g
Standard Measurement Range	Fx, Fy	±1000N
	Fz	±2000N
	Mx, My, Mz	±200Nm
Resolution		1/2000

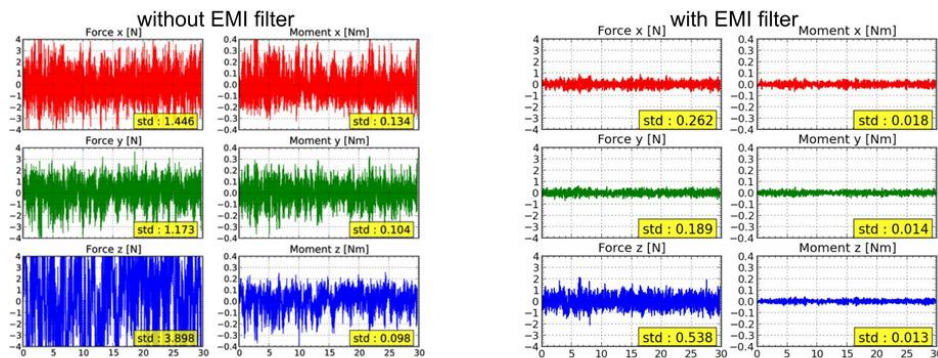


Fig 10: Force Sensor Output in no-load: Left: without EMI filter, Right: With EMI filter[104]

周囲環境認識のための外界センサ系

JAXON の外界センサとしては, Fig.11 に示す Carnegie Robotics 社の MultiSense SL を採用した. このセンサはスリップリングにより roll 軸回りに無限回転するレーザセンサとステレオカメラが一体となった構成であり, それぞれの内部パラメータや相対位置関係のキャリブレーションが出荷時に行われていることが特徴である. MultiSense SL の仕様を Table. 7 に示す.

A.1.6 自律行動制御のための計算機系

JAXON 体内には姿勢制御などリアルタイム性が要求されるプログラムを実行する制御用 PC と視覚センサの処理などリアルタイム性は要求されないプログラムを実行する視覚用 PC の 2 台を搭載した. Fig.12 に外観, Table. 8 に仕様を示す.

Table 6: Specification of Xsens MTi-300-6A5G4 [111]

Orientation accuracy

Roll / pitch	Static Dynamic	Typ : 0.2° / Max : 0.25° Typ : 0.3° / Max : 1.0°
Yaw		1.0°

Sensor specifications

	Gyroscopes		Accelerometers	
	Typ	Max	Typ	Max
Standard full range	450° / s	-	50 m/s ²	-
Bias repeatability (1 yr)	0.2°/s	0.5°/s	0.03m/s ²	0.05m/s ²
In-run bias stability	10°/h	-	40 μ g	-
Bandwidth (-3 dB)	415 Hz	N/A	375 Hz	N/A
Noise density	0.01°/s/√Hz	0.01°/s/√Hz	8μ g/√Hz	1μ g/√Hz
g-sensitivity (calibrated)	0.003°/s/g	0.015°/s/g	N/A	N/A
Non-orthogonality	0.05 deg	-	0.05 deg	-
Non-linearity	0.01% FS	-	0.03% FS	0.5% FS
	Magnetometer		Barometer	
	Typ	Max	Typ	Max
Standard full range	-	± 80 μ T	-	300-1100 hPa
Noise density	200 μ G / √Hz	-	0.1 hPa / √Hz	-
Non-linearity	0.1% FS	-	-	-



Fig 11: Vision sensor for JAXON(Carnegie Robotics MultiSense SL).[104]

Table 7: Specification of Carnegie Robotics MultiSense SL [112]

PHYSICAL DETAILS

Dimensions	18 × 18 × 13 cm
Weight	2.6kg
Operating Temp	-10°C to 50°C
Input Voltage	24V DC nominal, 18V to 28V max
Power Draw	20W nominal, 75W @ peak RPM /full lighting
Interface	Gigabit Ethernet, Opto-Isolated I/O
Sensors	Stereo Vision, Laser Range Finder

STEREO DETAILS

Algorithm	Semi-global-matching
Range	0.4m to 10m
Std Lens	FOV: 80° × 45°, Focal Length: 6.5mm
Output	2Mpx: 10FPS, 240 disparities 0.5Mpx: 30FPS, 240 disparities
Depth Resolution	@1m: ±0.3mm, @10m: ±30mm
Standard Imager	CMOSIS CMV2000, mono or color Bayer
Optional Imager	CMOSIS CMV4000, mono or color Bayer

LASER DETAILS

Model	Hokuyo UTM-30LX-EW
Laser	905nm class 1 laser
Scan rate	40Hz
Field of view	270 degrees
Angular Resolution	0.25 degrees (1081 samples per scan)
Detection range	0.1m - 30m
Accuracy	±30mm (0.1m-10m), ±50mm (10m-30m)
Multi-Echo	Up to 3 returns per sample
IP rating	IP67



Fig 12: Control PC and Vision PC inside Robot back pack[104]

Table 8: Specification of computers[104]

	Control PC	Vision PC
mother board	GIGABYTE H61N-USB3	GIGABYTE M4HM87P-00
Dimensions	215×206.5×106 mm	62×111.4×111.4 mm
Weight	3.0kg	0.4kg
CPU	Intel Core i7-2700K 3.5GHz/4core/8thread	Intel Core i7-4770R 3.20 GHz/4core/8thread
Memory	16GB	16GB
SSD	128GB	480GB
OS	Ubuntu 12.04 32bit	Ubuntu 12.04 64bit
Kernel	lowlatency kernel	generic kernel

A.2 JAXONのソフトウェア構成

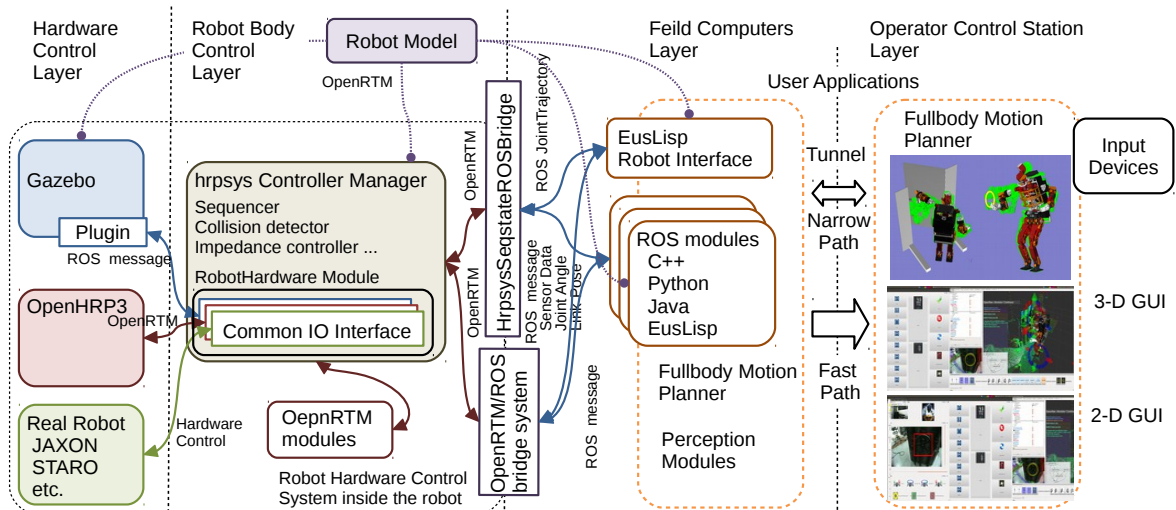


Fig 13: Whole system diagram of JAXON[98]

Fig.13 に JAXON のソフトウェア構成図を示す. JAXON のソフトウェアは大きく分けてハードウェア制御層, ロボット全身制御層及びアプリケーション層の三つの層に分けられる. 以降の節では各層の詳細について述べる.

A.2.1 ハードウェア制御層

制御系の最下層である JAXON の各関節モータの制御は, 関節ごとに搭載された小型高速大トルク水冷駆動系の制御基板により行われている. 制御基板のシステム構成図を Fig.14 に示す. 制御基板は上位層からの関節角度指令値とエンコーダ値をもとにベクトル制御により関節を駆動する. また, 制御基板はモータの緊急停止機能も備えている. ヒューマノイドロボットのモータ制御では指令値と現在値が一定上離れた場合に安全のため関節モータのサーボ電源を落とす機能をつけることが一般的であるが, JAXON の関節制御基板では関節誤差の監視に加え, 推定したモータの内部温度に応じてサーボ電源を落とす機能を加えることで過負荷によるモータの焼損を防いでいる. また指令値との乖離や過負荷などの理由でサーボ電源を落とした際に, 全身のモータのサーボ電源を落とすのではなく, 問題が発生した軸のみサーボ電

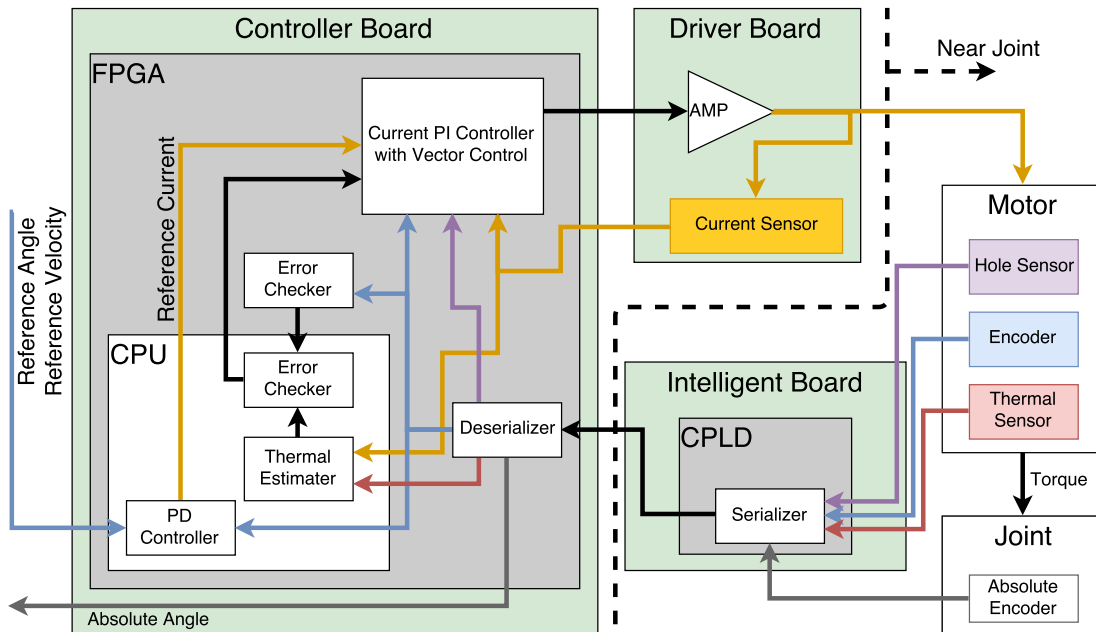


Fig 14: Detailed system diagram of motor servo system[104]

源を落とし、その他の軸はサーボ電源を入れたまま指令値を常に現在の値で上書きすることで関節にブレーキをかけるような制御を行い、ロボットの全身脱力による自己衝突や周囲への被害を抑えている。

A.2.2 ロボット全身制御層

JAXONのロボット全身制御層の概要を Fig.15 に示す。JAXONの制御用コンピュータでは、1000[Hz] でセンサ情報と関節指令値を更新する下位制御系と 500[Hz] でロボットの全身動作制御を行う上位制御系の2つが実時間制御系として実行されている。

下位制御系はハードウェア制御層や力センサ、姿勢センサからセンサ情報を取得し制御系 PC 内部の共有メモリに書き込むとともに、共有メモリから上位制御系の与える指令値を読み出して関節制御基板に駆動指令を与える。

上位制御系は産業技術総合研究所が開発しているロボットシステムコンポーネント指向開発のためのミドルウェアである OpenRTM[113, 114, 115] で運用可能なロボット制御用の基本的コンポーネント群 hrpsys-base[116] を使用した。OpenRTM で

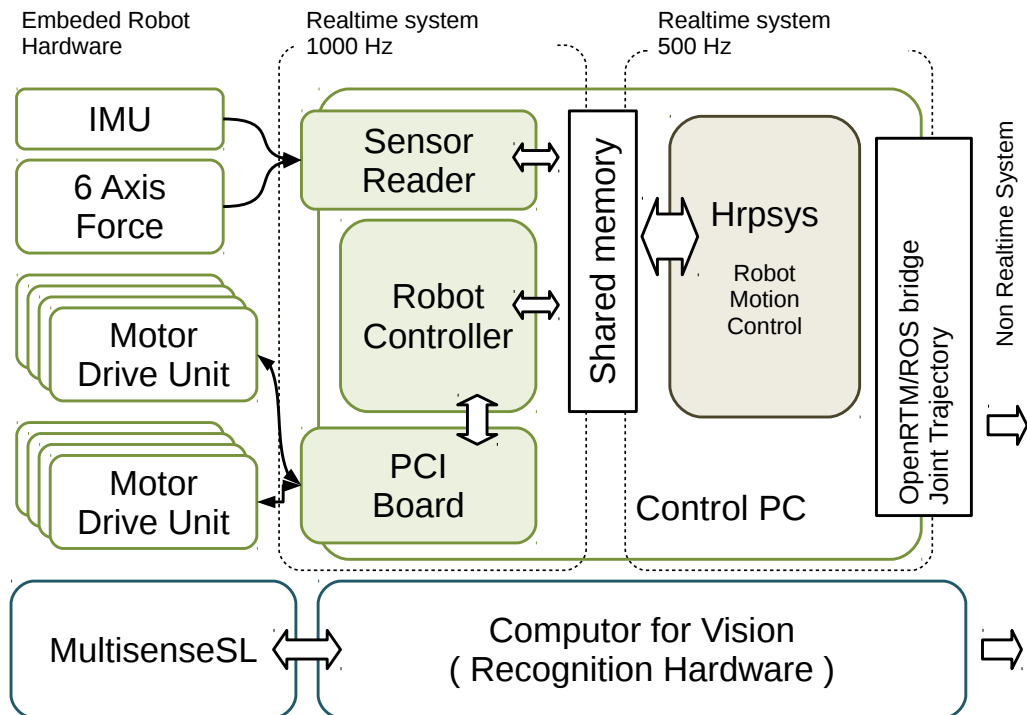


Fig 15: Detailed system diagram of robot body control system[98]

はロボットシステムを構成する機能がそれぞれ RTComponent(RTC) というコンポーネントとして実装されており, それらを組み合わせることで全体のロボットシステムを構成する. hrpsys-base において提供されるコンポーネント群を用いて構成された全身動作制御システムを Fig.16 に示す.

OpenRTM と hrpsys-base を用いて構成された上位制御系において用いられるセンサ情報の取得や関節指令値の書き込みと言った下位制御系との情報の授受を行うための API は Fig.13 に示す Common IO Interface として仮想化されており, 下位制御系の機能にアクセスするためにコンポーネントにリンクするインタフェースを切り替えることにより上位制御層を変えることなく異なるハードウェアや OpenHRP3[117, 118, 119, 120, 121, 122], Gazebo[123] といったシミュレーション環境を利用することが可能である [124].

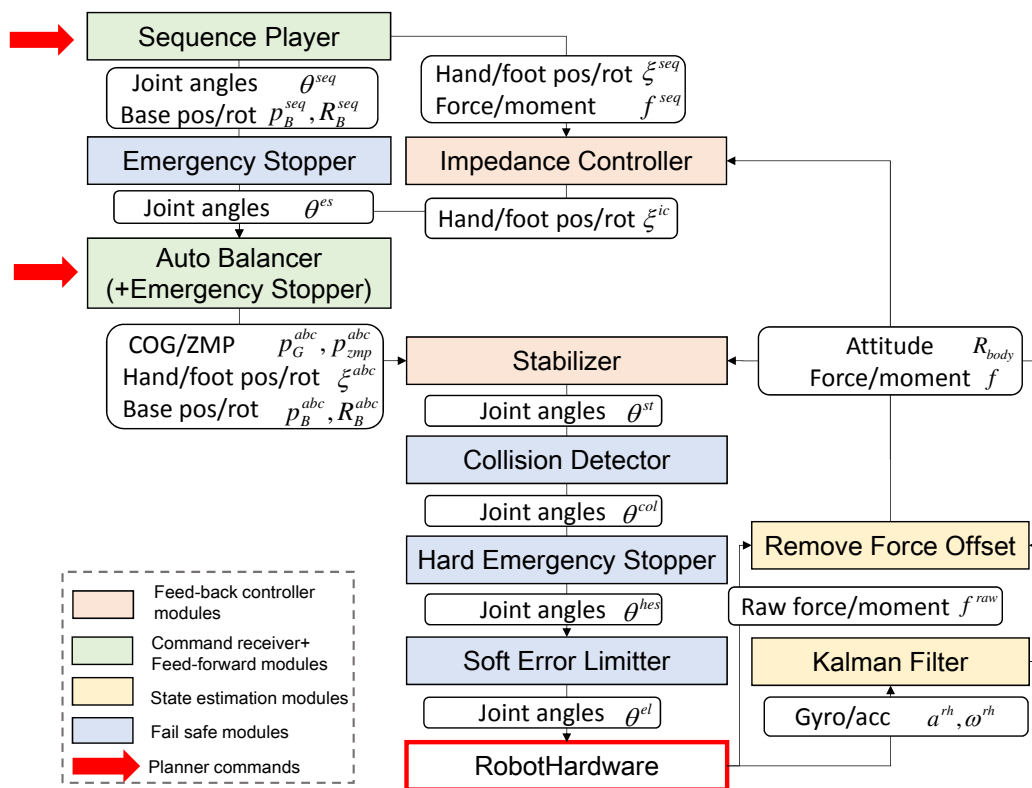


Fig 16: Detailed system diagram of hrpsys-base[17]

A.2.3 アプリケーション層

JAXON の認識処理やそれをを用いた大域的動作計画, ユーザインタフェースと言った実時間性が求められないソフトウェアは Robot Operating System(ROS)[125] を用いたアプリケーション層として実装されている。

アプリケーション層が必要とするロボットの状態やセンサ情報をロボット全身制御層から取得するためにはロボット全身制御層で利用されている OpenRTM とアプリケーション層で利用されている ROS の間で情報の授受を行わなければならない。そこで互いのフレームワークを橋渡しするソフトウェアとして, 岡田らによる OpenRTM-ROS 自動相互運用システム [126, 127] を用いる。これにより hrpsys-base に含まれる RT コンポーネントのデータ及びサービスを ROS のトピック及びサービスとして利用する, または hrpsys-base のコンポーネントに対して ROS のパッケージから hrpsys-base の RT コンポーネントにデータを送信することが可能となり, ロボットを動作させる際に OpenRTM と ROS 双方のプログラムを使用可能なシステムが実現された。

認識処理機能のうち, 環境点群生成や SLAM といった即時性が求められる機能は JAXON 体内の視覚用コンピュータで処理している。頭部の MultiSenseSL から得たレーザスキャン及びステレオ画像情報は Point Cloud Library (PCL)[128] や ROS のパッケージとして提供されている認識処理ソフトウェア群を用いて処理される。

即時性の求められない大域的経路計画や動作計画は外部コンピュータを用いて処理されている。モデルに基づくロボットの動作計画には主に松井らによる Euslisp[129] を使用している。Euslisp はロボットプログラミング用オブジェクト指向 Lisp 開発環境であり, ロボットモデルや環境モデルを取り扱うことが可能な三次元幾何ライブラリに特徴がある。hrpsys-base, OpenHRP3, ROS, Euslisp において必要なモデルは VRML, URDF, Eus モデルとそれぞれ異なるが, Fig.17 に示すようなモデルの相互変換機能が提供されており一つのファイル形式のロボットモデルから必要な形式のロボットモデルを生成することが可能となっている。

ユーザインタフェースとしては ROS で提供される RViz を用いた視覚化インタフェースを利用している。Fig.18 に示すようにロボット全身制御層から得られるロボットのセンサ情報や視覚用コンピュータから得られる周囲環境情報などをまとめて表示することが可能となっている。

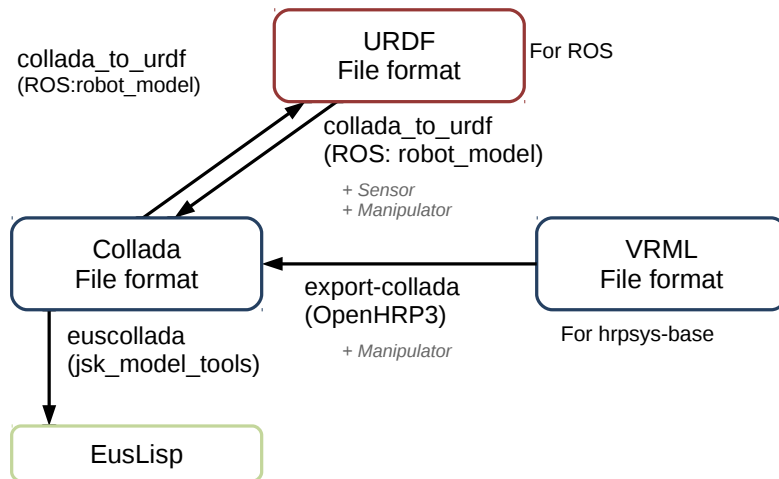


Fig 17: Model conversion system for software integration[98]

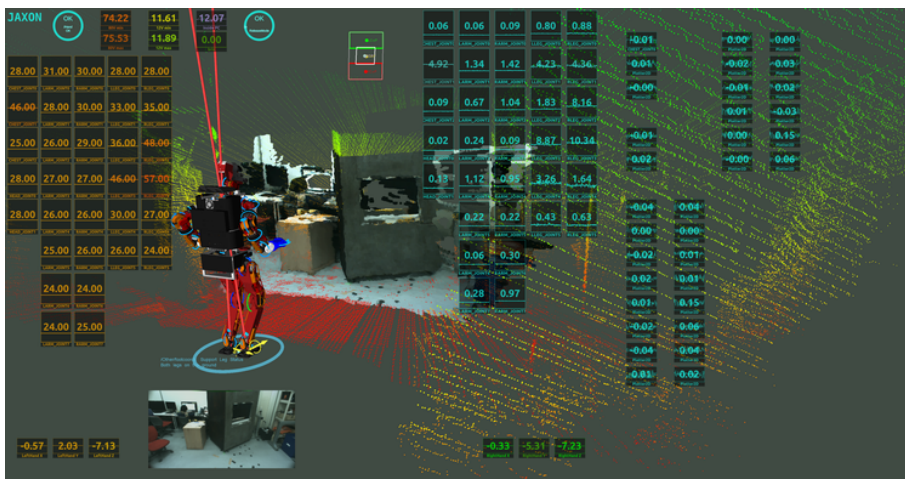


Fig 18: Robot State Monitor in RViz [104]

発表文献

筆頭著者論文

学術論文誌

1. 熊谷 伊織, 小林 一也, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 吉海 智晃, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 柔軟変形多軸触覚を分散配置した等身大ヒューマノイド用外装による物体受渡作用の検知反応行動の実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 31 (2013) No. 10 p. 985-991.

国際会議

2. Iori Kumagai, Kazuya Kobayashi, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Tomoaki Yoshikai, Kei Okada, Masayuki Inaba. Development of a full body multi-axis soft tactile sensor suit for life sized humanoid robot and an algorithm to detect contact states. In *2012 12th IEEE-RAS International Conference on Robots (Humanoids)*, pp. 526-531, 2012.
3. Iori Kumagai, Shintaro Noda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Whole body joint load reduction control for high-load tasks of humanoid robot through adapting joint torque limitation based on online joint temperature estimation. In *2014 14th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 463-468, 2014.
4. Iori Kumagai, Ryo Terasawa, Shintaro Noda, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Achievement of recognition guided teleoperation driving system for humanoid robots with vehicle path estimation. In *2015 IEEE-RAS 15th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 670-675, 2015.
5. Iori Kumagai, Ryohei Ueda, Fumihito Sugai, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Achievement of localization system for humanoid robots with virtual horizontal scan relative to improved odometry fusing internal sensors and visual information. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 666-673, 2016.

国内学術講演会

6. 熊谷 伊織, 野沢 峻一, 垣内 洋平, 吉海 智晃, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 環境接触行動ヒューマノイドのための柔軟変形多軸触覚センサを用いた全身分散配置被覆外装の実現. 第12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, 1C1-5, 2011.
7. 熊谷 伊織, 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の多点環境接触行動時における関節温度に基づく環境適応動作の実現. 第31回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1C2-07, 2013.

共著論文

学術論文誌

1. Tomoaki Yoshikai, Marika Hayashi, Yui Ishizaka, Hiroko Fukushima, Asuka Kadowaki, Takashi Sagisaka, Kazuya Kobayashi, Iori Kumagai, Masayuki Inaba. Development of robots with soft sensor flesh for achieving close interaction behavior. *Advances in Artificial Intelligence*, vol. 2012, Article ID 157642, 27pages, 2012.

国際会議

2. Shunichi Nozawa, Iori Kumagai, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba Humanoid full-body controller adapting constraints in structured objects through updating task-level reference force. In *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 3417-3424, 2012.
3. Wesley P Chan, Iori Kumagai, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba Creating socially acceptable robots: Leaning grasp configurations for object handovers from demonstrations. In *2013 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO)*, pp. 94-99, 2013.
4. Wesley P Chan, Iori Kumagai, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba Implementation of a robot-human object handover controller on

- a compliant underactuated hand using joint position error measurements for grip force and load force estimations. In *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1190-1195, 2014.
5. Yohei Kakiuchi, Kunio Kojima, Eisoku Kuroiwa, Shintaro Noda, Masaki Murooka, 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 *2015 IEEE-RAS 15th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 805-810, 2015.
 6. 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 *2015 IEEE-RAS 15th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 797-804, 2015.
 7. Shunichi Nozawa, Eisoku Kuroiwa, Kunio Kojima, Ryohei Ueda, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Iori Kumagai, Yu Ohara, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Multi-layered real-time controllers for humanoid's manipulation and locomotion tasks with emergency stop In *2015 IEEE-RAS 15th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 381-388, 2015.
 8. Yohei Kakiuchi, Ryohei Ueda, Iori Kumagai, Shunichi Nozawa, Kei Okada, Masayuki Inaba. Evaluation-Controlling Mechanism of Perception, Planning and Execution for a Life-sized Humanoid Robot In *2016 IEEE-RAS 15th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, 2016.

国内学術講演会

9. 野沢 峻一. 熊谷 伊織. 垣内 洋平. 岡田 慧. 稲葉 雅幸 等身大ヒューマノイドによる可動構造物操作における馴染みと踏ん張りを備えた適応制御第17回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 142-147, 2012.

10. Wesley P. Chan, Iori Kumagai, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, Masayuki Inaba. Enabling Effective Object Handovers between Humans and Robots Through the Use of Shared Autonomy for Physical Human-Robot Interaction. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 2S1-05, 2013.
11. 垣内 洋平, 白井 拓磨, 菅井 文仁, 大久保 壮一, 熊谷 伊織, 永松 祐弥, 岡田 慧, 稲葉 雅幸, 和田 喜久男, 山崎 信行. ディペンダブルなロボット用組込プロセッサ系の開発 -組込みリアルタイムシステム用ディペンダブル SoC 及び SiP に関する基盤技術の研究成果報告- 第 32 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1N1-05, 2014
12. 大久保 壮一, 白井 拓磨, 永松 祐弥, 熊谷 伊織, 菅井 文仁, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸, 溝谷 圭悟, 久村 雄輔, 山崎 信行. 分散制御システム向け実時間通信 Responsive Link を備えた I/O core 基板による多自由度ヒューマノイド制御システムの構成と評価 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. 2453 - 2456, 2014.
13. 永松祐弥, 白井拓磨, 大久保壮一, 熊谷 伊織, 菅井文仁, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸, 溝谷圭悟, 久村雄輔, 山崎信行. 実時間通信 Responsive Link 付き I/O Core を用いた大出力脚制御システムの構成と評価 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. 2447 - 2452, 2014.
14. 寺澤 良, 熊谷 伊織, 黒岩 英則, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. ヒューマノイドによる車運転時の視覚認識や姿勢変化に応じた動作制御法. 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, 1P2-C04, 2015.
15. 永松 祐弥, 白井 拓磨, 大久保 壮一, 熊谷 伊織, 菅井 文仁, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸, 大沢 幸平, 山崎 信行. 実時間通信 Responsive Link 型体内通信系を備えた大出力ヒューマノイドにおける衝撃反射応答行動の実現. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'15 講演論文集, 1P2-B07, 2015.
16. 寺澤 良, 熊谷 伊織, 野田 晋太郎, 植田 亮平, 垣内 洋平, 岡田 慧, 稲葉 雅幸. 災害環境を想定したヒューマノイドの遠隔操作システムによる車運転の実現. 第 33 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3I3-02, 2015.

参考文献

- [1] Kensuke Harada, Tokuo Tsuji, and Jean-paul Laumond. A Manipulation Motion Planner for Dual-Arm Industrial Manipulators. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 928—934, 2014.
- [2] Nikolaus Correll, Kostas E. Bekris, Dmitry Berenson, Oliver Brock, Albert Causo, Kris Hauser, Kei Okada, Alberto Rodriguez, Joseph M. Romano, and Peter R. Wurman. Lessons from the Amazon Picking Challenge. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. PP, No. 99, pp. 1–17, 2016.
- [3] O. Stasse, F. Morsillo, M. Geisert, N. Mansard, M. Naveau, and C. Vassallo. Airbus/future of aircraft factory HRP-2 as universal worker proof of concept. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, Vol. 2015-Febru, pp. 1014–1015, 2015.
- [4] 井上博允, 比留川博久. 人間協調・共存型ロボットシステム. *日本ロボット学会誌*, Vol. 18, No. 8, pp. 1089–1092, 2000.
- [5] Kenji Kaneko, Fumio Kanehiro, Shuuji Kajita, Hirohisa Hirukawa, Toshikazu Kawasaki, Masaru Hirata, Kazuhiko Akachi, and Takakatsu Isozumi. Humanoid robot HRP-2. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1083 – 1090, 2004.
- [6] Yohei Kakiuchi, Shunichi Nozawa, Kimitoshi Yamazaki, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Assistive system research for creative life management on robotics and home economics. *Proceedings of IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*, pp. 151–156, 2013.
- [7] Kei Okada, Mitsuharu Kojima, Satoru Tokutsu, Yuto Mori, Toshiaki Maki, and Masayuki Inaba. Task guided attention control and visual verification in tea serving by the daily assistive humanoid HRP2JSK. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1551–1557, sep 2008.
- [8] Michael Beetz, Ulrich Klank, Ingo Kresse, Alexis Maldonado, Lorenz Mösenlechner, Dejan Pangercic, Thomas Ruhr, and Moritz Tenorth. Robotic

- roommates making pancakes. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 529–536, 2011.
- [9] Toshiharu Mukai, Shinya Hirano, Morio Yoshida, Hiromichi Nakashima, Shijie Guo, and Yoshikazu Hayakawa. Tactile-based motion adjustment for the nursing-care assistant robot RIBA. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 5435–5441, may 2011.
- [10] Kimitoshi Yamazaki, Ryouhei Ueda, Shunichi Nozawa, Mitsuharu Kojima, Kei Okada, Kiyoshi Matsumoto, Masaru Ishikawa, Isao Shimoyama, and Masayuki Inaba. Home-Assistant Robot for an Aging Society. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 100, No. 8, pp. 2429 – 2441, 2012.
- [11] DRC Finals. <http://archive.darpa.mil/roboticschallenge/>.
- [12] C G Atkeson, B P W Babu, N Banerjee, D Berenson, C P Bove, X Cui, M De-
donato, R Du, S Feng, P Franklin, M Gennert, J P Graff, P He, A Jaeger, J Kim,
K Knoedler, L Li, C Liu, X Long, T Padir, F Polido, G G Tighe, and X Xinjilefu.
No falls, no resets: Reliable Humanoid Behavior in the DARPA Robotics Chal-
lenge. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 623–630,
2015.
- [13] Jeongsoo Lim, Inwook Shim, Okkee Sim, Hyunmin Joe, Inhyeok Kim, Jungho
Lee, and Jun-ho Oh. Robotic Software System for the Disaster Circumstances :
System of Team KAIST in the DARPA Robotics Challenge Finals. In *IEEE-RAS
International Conference on Humanoid Robots*, pp. 1161–1166, 2015.
- [14] R Cisneros, S Kajita, T Sakaguchi, S Nakaoka, M Morisawa, K Kaneko, and
F Kanehiro. Task-level teleoperated manipulation for the HRP-2Kai humanoid
robot. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 1102–1108,
2015.
- [15] Ryohei Ueda, Yohei Kakiuchi, Shunichi Nozawa, Kei Okada, and Masayuki Inaba.
Anytime error recovery by integrating local and global feedback with monitoring

- task states. *IEEE International Conference on Advanced Robotics*, pp. 298–303, 2011.
- [16] Mitsuharu Morisawa, Kenji Kaneko, Fumio Kanehiro, Shuuji Kajita, Kiyoshi Fujiwara, Kensuke Harada, and Hirohisa Hirukawa. Motion planning of emergency stop for humanoid robot by state space approach. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2986–2992, 2006.
- [17] S. Nozawa, E. Kuroiwa, K. Kojima, R. Ueda, M. Murooka, S. Noda, I. Kumagai, Y. Ohara, Y. Kakiuchi, K. Okadad, 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. 797–804, 2015.
- [18] Jerry Pratt, John Carff, and Sergey Drakunov. Capture Point : A Step toward Humanoid Push Recovery. In *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 200–207, 2006.
- [19] François Keith, Nicolas Mansard, Sylvain Miossec, and Abderrahmane Kheddar. Optimization of tasks warping and scheduling for smooth sequencing of robotic actions. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1609–1614, 2009.
- [20] Nicolas Mansard, Olivier Stasse, and Kazuhito Yokoi. Visually-Guided Grasping while Walking on a Humanoid Robot. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, No. April, pp. 10–14, 2007.
- [21] Nicolas Mansard, Olivier Stasse, Paul Evrard, and Abderrahmane Kheddar. A Versatile Generalized Inverted Kinematics Implementation for Collaborative Working Humanoid Robots : The Stack of Tasks. In *International Conference on Advanced Robotics*, No. 8, pp. 1–8, 2009.

- [22] Nicolas Mansard and François Chaumette. Tasks sequencing for visual servoing. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 992–997, 2004.
- [23] 植田亮平. 認識計画実行機能の評価制御機構を備えた等身大ヒューマノイド統合システムの研究. 東京大学情報理工学系研究科創造情報学専攻博士論文, pp. 1–211, 2016.
- [24] Paul Michelman and P. Allen. Shared autonomy in a robot hand teleoperation system. In *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, 1994.
- [25] Gordon Cheng and Alexander Zelinsky. Supervised autonomy: a framework for human robot systems development. *Information Sciences*, Vol. 10, No. 3, pp. 251–266, 2001.
- [26] 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, and 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 (Humanoids 2015)*, pp. 797–804, November 2015.
- [27] Ryusuke Adachi, Shigeru Kanzaki, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Load distributed whole-body motion generation method for humanoids by minimizing average joint torque ratio. *Intelligent Autonomous Systems 9*, pp. 804 – 811, 2006.
- [28] Haruyuki Yoshida, Kenji Inoue, Tatsuo Arai, and Yasushi Mae. Mobile Manipulation of Humanoid Robots -Optimal Posture for Generating Large Force Based on Statics-. *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, No. May, pp. 2271–2276, 2002.

- [29] Shintaro Noda, Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohoei Kakiuchi, Kei Okada and 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, may 2014.
- [30] Oussama Khatib, Peter Thaulad, and Jaeheung Park. Torque-position transformer for task control of position controlled robots. *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1729–1734, May 2008.
- [31] Taizo Yoshikawa and Oussama Khatib. Compliant motion control for a humanoid robot in contact with the environment and humans. *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 211–218, September 2008.
- [32] J Urata, Y Nakanishi, K Okada, and M Inaba. Design of high torque and high speed leg module for high power humanoid. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4497–4502, October 2010.
- [33] S. Trujillo and Mark Cutkosky. Thermally constrained motor operation for a climbing robot. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009. ICRA '09.*, pp. 2362–2367, 2009.
- [34] H Hasunuma, K Nakashima, M Kobayashi, F Mifune, Y Yanagihara, T Ueno, K Ohya, and K. Yokoi. A tele-operated humanoid robot drives a backhoe. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 2998–3004, 2003.
- [35] Andrej Gams, Jesse Van Den Kieboom, Massimo Vespignani, Luc Guyot, Aleš Ude, and Auke Ijspeert. Rich periodic motor skills on humanoid robots: Riding the pedal racer. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2326–2332, 2014.
- [36] Noriaki Takasugi, Kunio Kojima, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki 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, Oct 2016.
- [37] Kohei Kimura, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Tricycle manipulation strategy for humanoid robot based on active and passive manipulators control. In *Proceedings of The 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5797–5804, Oct 2016.
- [38] Ken Masuya and Tomomichi Sugihara. Dead reckoning for biped robots that suffers less from foot contact condition based on anchoring pivot estimation. *Advanced Robotics*, No. August, pp. 1–15, 2015.
- [39] S. Thompson and S. Kagami. Humanoid robot localisation using stereo vision. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 19–25, 2005.
- [40] Nosan Kwak, Olivier Stasse, Torea Foissotte, and Kazuhito Yokoi. 3D grid and particle based SLAM for a humanoid robot. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 62–67, 2009.
- [41] Olivier Stasse, Andrew J Davison, Ramzi Sellaouti, Kazuhito Yokoi, and Cnrs Aist. Real-time 3D SLAM for Humanoid Robot considering Pattern Generator Information. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 348–355, 2006.
- [42] Giuseppe Oriolo, Antonio Paolillo, Lorenzo Rosa, and Marilena Vendittelli. Humanoid odometric localization integrating kinematic, inertial and visual information. *Autonomous Robots*, pp. 1–13, 2015.
- [43] Simon Thompson, Satoshi Kagami, and Koichi Nishiwaki. Localisation for autonomous humanoid navigation. *Proceedings of IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 13–19, 2006.
- [44] a. Hornung, K.M. Wurm, and M. Bennewitz. Humanoid robot localization in complex indoor environments. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1690–1695, 2010.

- [45] Ricardo Tellez, Francesco Ferro, Dario Mora, Daniel Pinyol, and Davide Faconti. Autonomous humanoid navigation using laser and odometry data. *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 500–506, 2008.
- [46] Maurice F Fallon, Matthew Antone, Nicholas Roy, and Seth Teller. Drift-free humanoid state estimation fusing kinematic, inertial and LIDAR sensing. *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 112–119, 2014.
- [47] R. Ozawa, Y. Takaoka, Y. Kida, K. Nishiwaki, J. Chestnutt, J. Kuffner, J. Kagami, H. Mizoguch, and H. Inoue. Using visual odometry to create 3D maps for online footstep planning. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 3, pp. 1–6, 2005.
- [48] Maurice F Fallon, Pat Marion, Robin Deits, Thomas Whelan, Matthew Antone, John Mcdonald, and Russ Tedrake. Continuous Humanoid Locomotion over Uneven Terrain using Stereo Fusion. *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 881–888, 2015.
- [49] Koichi Nishiwaki, Joel Chestnutt, and Satoshi Kagami. Autonomous navigation of a humanoid robot over unknown rough terrain. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 31, No. 11, pp. 1251—1262, 2012.
- [50] Joel Chestnutt, Yutaka Takaoka, Keisuke Suga, Koichi Nishiwaki, James Kuffner, and Satoshi Kagami. Biped navigation in rough environments using on-board sensing. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3543–3548, 2009.
- [51] Tobias Rodehutsors, Max Schwarz, and Sven Behnke. Intuitive Bimanual Telemanipulation under Communication Restrictions by Immersive 3D Visualization and Motion Tracking. In *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 276–283, 2015.

- [52] Neo Ee Sian, 横井一仁, 梶田秀司, 谷江和雄. ヒューマノイドロボットの全身遠隔操作システムのための全身運動生成法. *日本ロボット学会誌*, Vol. 22, No. 8, pp. 1013–1020, 2004.
- [53] Joel Chestnutt, Philipp Michel, Koichi Nishiwaki, James Kuffner, and Satoshi Kagami. An intelligent joystick for biped control. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2006, No. May, pp. 860–865, 2006.
- [54] Adam E. Leeper, Kaijen Hsiao, Matei Ciocarlie, Leila Takayama, and David Goswami. Strategies for human-in-the-loop robotic grasping. *ACM/IEEE Human-Robot Interaction*, pp. 1–8, 2012.
- [55] Iori Kumagai, Shintaro Noda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Whole body joint load reduction control for high-load tasks of humanoid robot through adapting joint torque limitation based on online joint temperature estimation. In *Proceedings of the 2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2014)*, pp. 463–468, November 2014.
- [56] Junichi Urata, Toshinori Hirose, Yuta Namiki, Yuto Nakanishi, Ikuo Mizuuchi, and Masayuki Inaba. Thermal control of electrical motors for high-power humanoid robots. In *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2047–2052. Ieee, September 2008.
- [57] Shintaro Noda, Masaki Murooka, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Online maintaining behavior of high-load and unstable postures based on whole-body load balancing strategy with thermal prediction. pp. 1166–1171, August 2014.
- [58] Kaneko Kenji, Kanehiro Fumio, Mitsuharu Morisawa, Kazuhiko Akachi, Miyamori Go, Atsushi Hayashi, and Noriyuki Kanehira. Humanoid robot hrp-4-humanoid robotics platform with lightweight and slim body. In *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4400–4407, 2011.

- [59] 堀洋一, 大西公平. 応用制御工学. 丸善, 1998.
- [60] Shuuji Kajita and Takashi Nagasaki. A running controller of humanoid biped HRP-2LR. *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 616–622, 2005.
- [61] Y. Hori and K. Ohnishi. *Ohyou-Seigyo Kougaku (Applied Control Engineering)*. Maruzen, 1998.
- [62] Yoshito Ito, Takuya Nakaoka, Junichi Urata, Kazuya Kobayashi, Shunich Nozawa, Yuto Nakanishi, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Design and development of high-output life-size humanoid with water-cooled motor and motor driver. In *Proceedings of The 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3433–3438, may 2014.
- [63] Iori Kumagai, Ryohei Ueda, Fumihito Sugai, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Achievement of localization system for humanoid robots with virtual horizontal scan relative to improved odometry fusing internal sensors and visual information. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 666–673, Oct 2016.
- [64] G. Klein and D.W. Murray. Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces. *IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp. 1–10, 2007.
- [65] Christian Forster, Matia Pizzoli, and Davide Scaramuzza. SVO : Fast Semi-Direct Monocular Visual Odometry. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2014.
- [66] A. Bachrach, S. Prentice, R. He, P. Henry, a. S. Huang, M. Krainin, D. Maturana, D. Fox, and N. Roy. Visual Odometry and Mapping for Autonomous Flight Using an RGB-D Camera. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 31, No. 11, pp. 1320–1343, 2012.

- [67] Christian Kerl, Jurgen Sturm, and Daniel Cremers. Robust odometry estimation for RGB-D cameras. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3748–3754, 2013.
- [68] Bernd Kitt, Andreas Geiger, and Henning Lategahn. Visual odometry based on stereo image sequences with RANSAC-based outlier rejection scheme. *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 486–492, 2010.
- [69] K. Nagatani, S. Tachibana, M. Sofne, and Y. Tanaka. Improvement of odometry for omnidirectional vehicle using optical flow information. In *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 468–473, 2000.
- [70] Kunio Kojima, Tatsuhi Karasawa, Toyotaka Kozuki, Eisoku Kuroiwa, Sou Yukizaki, Satoshi Iwaishi, Tatsuya Ishikawa, Ryo Koyama, Shintaro Noda, Fumihito Sugai, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki 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*, 2015.
- [71] a.W. Stroupe, M.C. Martin, and T. Balch. Distributed sensor fusion for object position estimation by multi-robot systems. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, , 2001.
- [72] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. *Probabilistic Robotics*. Intelligent robotics and autonomous agents. MIT Press, 2005.
- [73] Giorgio Grisetti, C Stachniss, and W Burgard. Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 23, pp. 34–46, 2007.
- [74] Mathieu Labb and Francois Michaud. Online Global Loop Closure Detection for Large-Scale Multi-Session Graph-Based SLAM. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2661–2666, 2014.

- [75] Ji Zhang and Sanjiv Singh. Visual-lidar Odometry and Mapping: Low-drift, Robust, and Fast. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2174–2181, 2015.
- [76] Satoshi Kagami, Koichi Nishiwaki, James J. Kuffner, Kei Okada, Masayuki Inaba, and Hirochika Inoue. Vision-based 2.5D terrain modeling for humanoid locomotion. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2141–2146, 2003.
- [77] Philipp Michel, Joel Chestnutt, Satoshi Kagami, Koichi Nishiwaki, James Kuffner, and Takeo Kanade. Online environment reconstruction for biped navigation. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2006, No. May, pp. 3089–3094, 2006.
- [78] Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Biped Humanoid Navigation System Supervised through Interruptible User-Interface with Asynchronous Vision and Foot Sensor Monitoring. In *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 273—278, 2014.
- [79] Armin Hornung, Kai M Wurm, Maren Bennewitz, Cyrill Stachniss, and Wolfram Burgard. OctoMap : An Efficient Probabilistic 3D Mapping Framework Based on Octrees. *Autonomous Robots*, Vol. 34, No. 3, pp. 189–206, 2013.
- [80] Iori Kumagai, Ryo Terasawa, Shintaro Noda, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and Masayuki Inaba. Achievement of recognition guided teleoperation driving system for humanoid robots with vehicle path estimation. In *Proceedings of the 2015 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2015)*, pp. 670–675, 2015.
- [81] 寺澤良, 熊谷伊織, 黒岩英則, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉 雅幸 (東大). ヒューマノイドによる車運転時の視覚認識や姿勢変化に応じた動作制御法. 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, pp. 1P2–C04, may 2015.

- [82] 寺澤良, 熊谷伊織, 野田晋太郎, 植田亮平, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸. 災害環境を想定したヒューマノイドの遠隔操作システムによる車運転の実現. 第33回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 3I3-02, sep 2015.
- [83] Susumu Tachi, Kiyoshi Komoriya, Kazuya Sawada, Takashi Nishiyama, Toshiyuki Itoko, Masami Kobayashi, and Kozo Inoue. Telexistence cockpit for humanoid robot control. *Advanced Robotics*, Vol. 17, No. 3, pp. 199–217, 2003.
- [84] DRC Garally. <http://www.theroboticschallenge.org/gallery-all>.
- [85] Jörn. W. M and Thomas F. Realizing complex autonomous driving maneuvers the approach taken by team CarOLO at the DARPA urban challenge. In *Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, pp. 232–236, 2008.
- [86] Yoshiaki Kuwata, Justin Teo, Gaston Fiore, Sertac Karaman, Emilio Frazzoli, and Jonathan P. How. Real-time motion planning with applications to autonomous urban driving. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 17, No. 5, pp. 1105–1118, 2009.
- [87] Yasuyoshi YOKOKOHJI, Shigemitsu NOMOTO, and Tsuneo YOSHIKAWA. Static evaluation of humanoid robot postures constrained to the surrounding environment through their limbs. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1856–1863, 2002.
- [88] K. Nishiwaki, S. Kagami, and H. Inoue. Object manipulation by hand using whole-body motion coordination. *IEEE International Conference Mechatronics and Automation*, Vol. 4, pp. 1778–1783, 2005.
- [89] K Yokoi, K Nakashima, M Kobayashi, H Mihune, H Hasunuma, Y Yanagihara, T Ueno, T Gokyuu, and K. Endou. A tele-operated humanoid robot drives a backhoe in the open air. *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 2, pp. 1117–1122, 2003.

- [90] Christopher Rasmussen, Kiwon Sohn, Qiaosong Wang, and Paul Oh. Perception and control strategies for driving utility vehicles with a humanoid robot. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 973–980. Ieee, September 2014.
- [91] Antonio Paolillo, Andrea Cherubini, Abderrahmane Kheddar, and Marilena Vendittelli. Toward Autonomous Car Driving by a Humanoid Robot : A Sensor-Based Framework. In *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 451–456, 2014.
- [92] Richard Roberts and Frank Dellaert. Direct Superpixel Labeling for Mobile Robot Navigation Using Learned General Optical Flow Templates. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1032–1037, 2014.
- [93] Arash Ajoudani, Jino Lee, Alessio Rocchi, Mirko Ferrati, Enrico Mingo Hoffman, Alessandro Settini, Darwin G Caldwell, Antonio Bicchi, and Nikos G Tsagarakis. A Manipulation Framework for Compliant Humanoid COMAN : Application to a Valve Turning Task. In *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 664–670, 2014.
- [94] Neville Hogan. Impedance control: An approach to manipulation. In *American Control Conference*, Vol. 107, pp. 304–313, 1984.
- [95] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. Controlling synchro-drive robots with the dynamic window approach to collision avoidance. In *Proceedings of the 1996 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 3, pp. 1280–1287, 1996.
- [96] Masato Abe. *Motion and Control of a Vehicle (in Japanese)*. Tokyo Denki University Press, 2 edition, 2012.
- [97] Morgan Quigley, Brian Gerkey, Ken Conley, Josh Faust, Tully Foote, Jeremy Leibs, Eric Berger, Rob Wheeler, and Andrew Ng. ROS : an open-source Robot Operating

- System. In *Open-Source Software workshop of the International Conference on Robotics and Automation*, 2009.
- [98] Yohei Kakiuchi, Kunio Kojima, Eisoku Kuroiwa, Masaki Murooka, Shintaro Noda, Iori Kumagai, Ryohei Ueda, Fumihito Sugai, Shunichi Nozawa, Kei Okada, and 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*", 2015.
- [99] DARPA Robotics Challenge Finals in DARPAtv. <https://www.youtube.com/user/DARPAtv/featured>.
- [100] 金広 文男, 森澤 光晴, SULEIMAN Wael, 金子 健二, 吉田 英一. 実機の物理的制約を考慮した即応的脚動作生成手法. *日本ロボット学会誌*, Vol. 28, No. 10, pp. 1251–1261, 2010.
- [101] Eric Larsen, Stefan Gottschalk, Ming C Lin, and Dinesh Manocha. Fast Proximity Queries with Swept Sphere Volumes. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3719–3726, 2000.
- [102] Carlos E. Agüero, Nate Koenig, Ian Chen, Hugo Boyer, Steven Peters, John Hsu, Brian Gerkey, Steffi Paepcke, Jose L. Rivero, Justin Manzo, Eric Krotkov, and Gill Pratt. Inside the Virtual Robotics Challenge: Simulating Real-Time Robotic Disaster Response. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. 12, No. 2, pp. 494–506, 2015.
- [103] Yu Ohara, Masaki Murooka, Ryohei Ueda, Shunichi Nozawa, Yohei Kakiuchi, Kei Okada, and 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 (Humanoids 2015)*, pp. 373–380, November 2015.

- [104] 黒岩英則. 等身大ヒューマノイドにおける環境接触状況に応じた脚腕協調全身行動実現に関する研究. 東京大学大学院情報理工学系研究科修士論文, pp. 1—134, 2016.
- [105] 小島邦生, 唐澤達史, 上月豊隆, 黒岩英則, 柚木崎創, 岩石智志, 石川達矢, 小山遼, 野田晋太郎, 植田亮平, 菅井文仁, 野沢峻一, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸. 高速大出力ヒューマノイドの研究用プラットフォーム jaxon の開発. 日本ロボット学会誌, Vol. 34, No. 7, pp. 458–467, 2016.
- [106] Rosen Diankov and James Kuffner. OpenRAVE: A Planning Architecture for Autonomous Robotics. Technical report, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, July 2008.
- [107] 浦田順一, 中西雄飛, 岡田慧, 稲葉雅幸. 高速・高トルク動作のための大出力2脚ロボットの開発. 日本ロボット学会誌, Vol. 28, No. 7, pp. 865–871, 2010.
- [108] 中岡卓也, 浦田順一, 柚木崎創, 伊藤佳人, 小林一也, 中西雄飛, 岡田慧, 稲葉雅幸. 全身大出力ヒューマノイドのための液冷ダブルモータユニットを備えた二脚ロボットの設計と実装. 第31回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 1C1–05, sep 2013.
- [109] 小島邦生, 唐澤達史, 上月豊隆, 黒岩英則, 柚木崎創, 岩石智志, 石川達矢, 小山遼, 野田晋太郎, 菅井文仁, 野沢峻一, 垣内洋平, 岡田慧, 稲葉雅幸. 実践を意識した大出力等身大ヒューマノイドロボット JAXON の設計と実装. 第33回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. AC3I1–06, 2015.
- [110] JR3, Inc. - Home. <http://www.jr3.com/>.
- [111] MTi 100-series - Products - Xsens 3D motion tracking. <http://www.xsens.com/products/mti-100-series/>.
- [112] Multisense SL - Carnegie Robotics. <http://carnegierobotics.com/multisense-sl>.

- [113] N. Ando, T. Suehiro, K. Kitagaki, and T. Kotoku. 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.
- [114] N. Ando, T. Suehiro, K. Kitagaki, and T. Kotoku. Composite component framework for RT-middleware (robot technology middleware). In *Proceedings of the 2005 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, pp. 1330–1335, 2005.
- [115] OpenRTM-aist official webpage. <http://openrtm.org/openrtm/ja/content/openrtm-aist-official-website>.
- [116] hrpsys-base. <http://code.google.com/p/hrpsys-base/>.
- [117] F.Kanehiro, H.Hirukawa, and S.Kajita. OpenHRP: Open Architecture Humanoid Robotics Platform. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 23, No. 2, pp. 155–165, 2004.
- [118] 金広文男, 藤原清司, 梶田秀司, 横井一仁, 金子健二, 比留川博久, 中村仁彦, 山根克. ヒューマノイドロボットソフトウェアプラットフォーム OpenHRP. 日本ロボット学会誌, Vol. 21, No. 7, pp. 785–793, 2003.
- [119] 金広文男, 宮田なつき, 梶田秀司, 藤原清司, 比留川博久, 中村仁彦, 山根克, 山海嘉之, 川村祐一郎, 小原一太郎, 河村進. ヒューマノイドの実時間制御ソフトウェア開発環境: OpenHRP. 第19回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 167–168, 2001.
- [120] 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.
- [121] 神徳徹雄, 安藤慶昭, 末廣尚士. RTミドルウェアを用いた分散コンポーネントフレームワーク - RTミドルウェアの機能拡張の検討 -. 第24回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, p. 2N22, 2006.

- [122] 中岡慎一郎, 安藤慶昭, 神徳徹雄. 分散コンポーネント型ロボットシミュレータ・アーキテクチャ - RT コンポーネントを用いた実機と可換な制御ソフトウェア開発機能 -. 日本ロボット学会誌, Vol. 26, No. 5, pp. 407–410, 2008.
- [123] N. Koenig and A. Howard. Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 3, 2004.
- [124] 垣内洋平, 室岡雅樹, 野田晋太郎, 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. 日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1C3–08, 2013.
- [125] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and Andrew Y. Ng. ROS: an open-source Robot Operating System. In *Open-Source Software Workshop of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2009.
- [126] 岡田慧. ROS (Robot Operating System) . 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 9, pp. 830–835, 2012.
- [127] 岡田慧, 斎藤学, 東騁, 三木田浩行, 野沢俊一, 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, 9 2012.
- [128] Radu Bogdan Rusu and Steve Cousins. 3D is here : Point Cloud Library (PCL). In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1–4, 2011.
- [129] 松井俊浩. オブジェクト指向型ロボットプログラミング言語 EusLisp. コンピュータソフトウェア, Vol. 23, No. 2, pp. 62–71, 2006.

以上

1p ~ 230p 完

博士論文

平成29年2月10日提出

熊谷 伊織