

博士学位論文

移動ロボットにおける  
外部環境認識に関する研究

平成 22 年 3 月

九州工業大学大学院生命体工学研究科

神 田 敦 司



## 目次

第1章	序論.....	3
1.1	研究背景.....	3
1.2	本論文の目的.....	7
1.3	本論文の内容・構成.....	8
第2章	不整地移動ロボットの開発.....	17
2.1	はじめに.....	17
2.2	仕様.....	18
2.2.1	不整地移動ロボットの変遷.....	18
2.2.2	センサ.....	19
2.2.3	コントローラ.....	20
2.3	性能評価.....	29
2.4	不整地移動ロボットの開発に関する考察.....	32
第3章	受動リンク機構を用いた環境認識システム.....	35
3.1	はじめに.....	35
3.2	環境認識システムの概要.....	36
3.2.1	環境情報.....	36
3.3	クラスタリング手法の検討.....	42
3.3.1	主成分分析 (Principle Component Analyses : PCA).....	43
3.3.2	k-means(c-means)法.....	50
3.3.3	自己組織化マップ(Self-Organizing Map : SOM).....	54
3.4	環境認識システムの性能評価.....	64
3.5	次元圧縮情報を用いた環境認識システムの性能評価.....	67
3.6	受動リンク機構を用いた環境認識システムに関する考察.....	70
第4章	全方位カメラを用いた環境認識及び自己位置推定システム.....	73
4.1	はじめに.....	73
4.2	環境認識システムの概要.....	74

4.2.1	全方位視覚センサの製作 .....	75
4.2.2	全方位画像のパノラマ化 .....	77
4.3	特徴量抽出手法の検討 .....	81
4.3.1	画像のフーリエ変換 .....	81
4.3.2	自己位置推定システムとしての性能評価 .....	87
4.3.3	自己組織化マップを用いたテンプレート生成手法の検討 .....	94
4.4	全方位カメラを用いた環境認識及び自己位置推定システムに関する考察... .....	100
第5章	結論 .....	103
5.1	結論と考察 .....	103
5.2	今後の展望 .....	106

参考文献

謝辞

## 図表一覧

Fig. 1.1 Example of autonomous behavior.....	10
Fig. 1.2 Yasukawa ARM.....	10
Fig. 1.3 ASIMO(HONDA).....	10
Fig. 1.4 Sojourner.....	11
Fig. 1.5 Micro5.....	11
Fig. 1.6 Shrimp.....	11
Fig. 1.7 CRAB.....	11
Fig. 1.8 IBOT3000.....	12
Fig. 1.9 Freedom.....	12
Fig. 1.10 Zero Carrier.....	12
Fig. 1.11 チャリベえ.....	12
Fig. 1.12 Halluc II.....	13
Fig. 2.1 Overview of Zaurus.....	21
Fig. 2.2 Circuit configuration of P2.....	22
Fig. 2.3 System of P2.....	22
Fig. 2.4 Model of P2.....	23
Fig. 2.5 Circuit configuration of P3.....	23
Fig. 2.6 System of P3.....	24
Fig. 2.7 Model of P3.....	24
Fig. 2.8 Velocity sensor.....	26
Fig. 2.9 Potentiometer.....	27
Fig. 2.10 ICONNECT of Zaurus controller.....	27
Fig. 2.11 GUI of controller.....	28
Fig. 2.12 Climbing over the 0.18m bump using neural network controller.....	30
Fig. 2.13 Velocity of Zaurus.....	31
Fig. 2.14 Pitch angular velocity.....	31

Fig. 3.1 Environment recognition system concept .....	37
Fig. 3.2 Sketch of Zaurus .....	38
Fig. 3.3 Label of attitude of robot.....	38
Fig. 3.4 Front angle (Target velocity = 0.05m/sec) .....	39
Fig. 3.5 Side angle (Target velocity = 0.05m/sec).....	39
Fig. 3.6 Pitch angle (Target velocity = 0.05m/sec).....	40
Fig. 3.7 Front angular velocity (Target velocity = 0.05m/sec) .....	40
Fig. 3.8 Side angular velocity (Target velocity = 0.05m/sec).....	41
Fig. 3.9 Pitch angular velocity (Target velocity = 0.05m/sec) .....	41
Fig. 3.10 Result of PCA : First-Second principle component .....	45
Fig. 3.11 Result of PCA : First-Second principle component .....	45
Fig. 3.12 Result of PCA : Second-Third principle component.....	46
Fig. 3.13 Result of PCA : Second-Third principle component.....	46
Fig. 3.14 Result of PCA : First-Second-Third principle component.....	47
Fig. 3.15 Result of PCA : Second-First-Third principle component.....	47
Fig. 3.16 Result of PCA : Second-Third-Fourth principle component.....	48
Fig. 3.17 Result of PCA : Third-Second-Fourth principle component.....	48
Fig. 3.18 Result of PCA : Third-Fourth-Fifth principle component.....	49
Fig. 3.19 Result of PCA : Fourth-Third-Fifth principle component.....	49
Fig. 3.20 STEP 1 .....	51
Fig. 3.21 STEP 2.....	51
Fig. 3.22 STEP 3.....	52
Fig. 3.23 STEP 4.....	52
Fig. 3.24 The result of k-means analysis: 9 class .....	53
Fig. 3.25 The result of k-means analysis : 27class .....	53
Fig. 3.26 Characteristic of SOM.....	55
Fig. 3.27 STEP 1 .....	56

Fig. 3.28 STEP 2.....	56
Fig. 3.29 STEP 3.....	57
Fig. 3.30 STEP 4.....	58
Fig. 3.31 Model of Zaurus .....	59
Fig. 3.32 Model of front fork.....	59
Fig. 3.33 Model of side link .....	60
Fig. 3.34 Model of rear link.....	61
Fig. 3.35 Color bar.....	63
Fig. 3.36 The classification analysis result of the SOM : Attitude of a robot .....	63
Fig. 3.37 The classification analysis result of the SOM : Height of bumps.....	63
Fig. 3.38 The experimental environment for the evaluation of the proposed system .	65
Fig. 3.39 The experiment result of the proposed system :.....	66
Fig. 3.40 The comparison result of calculation time .....	68
Fig. 3.41 Comparison original environmental data with compression environmental data .....	69
Fig. 3.42 Comparison original environmental data with compression environmental data .....	69
Fig. 4.1 The environment recognition system concept.....	75
Fig. 4.2 The comparison result of the Camera: .....	76
Fig. 4.3. USB Camera : QCAM-200V .....	76
Fig. 4.4 3D-CAD design.....	76
Fig. 4.5 Omni-Vision.....	76
Fig. 4.6 Gaussian filter (3 x 3).....	78
Fig. 4.7 Image binarization.....	80
Fig. 4.8 Hough transform .....	80
Fig. 4.9 Image panorama expansion.....	80
Fig. 4.10 The feature image of FFT of Omni-vision.....	85

Fig. 4.11 Inverse FFT image after filtering .....	86
Fig. 4.12 The experimental environment : RoboCity .....	89
Fig. 4.13 Template position .....	89
Fig. 4.14 The relation image distance with image correlation value.....	90
Fig. 4.15 The result of template matching using FFT's frequency: Calculation time.	90
Fig. 4.16 The result of template matching using FFT's frequency: Recognition ratio	91
Fig. 4.17 The Inverse FFT image after low pass filter 4 x 80 .....	91
Fig. 4.18 The experimental result of the proposed system:.....	92
Fig. 4.19 The comparison template picture with 20cm moved picture .....	92
Fig. 4.20 The simulation result of the proposed system .....	93
Fig. 4.21 The comparison Point 4 with Point 25 .....	93
Fig. 4.22 Average template image .....	95
Fig. 4.23 Template image made by SOM.....	95
Fig. 4.24 Learning Result of SOM : Template Image .....	96
Fig. 4.25 The template matching result of average image.....	97
Fig. 4.26 The template matching result of average image.....	97
Fig. 4.27 The matching result using Template made by SOM .....	98
Fig. 4.28 The matching result using Template made by SOM .....	98
Fig. 4.29 Interpolation image .....	99
Fig. 5.1 Gradient image at same location .....	105
Fig. 5.2 The proposed system concept .....	106
Table 2.1 Specification of P2.....	25
Table 2.2 Specification of P3.....	25
Table 2.3 Comparison of experimental results using PID and neural network controller.....	30
Table 3.1 Symbols of PCA .....	43

Table 3.2 Symbols of k-means .....	50
Table 3.3 Symbols of SOM .....	55
Table 3.4 Length of link .....	59
Table 3.5 Status of SOM.....	62
Table 3.6 The comparison result of the proposed system :Controller evaluation .....	65
Table 3.7 The contribution ratio of the basic environmental data :.....	68
Table 4.1 Symbols of image processing .....	77



# 第 1 章

## 序論



# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

現在、ロボットは様々な分野での活躍が注目され運用されている。ロボットの活躍分野は主な第2次産業だけでなく、第1次産業はもちろんのこと、第3次産業分野にも、また日常生活空間、さらには娯楽の分野にも及んでいる。産業の分野においては、連続的な作業や高度な作業の自動化を図るためのロボットの開発が行われ効率化が図られており、生活空間においては近年、家事や介護作業の補助として運用され、娯楽の分野においては、比較的安価にロボットのキットが市販されている。ここで現在の日本におけるロボットの定義について述べると、ロボットとは以下に大別されている[1.1].

- ・ある範囲内で自律的に人間の代行が可能な機械
- ・人に近い形および機能を持つ機械

例を挙げると、前者は産業用の組み立てや溶接を行う産業用ロボット(Fig. 1.2)等であり、後者は本田技研工業が開発した ASIMO 等の2足歩行が可能な人型ロボット(Fig. 1.3)等である。ロボットは作業する手、移動するための足、五感に相当する受容器、自身の状態を認識するための固有覚、そしてそれらを統括する脳、等を持つ柔らかい機械であると定義されている[1.2].

このようなロボットを自律化するためには、センシング、マニピュレーション、移動、そのためのハードウェアやエネルギー供給、安全性など、多様な技術が必要とされる。たとえば、Fig. 1.1 に示すように、ロボットがある開始位置から目的位置へ向かうためには、センサ情報から周辺環境を認識（環境認識）し、自分の現在の位置情報を推定（自己位置同定）した後に、目的位置までの最適な経路を探索（経路計画）する必要がある。そして、目的位置へ到達するための機構（機構設計・開発）の制御（制御）を行いながら、探索した経路を障害物検出・回避（障害物回避）又は、それらの行動を選択（行動決定）しつつ目的地に到達する。上記の例に挙げられるように自律化には様々な技術が必要であり、これまで多種多様な技術が開発されてきている。これらの技術の中で環境認識は、自己位置推定、経路計画、障害物回避のどの技術にも関連している。本論文では、ロボットを構成する基本要素である「移動機構」と自律型移動ロボットの基板技術として挙げられる「環境認識」について論ずる。

移動機構の性能は、土木、建築分野等の屋外作業や工場内の部品搬送作業等の効率を決定付ける最も大きな要因の一つである。陸上における移動機構には車輪型、クローラ型、脚型等が

あり，これらの移動機構の特性は移動方向や不整地走破能力などの環境適用性，機構や制御の複雑さ，エネルギー効率，移動速度，姿勢安定性などの要素によって評価することができる。

移動機構のなかでも車輪型の移動機構はエネルギー効率が高く，他の移動機構と比較して制御が容易であり，長年の経験的な知識や技術の蓄積があるため最も広く用いられている．たとえば，通常の子輪型移動機構では車輪を車体に対して垂直に配置されているが，配管内の検査ロボットでは車輪を水平に設置することで移動を行う手法[1.3]など，車輪設置機構の工夫だけでなく，車輪の配置手法に至るまで様々な技術が開発されている．一方で，車輪型移動機構では一般的に慣性力を用いない場合，車輪径の 1/3 程度の段差しか乗り越えられないため，不整地における走破能力が低いという欠点をもつ[1.4]．このような欠点を補うための車輪型移動機構における不整地走行手法は 2 つに分類できる．凹凸面に車輪が接触した際，受動的に乗り越える方法と，能動的に乗り越える方法である．

受動型では乗り越え専用のアクチュエータを必要とせず，車輪が段差に接触した時に発生する力を利用して段差乗り越えを行う．複雑な制御を行うことなく機構が受動的に段差乗り越えを実現するので高精度な段差認識を行う必要がなく，昇降専用のアクチュエータを増やす必要がない．そのため機構の小型化，軽量化を図ることが可能である．しかし，このような受動機構を開発することは大変困難であるため，機構の最適化や構造の策定等においてさまざまな工夫が必要となる．

受動機構を採用した移動機構の開発例として，火星探査ローバ Sojourner に採用されたロッカー・ボギー機構[1.5][1.6] (Fig. 1.4)，PEGASUS[1.7] (Fig. 1.5)や EPFL が開発したリンク機構を有する Shrimp[1.8] (Fig. 1.6)や CRAB[1.9] (Fig. 1.7)，埼玉大学と理化学研究が開発したホロノミック全方位移動ロボット[1.10]が挙げられる．ロッカー・ボギー機構はロッカーアームとボギーアームを接続しているジョイントが受動的に回転することにより，常に床面と車輪が接触して滑らかな乗り越え動作を実現し，車輪径の 1.5 倍の段差を乗り越えることが可能となる．PEGASUS は 4 輪駆動車をベースに，1 輪をロータリジョイント経由で中央に付加した機構である．4 輪駆動車に比べて大きな走破性の向上が得られるが，前進方向にしか走破性能を得ることが出来ない課題を持つ．Shrimp は多数のリンクを用いて走破性向上を図っている．走破性能は，車輪径の 2 倍の段差まで乗り越えることができるが，構造が複雑になるので，小型化が難しい面もある．そこで，ロッカー・ボギー機構と同様の車輪配置で開発された CRAB は Shrimp

の発展型として開発された機構である。これら受動機構を持つ車輪型移動ロボットは惑星探査ロケットに搭載するために軽量・小型化する必要がある惑星探査ローバとしての運用を期待されている。ホロノミック全方位移動ロボットは全方位移動機構の持つ車輪の形状のため、多少の凹凸でも走破困難であるので、ロッカー・ボギー機構を搭載することで全方位移動機構の有用性を確保している。

能動型は乗越えのための専用アクチュエータが必要となり機体重量が増大する。また、段差認識用のセンサを搭載する必要があり、制御は複雑になる。開発例として、ジョンソン・エンド・ジョンソン社が開発した4輪駆動の電動車椅子IBOT3000(Fig. 1.8), 玉川大学の階段昇降可能な車椅子フリーダム (Fig. 1.9)等が挙げられる。IBOT3000はシート部のジャイロセンサーにより、常に水平位置に保てる。運転モードはキャスターと後輪による通常の二輪駆動, 砂利道等の悪路における四輪駆動, 二輪による直立駆動, 階段昇降での四輪が回転するモードがある。玉川大学のフリーダムは, 小さなタイヤ計4つからなる後部の駆動輪, および4つのキャスターからなる前輪によって走行する。後部の4つのタイヤはプーリと回転アームによって一体化されている。プーリがモータと4つのタイヤを連結しており, 後輪が段差に接触すると, 4つのタイヤとプーリが巧に回転して階段を登る。

これらの機構に加え, 不整地走行ロボットには, 脚型移動機構の不整地能力の高さを活かしつつ, その移動速度の遅さを車輪型やクローラ型を装備することで改善したハイブリッド型移動機構がある。

開発例として Zero Carrier[1.11] (Fig. 1.10)やチャリベえ[1.12](Fig. 1.11), Halluc (Fig. 1.12)等が挙げられる。Zero Carrierは本体と8本の脚から構成されており, 脚はそれぞれユニット化されている。脚の上下運動を独自に行う8つのモータとロボット走行を行う4つのモータの全12つで構成されている。階段昇降はステップごとに脚の上下と車輪による前進を行う。チャリベえは脚車輪分離型移動ロボットで, 3自由度の脚を4本と本体の左右に車輪を装備している。不整地移動用の4本の脚と2本の車輪で本体を支持する脚車輪モードと整地走行用の脚の関節部に取り付けた小型のオムニホイールを使う車輪モードがある。チャリベえの最大の特徴は人が搭乗することができることと, 内界センサのみによる状況判断機能である。Halluc2は千葉大学未来ロボット技術研究センターとリーディング・エッジ・デザイン社により開発された「多関節ホイール・モジュール」を持つ移動ロボットである。8本の脚・車輪を持ち, 脚一つにモ

ータが7個ついており、自由度は40（関節32，タイヤ8）ある。一部の関節はダブルモータとなっており、協調動作や、タイミングをずらすことで素早く反転可能である。この多自由度、多関節により、車両・昆虫・動物モードの3形態に変形可能であり、走行・歩行を切り替えることで車輪型・脚式いずれとも異なる移動性能を実現している。

このような移動ロボットを自律化するためには、機構に問わず外部環境を常時センシングする必要がある。センシング方式には一般に接触式、非接触式があるが、どちらの場合であっても外界を計測しようとする時、以下のことが重要となる。

- ・検出を必要とする距離はどのくらいか？
- ・物体の検出に必要な分解能が得られるか？
- ・センシングは“能動的”であるか“受動的”であるか？

能動的なセンシングとは、赤外線や超音波、光を用い、その反射を検出して環境を知ることである。超音波センサやレーザレンジファインダは音波や光の反射を検出して測定を行う能動的なセンサの一種である。受動的なセンシングとは、自然に存在する電磁波等を受けて環境を知ることである。光を受光することで映像を得るカメラや接触式のセンサは受動的なセンシングの一種である。

能動的なセンシング手法の内、レーザレンジファインダは、近年のロボット分野において非常に多くの用途で利用されており、SLAM や位置推定、2次元、3次元の環境マップ作成、障害物及び人検出、位置推定など優れた研究成果が数多くある[1.13]-[1.16]。

受動的なセンシング手法を用いた環境認識手法の開発として接触センサやカメラを用いたセンシングが挙げられる。接触センサの内、圧力センサを用いた物を触覚センサとして多指ハンドの指先に搭載し面歪みの検出を行っている[1.17]。カメラ映像の持つ情報量はレーザレンジファインダなどに比べて大きく、様々な前処理を行うことで多様な情報を抽出できる[1.18][1.19]。しかし、カメラは日照の変化による影響を受けやすく、また搭載した装置の状態によっては得られた画像は形状が変形していたり回転していたりと、そのままでは扱いづらい。そのため、画像に様々なフィルタリングを行うことで必要な情報を正確に抽出する手法が数多く開発されてきている。これらの手法の中で、画像を特徴量に変換することで、それまで画像には適用出来なかったフィルタリング処理を行えるようにする手法がある[1.20]。また近年、日照の影響やランドマークの大きさや形状によらない特徴量の抽出も可能となった

[1.21]-[1.28]. これらの技術開発により、正確なランドマーク抽出が可能となるので、ロボットの自己位置推定や移動体の検出、標識認識など、車載用画像処理技術としても様々な研究成果が報告されている[1.29]-[1.31]. また、ステレオカメラを用いることで、奥行き情報も取得可能となるため、環境マップ作成にも用いられている[1.32]-[1.36]. 近年、単一のセンサのみで環境認識を行うだけでなく、センサフュージョンを行うことでより精度の高い環境認識、自己位置推定、環境マップ作成の手法が数多く報告されている[1.37]-[1.40].

上記で述べたように、非接触式のセンシング技術を用いた環境認識手法は数多く研究されてきている。その中で、代表的な手法はあらかじめ運用先の地図を構築し、地図と現在の状況と比較・マッチングを行うことで現在の環境を認識し、自己位置の推定などを行う手法である[1.41]-[1.44]. 本研究でも、事前に地図やデータベースを構築した後に環境の認識を行う手法を導入する。

## 1.2 本論文の目的

不整地移動ロボットを外部環境下で自律的に運用するためには、不整地に対応可能な移動機構の開発だけでなく、環境の認識を行い、状況に応じて適した様々な行動、制御をする必要がある。著者らはこれまで、Shrimp を参考に車輪型移動ロボット Zaurus を試作し、PID およびニューラルネットワークを用いた制御系の性能評価を行ってきた[1.45]-[1.47]. また、受動リンクを接触センサとして用いて、リンク情報のクラスタリングを行うことで環境を認識するシステムの開発に取り組んできた[1.48]-[1.51]. そこで、本研究では以下の項目を目的とする。

- ・高容量データベースを有した受動リンク機構を持つロボットのリンク情報を用いてロボットが外部環境を認識するシステムの開発
- ・全方位画像の特徴量を用いてロボットが外部環境を認識するシステムの開発

近年、レーザーレンジや画像を用いた地形認識手法[1.53]等や、ステレオカメラを用いた 3 次元環境地図構築手法[1.53]が開発されてきているが、ロボットの制御に適用された例はほとんどない。より実環境に適した動作を実現するためにはロボットがリアルタイムに地形認識を行う必要がある。そこで、本研究では地形情報を用いたシステムの開発を行い、ロボットへ適用した。これまで段差のみを基本情報として地形の推定が可能な環境認識システム開発を行ってきた。しかし、実際の建物内には、斜面や連続段差（階段）など様々な地形が存在しており、

段差のみでは補完することが難しい。そこでより膨大なデータベースを保有しつつリアルタイムで認識可能なシステムの開発を行う。

外部環境認識用の非接触式センサとしてカメラを選択した。カメラで取得可能な画像は多くの情報を保有しており、様々なフィルタリング処理を行うことで必要な情報を抽出可能である。また、カメラにも単眼、ステレオ、全方位視覚があるが、本研究では全方位視覚を採用した。全方位視覚を用いた環境認識手法は多数報告されている[1.54]-[1.62]。これは、全方位視覚を使うことで、周囲の状況を一度に取得可能であるからである。そのため、環境マップやテンプレート作成の際の作業時間を削減可能となり、また、ロボットの姿勢によらない自己位置推定などが行える。本研究では代表的な手法である、あらかじめ運用先の地図を構築した上で、現在の状況と比較・マッチングを行いつつ環境を認識する手法を用いる。本手法の場合、記憶するデータ量が膨大となる、膨大になると比較・マッチングに必要な計算量も膨大となる。そこで、取得した画像を特徴量に変換することで、情報量の削減をはかる。

これら地形情報による環境認識システムと全方位視覚による自己位置同定システムを融合したシステムはデータベースを保有し、データベースを基に環境を認識する。また、データベースが持つ分類された環境にアプリケーションを対応づけることで、環境認識と行動決定が可能となるシステムの構築を行う。これにより、カメラを用いた環境認識手法で自己位置の同定を行いつつ、常時受動リンクを用いた環境認識手法で状況、環境に適した行動を選択可能となる。また、自己位置推定と行動決定を地点情報の取得が難しい際に地点情報を用いて補正が可能であり、地形情報が不明の場合でも、地点情報に従って行動を行うことが可能となる。本システムを用いることで、採掘現場や災害地などの周囲の環境に差異がない場所でも、地形情報を元に推定精度の向上を図れる。これにより、立ち入り禁止区域の見回りロボットなどへの運用が期待できる。現在、立ち入り禁止区域に設置が検討されているシステムの開発等は具体的に行われていない。立ち入り禁止区域は人間には作業が難しい空間であるし、日常空間に立ち入り禁止区域は多数存在している。そこで、将来的にはより人が安全に生活可能となるために、このようなシステムが必要となってくるのではないかと考えられる。

### 1.3 本論文の内容・構成

本論文は全5章から構成される。第1章では自律型ロボットに必要な技術について紹介する。

第2章では本研究室で開発し、本システム搭載対象である受動リンク機構を持つ車輪型移動ロボット“Zaurus”の紹介し、第3章では受動リンク機構を用いた環境認識システムの検証を行う。第4章では全方位視覚と特徴量抽出手法を用いた環境認識システムについて検証を行い、第5章において本研究の考察を行う。

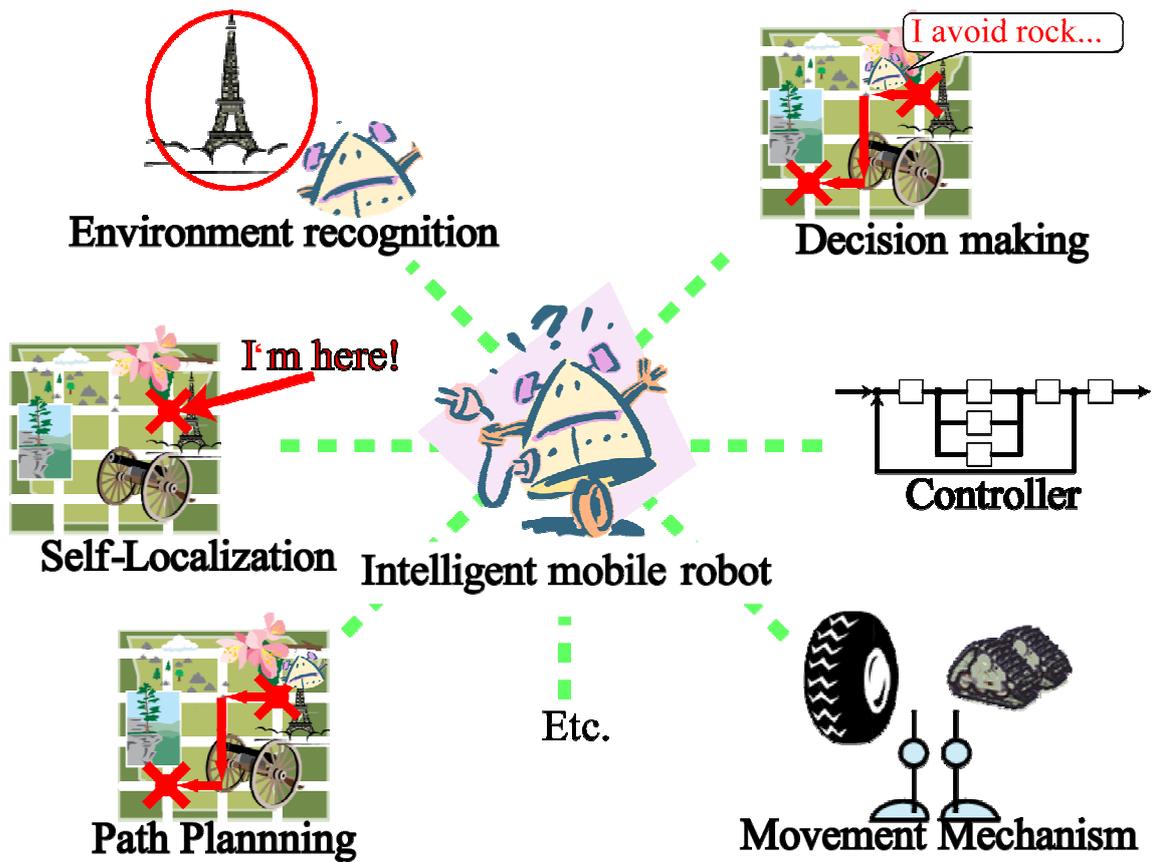


Fig. 1.1 Example of autonomous behavior



Fig. 1.2 Yaskawa ARM  
<http://www.yaskawa.co.jp/business/robot/index.html>



Fig. 1.3 ASIMO(HONDA)  
<http://www.honda.co.jp/ASIMO/history/asimo/index.html>



Fig. 1.4 Sojourner

[<http://marsprogram.jpl.nasa.gov/MPF/mpf/rover.html>]



Fig. 1.5 Micro5

[<http://homepage3.nifty.com/tompei/AdvancedRobots.htm>]



Fig. 1.6 Shrimp

[[http://www.ethz.ch/index\\_EN](http://www.ethz.ch/index_EN)]

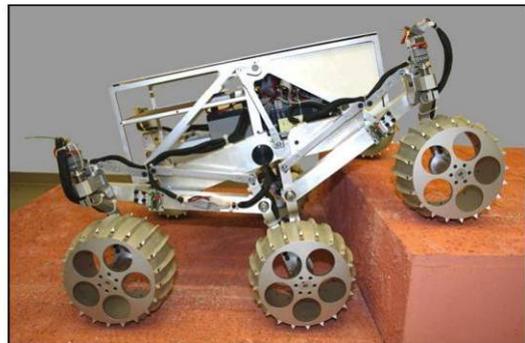
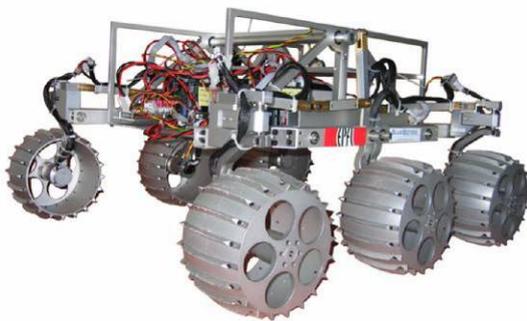


Fig. 1.7 CRAB

[[http://www.asl.ethz.ch/project\\_pages/crab](http://www.asl.ethz.ch/project_pages/crab)]



Fig. 1.8 IBOT3000  
[<http://www.ibotnow.com/index.html>]



Fig. 1.9 Freedom  
[<http://www.ibotnow.com/index.html>]



Fig. 1.10 Zero Carrier  
[<http://www.robot.mes.titech.ac.jp/robot/walking/zero-carrier/zerocarrier.html>]

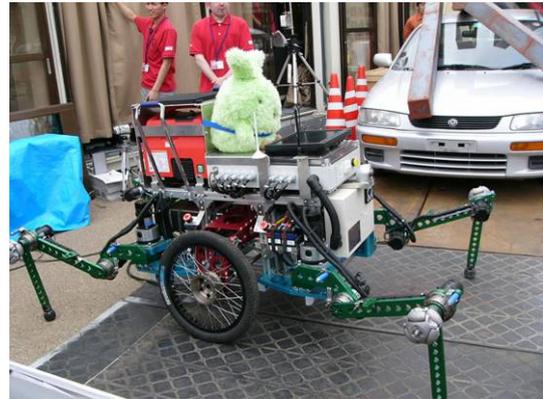


Fig. 1.11 チャリベえ  
[<http://journal.mycom.co.jp/articles/2005/06/14/nedorobot/004.html>]



Fig. 1.12 Halluc II  
[<http://www.furo.org/ja/robot/halluc2/tech2.html>]



## 第2章

### 不整地移動ロボットの開発



## 第2章 不整地移動ロボットの開発

### 2.1 はじめに

第1章でロボットの移動機構について述べ、そのうち不整地移動機構に焦点を当てた。本研究では第1章で述べた不整地移動機構の内、接触センサとしても運用可能な受動リンク機構、また、エネルギー効率などの利点から車輪型移動機構を持つロボットの開発を行った。本章では、本研究で用いた不整地走行を目的とした車輪型移動ロボットについて述べる。受動リンク機構は全体重量を抑えつつ、高い走破能力を得るためには適した機構であり[2.1]、軽い重量と走破能力が求められる惑星探査ロボットとして用いられている[2.2]。2.2節では開発したロボットの仕様について述べ、2.3節では開発したロボットの走破能力の検証結果について述べる。2.4節で考察を行う。

## 2.2 仕様

### 2.2.1 不整地移動ロボットの変遷

本研究で用いた不整地走行を目的とした車輪型移動ロボット Zaurus について紹介する。Zaurus は、EPFL が開発したリンク機構を有する車輪型移動ロボット Shrimp を参考にして設計し、試作機として製作された[1.45]。

Fig. 2.1(a) に Zaurus の姿勢に関する状態量および操作量を示す。前輪はフロントフォーク、片側二輪の側車輪は平行リンク、後輪は車体に固定されたリンクにそれぞれ接続されている。各車輪にモータを取り付けているため、それぞれを独立して駆動させることが可能な 6 輪駆動方式である。Zaurus はシステムの改良に伴い、外観が Fig. 2.1(b) から(c) に示すように変更されている。

佐藤らは P1 の段差に対する走破性能の評価を行っている[1.46]。しかし、P1 では自律的に動作させるために必要な速度検出用のセンサ類等を搭載していない。そこで、P2 では制御系を搭載するにあたり、各リンク角度を検出するためにフロントフォークと車体接続部および平行リンクと車体接続部にポテンショメータを取り付けている。また、車体の移動速度を検出するために、後輪の後部に補助輪と機械式ロータリエンコーダを取り付けている。P1 の電子回路部は配線トラブルが多く、メンテナンス性がよくなかったため、P2 では電子回路部を次の 2 項目について改良している。配線トラブル・メンテナンス性の向上に関する改良案として

(a)回路部のモジュール化。

(b)各種センサのノイズ対策としてアイソレーション。

を行った。

回路構成を Fig. 2.2 に、システム構成を Fig. 2.3 に、P2 における仕様を Table 2.1 に示す。全体のシステム更新に伴い、バッテリーや PC、回路などの配置は Autodesk 社の Inventor Professional を用いてレイアウトを考慮し、システムの実装を行った。モデル図 Fig. 2.4 に示す。このシステムを用いてシミュレーションで設計した PID コントローラとニューラルネットワークを用いたコントローラの性能評価を行った[1.47]。

P2 の回路では、MICRO DEVICES 社の ADuc814 を搭載したマイクロコンバータ基板 MC814 を用いたが、用途に応じた種類の豊富さ、回路の拡張性などの点から、P3 では Microchip 社の PIC シリーズに変更した。P3 における回路構成を Fig. 2.5 に、システム構成を Fig. 2.6 に、仕様

を Table 2.2 に、モデル図を Fig. 2.7 に示す。

P3 において、P1 に比べ約 4 kg の軽量化が図れた。また、光学式エンコーダ、電流センサの新たに増設し、より多くの車体情報の取得可能にした。また、マニュアル操作の方法として、新たに赤外線通信を用いた操作も可能となっている。

## 2.2.2 センサ

不整地移動ロボットのリンク情報を取得するためのセンサについて述べる。

### (1) 速度センサ

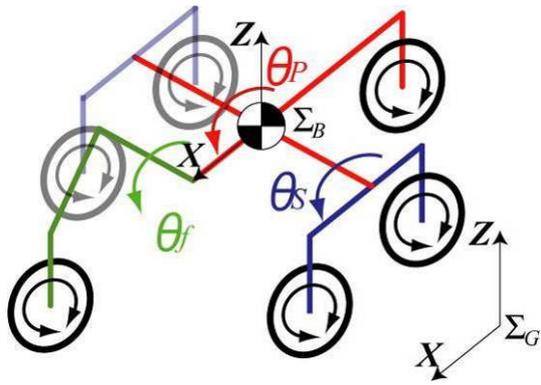
不整地を走行する際、車輪のスリップやスタックが頻繁に起こるため、各車輪に取り付けたモータの回転速度からロボットの正確な移動速度を得ることは困難である。そこで、本研究では Zaurus のサイドリンクの前輪はどの状態であっても設置している事に着目し、サイドリンクの前輪にサンペンションを搭載した速度センサを取り付けた。検出部は駆動車輪と同型のフリーホイールであり、フリーホイールには摩擦力を確保するためにスポンジを周囲に取り付けている。本機を用いることで、Zaurus の走破面に対する速度を測定することが可能となる。Fig. 2.8 に装置と稼働領域を示す。稼働領域は上下に  $[-4.25, 4.25]$  mm, 前後に  $[-6.98 \times 10^{-2}, 6.98 \times 10^{-2}]$  rad である。角度センサの分解能は COPAL ELECTRONICS 製光学式エンコーダ RE12D-100-201-1 の分解能が 100 パルス/周、フリーホイールの直径が 0.1 m であるので、約  $3.14 \times 10^{-3}$  m である。稼働領域は地面と垂直方向に  $[-4.25, 4.25] \times 10^{-3}$  m, 前後方向に  $[-0.07, 0.07]$  rad である。

### (2) 角度センサ

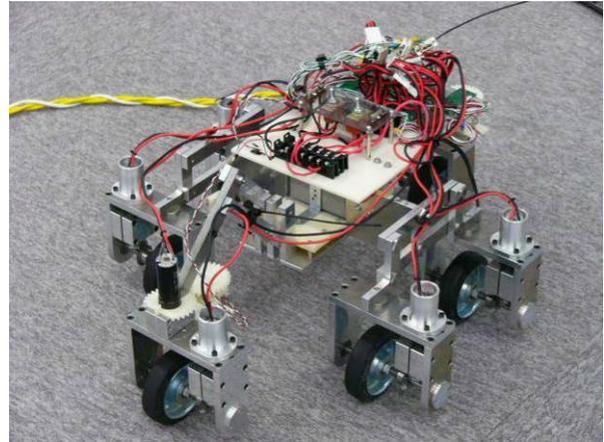
フロントフォークとサイドリンクの車体に対するリンク角を測定するための MIDORI 製ポテンシオメータ CP-2FCB を取り付けた。配置図を Fig. 2.9 に示す。フロントフォークの可動範囲は Zaurus を平地に設置した状態を零点とした場合、 $[-0.50, +1.57]$  [rad] である。サイドリンクの可動範囲は  $[-1.10, 1.10]$  rad であり、各リンク角の分解能は A/D 変換の分解能が 10bit であるので、 $2\pi/1024$  rad である。リアリンクは PNI Sensor Corporation 製姿勢センサ TCM2.6 を搭載した。リアリンクの可動範囲は  $[-1.10, 1.10]$  rad であり、搭載しているセンサの検出範囲は  $[-0.87, 0.87]$  rad である。

### 2.2.3 コントローラ

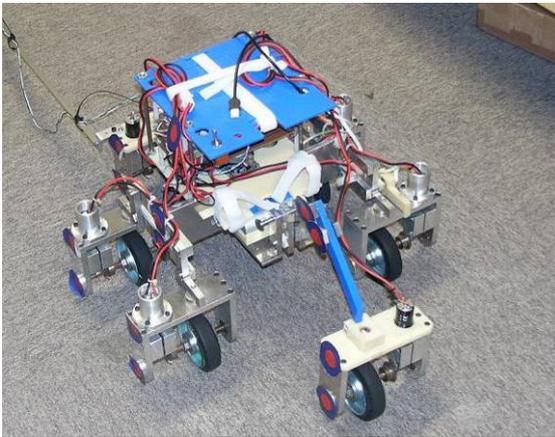
コントローラ搭載にあたり、P1 では Visual Studio 6.0 C++を、Version2 からはビジュアルプログラミングが可能な ICONNECT を用いて制御系を組んだ。ICONNECT の特徴としては、関数がモジュール化されており、モジュール間のデータのやり取りは配線することで行うため、データの入出力関係が確実に行える。GUI がモジュールとしてライブラリ化されているためにインターフェイスの作成が容易である。作成したコントローラを Fig. 2.10 に、インターフェイスを Fig. 2.11 に示す。



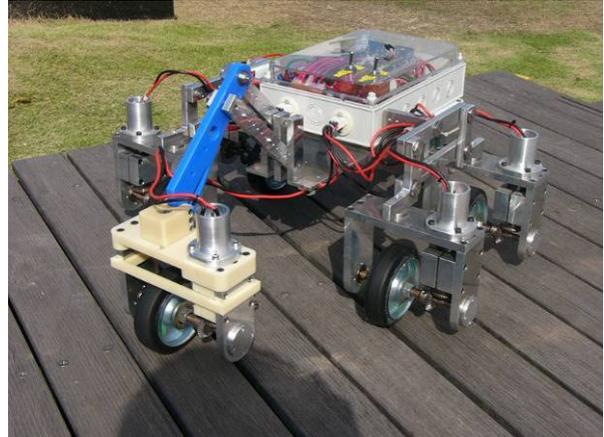
(a) DOF of Zaurus



(b) P1 :  
Industrial Mother Board mounted version



(c) P2 : Micro Controller  
MC814 Mounted Version



(d) P3 :  
Micro Controller PIC mounted Version

Fig. 2.1 Overview of Zaurus

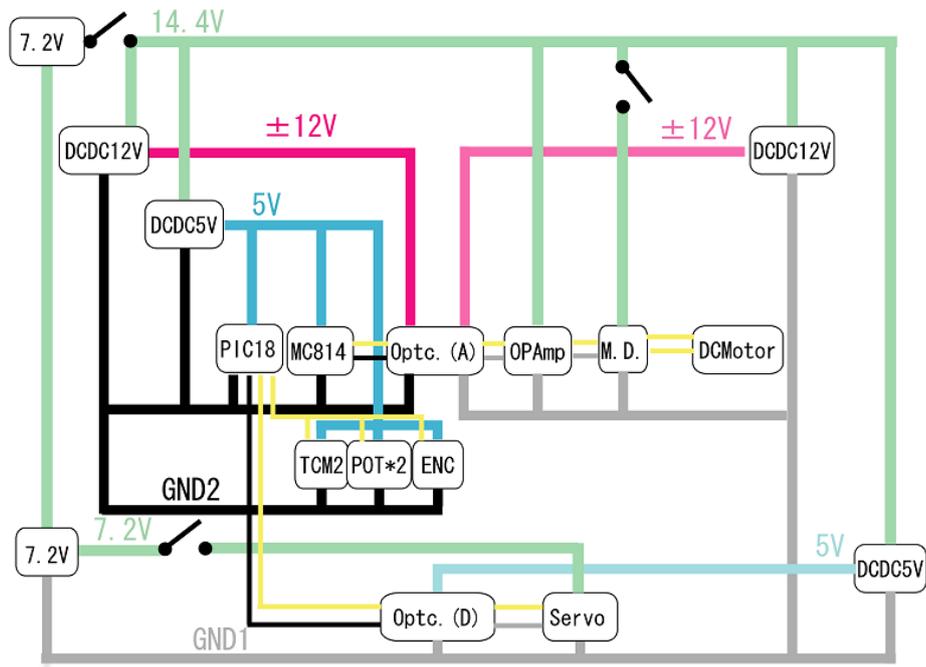


Fig. 2.2 Circuit configuration of P2

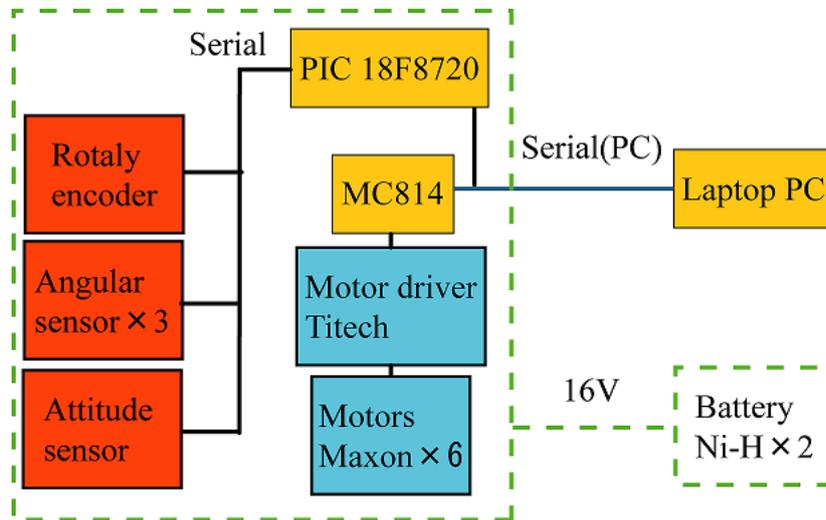


Fig. 2.3 System of P2

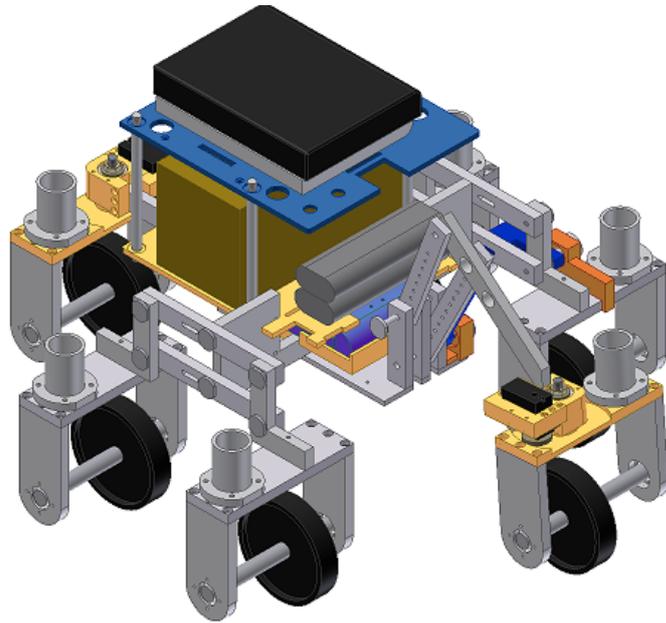


Fig. 2.4 Model of P2

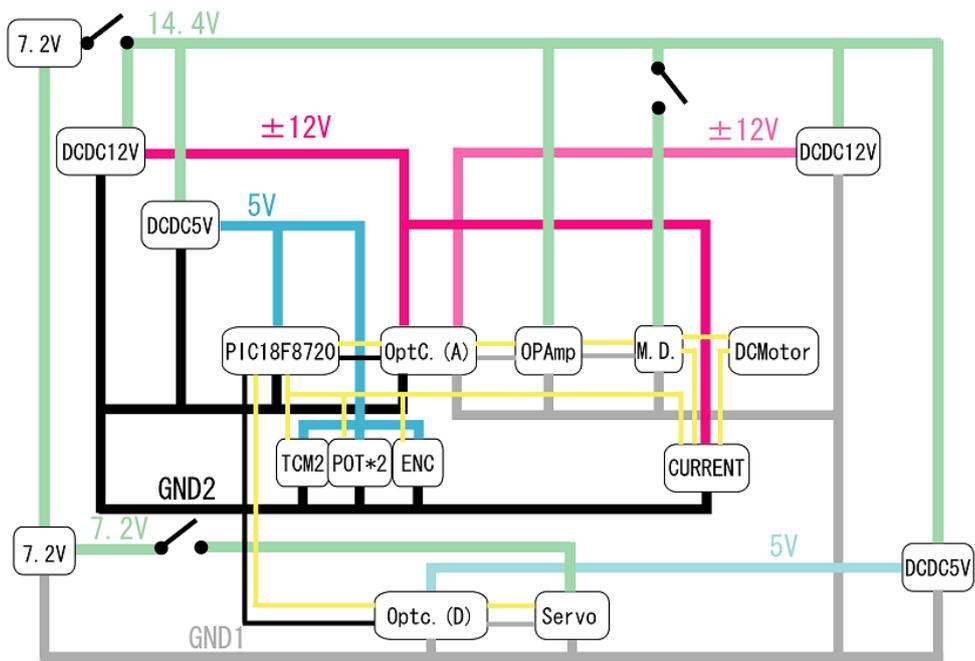


Fig. 2.5 Circuit configuration of P3

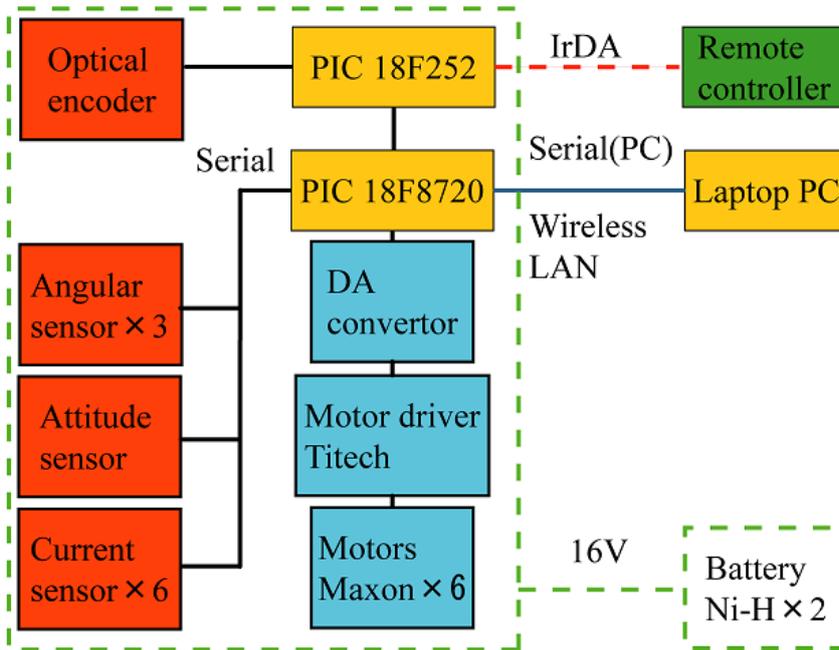


Fig. 2.6 System of P3

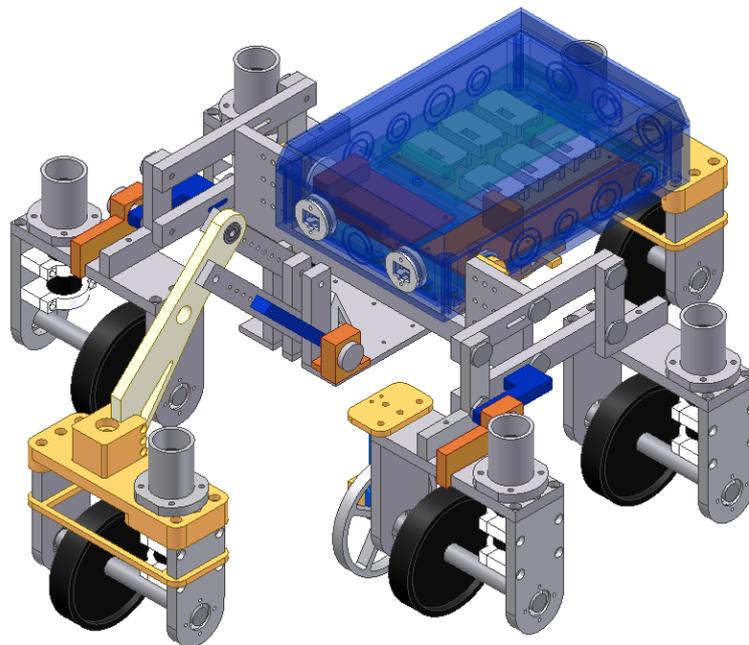


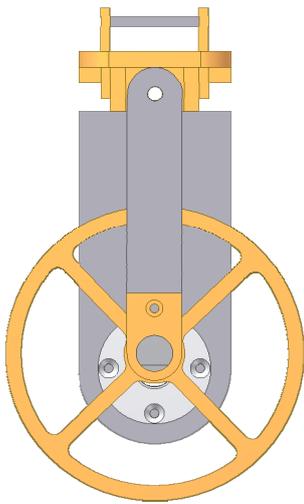
Fig. 2.7 Model of P3

Table 2.1 Specification of P2

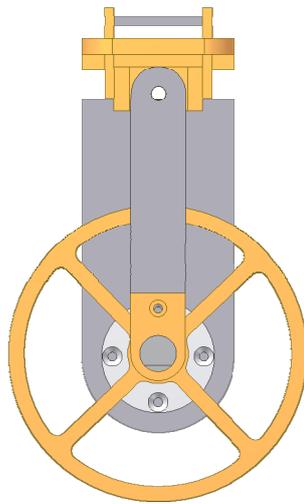
Size(L×W×H)	0.66x0.53x0.31m
Weight	17kg
Computer system	Laptop PC
	MC814, PIC18F8720
Communication	Wireless LAN Serial
Actuator	DC motor 12V 10W x 6
Sensor	Angular sensor x 2
	Attitude sensor
	Rotary encoder
Battery	7.2V 3.3Ah Ni-H x 2
Wheel diameter	0.10m

Table 2.2 Specification of P3

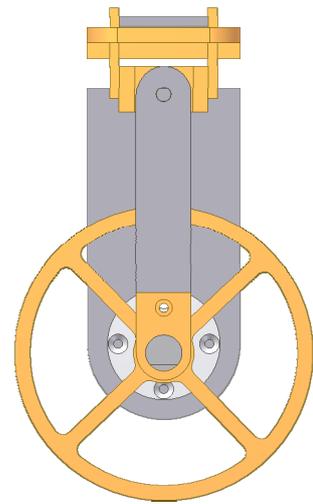
Size(L×W×H)	0.66x0.53x0.31m
Weight	13kg
Computer system	Laptop PC
	PIC 18F8720, 18F252
Communication	Wireless LAN
	Infrared remote control
Actuator	DC motor 12V 10W x 6
Sensor	Angular sensor x 2
	Attitude sensor
	Optical encoder
	Current sensor x 6
Battery	7.2V 3.3Ah
	Ni-H x 2
Wheel diameter	0.10m



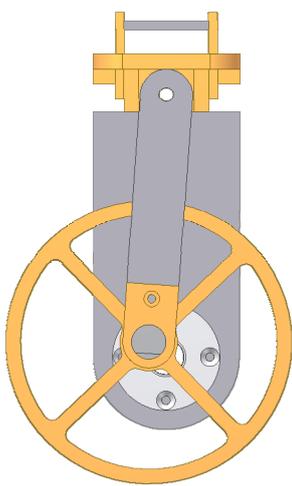
(a) Top Position



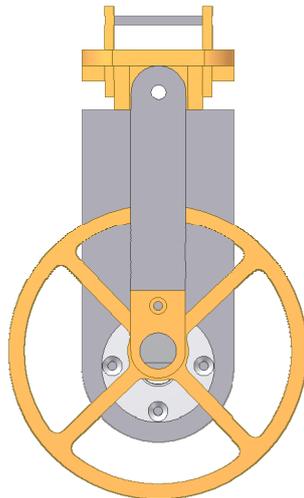
(b) Center Position



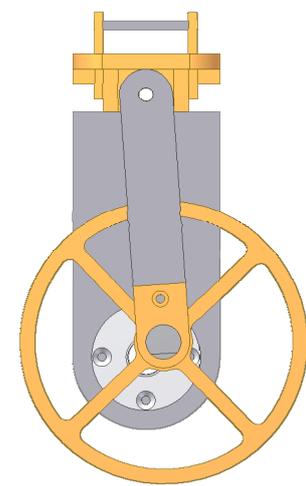
(c) Bottom Position



(d) Left Position



(e) Center Position



(f) Right Position

Fig. 2.8 Velocity sensor

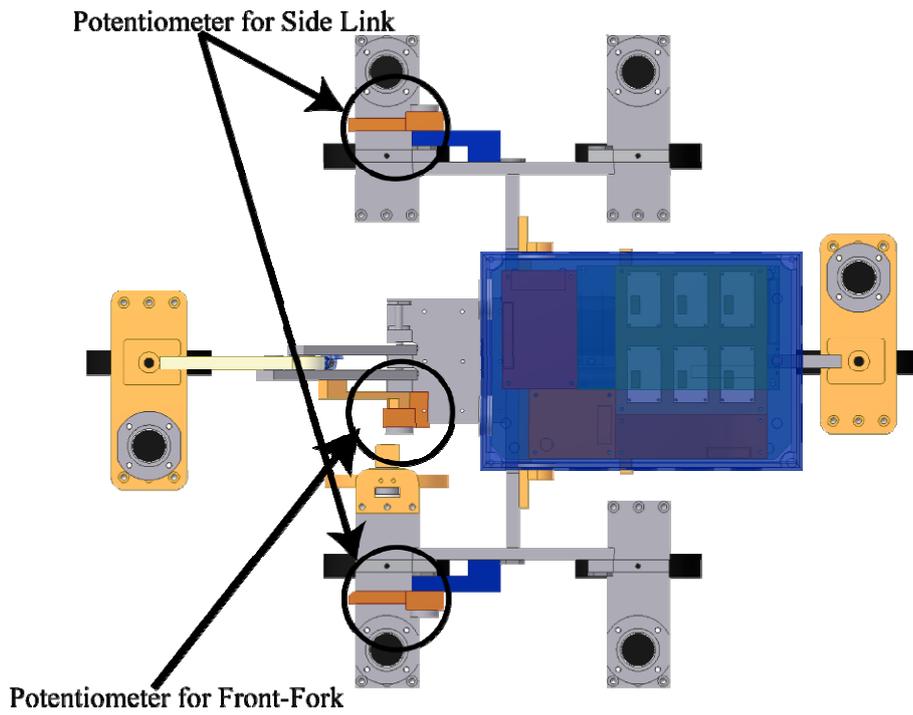


Fig. 2.9 Potentiometer

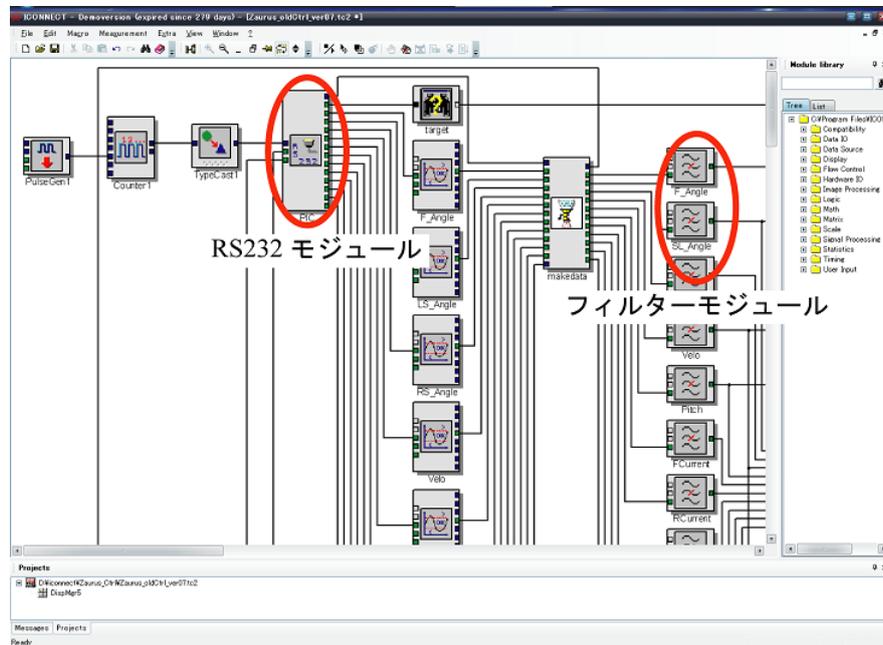


Fig. 2.10 ICONNECT of Zaurus controller

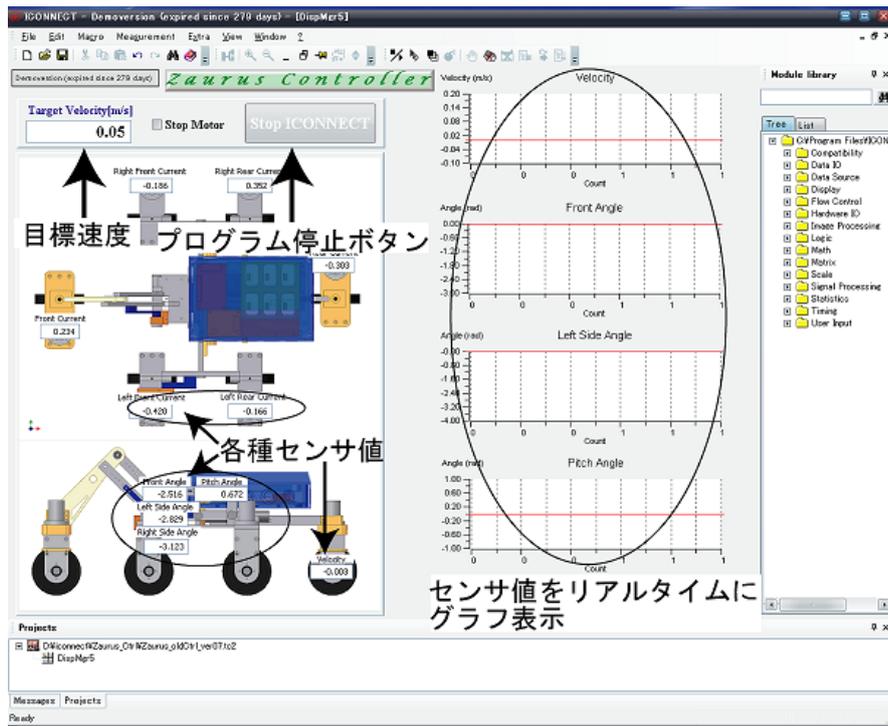


Fig. 2.11 GUI of controller

## 2.3 性能評価

P2 で PID コントローラとニューラルネットワークを用いたコントローラの検証する。使用したコントローラは佐藤らが機構解析ソフト DADS と MATLAB/Simlink を用いた数値シミュレーションで作成した PID 制御とリカレント型ニューラルネットワークを用いる。PID は限界感度法を用いてゲインを調整する。ニューラルネットワークは DADS で様々な高さの段差でのシミュレーションから得られたセンサデータを教師信号として作成した。入力はトルク  $\mathbf{T}$  と各状態値  $\mathbf{S}$  である(2.1)。

$$\begin{cases} \mathbf{S} = [v_i, \theta_p, \dot{\theta}_p, \dot{\theta}_f, \dot{\theta}_s] (i=1\sim 4) \\ \mathbf{T} = [T_f, T_b, T_{ff}, T_{lb}] \end{cases} \quad (2.1)$$

$v_i (i=1\sim 4)$  は各タイヤの速度,  $\theta_f$  はフロントフォーク角度,  $\theta_s$  はサイドリンク角度,  $\theta_p$  はピッチ角度,  $\dot{\theta}$  は角速度である。ICONNECT を用いて制御器の実装を行い, 速度制御の結果を Fig. 2.13 に, ピッチ角速度を Fig. 2.14 に示す。グラフ内の帯は Fig. 2.12 の姿勢のときである。このときの速度誤差, 角速度の平均誤差, 平均出力トルクについて検証を行った結果を Table 2.3 に示す。Table 2.3 からニューラルネットコントローラは PID と同等の性能であることがわかる。これは教師信号に P 制御時のシミュレーションデータを用いたためである。また, 先行研究において, 学習させる段差高さを増やしたとき段差乗越え可能な高さが低くなる等の性能低下が見られるので一つの制御器では多くの環境に適応できないと考えられる。そこで, より環境に適応できる制御器を設計するためには環境ごとに制御器を設計しておき, 環境に応じて制御器を選択するシステムの開発が必要となると考えられる。

Table 2.3 Comparison of experimental results using PID and neural network controller

	Velocity $\frac{1}{N} \sum_{t=0}^N (V_t - v(t))^2$	Angular Velocity $\frac{1}{N} \sum_{t=0}^N (\dot{\theta}_p(t))^2$	Average of total driving torque $\frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \sum_{t=0}^N (T_i(t))$
PID	0.00451	2.1139	78.607
Neural Network	0.00438	1.7076	79.382

$N$ :データ数

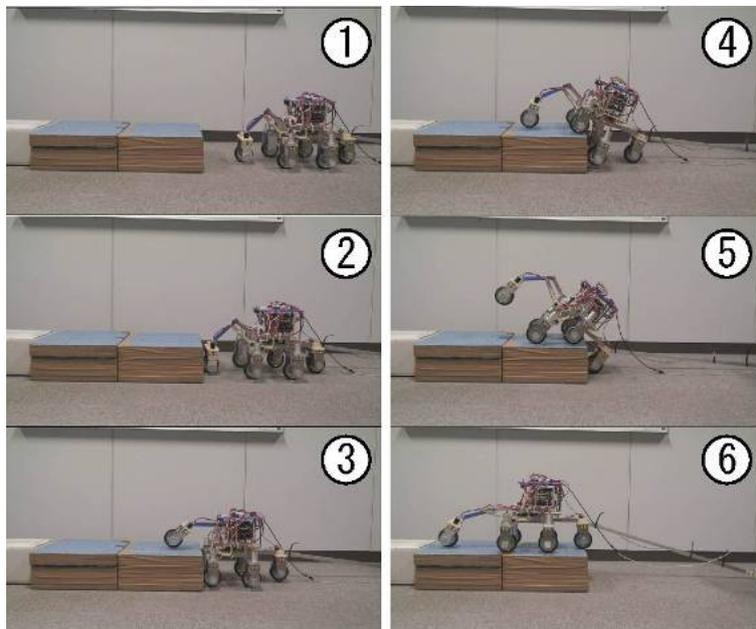


Fig. 2.12 Climbing over the 0.18m bump using neural network controller

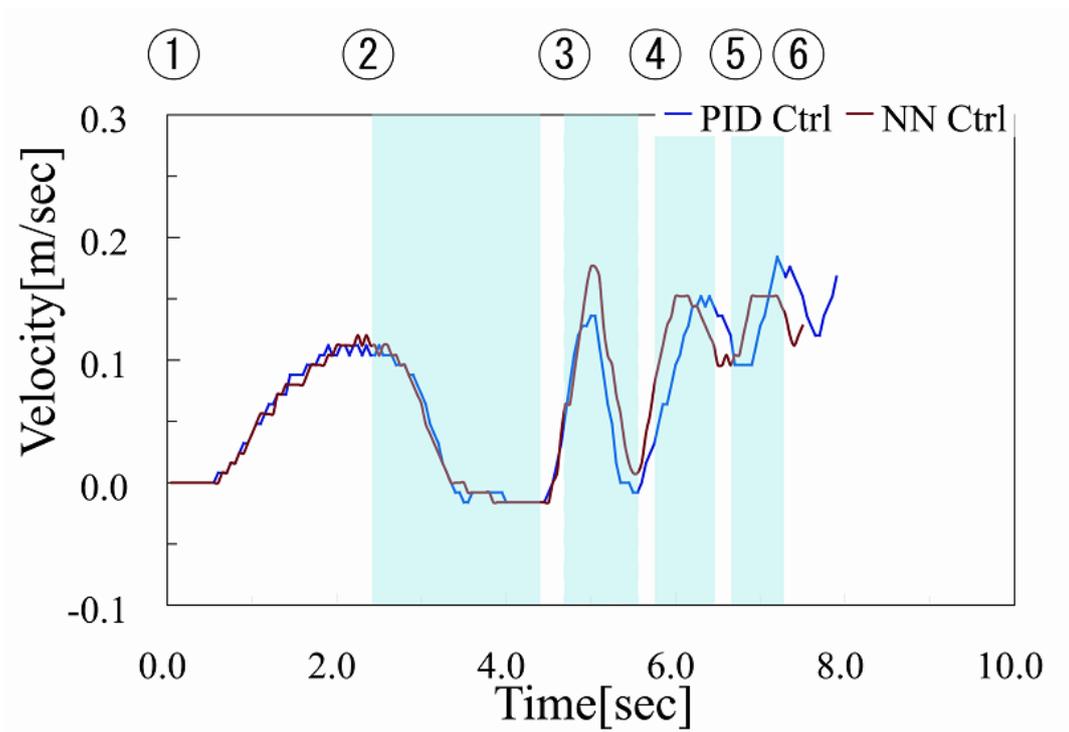


Fig. 2.13 Velocity of Zaurus

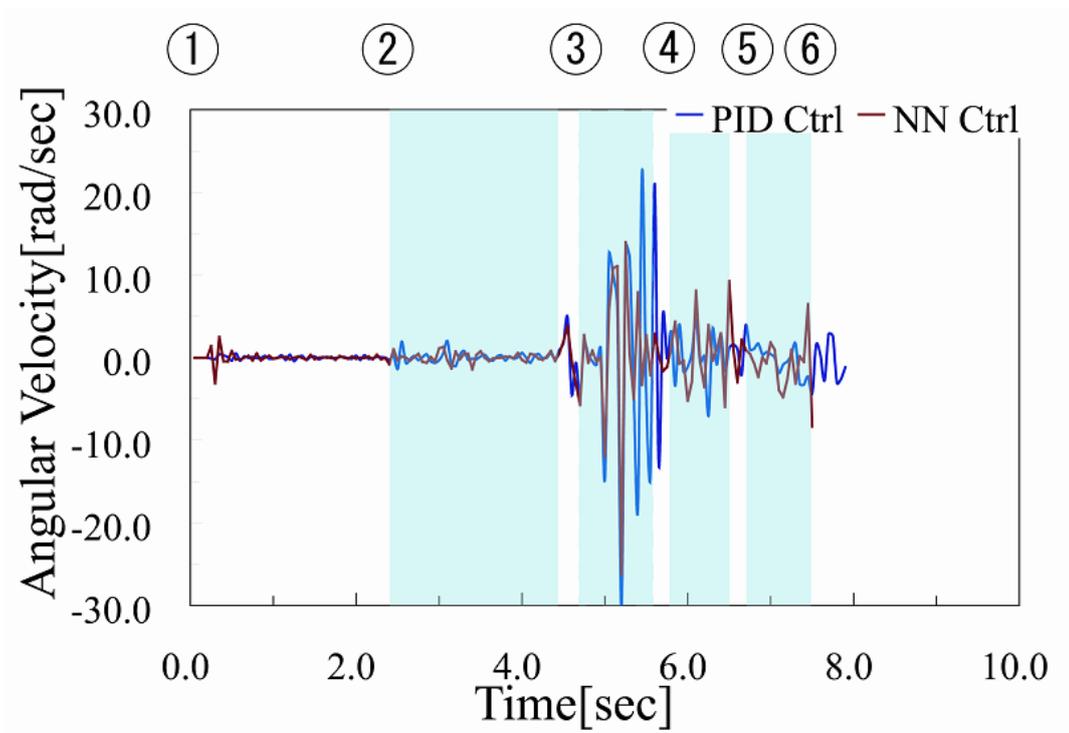


Fig. 2.14 Pitch angular velocity

## 2.4 不整地移動ロボットの開発に関する考察

本章では屋外を自由に移動するロボットのテストベッドとして不整地移動機構を有する車輪型移動ロボットを開発した。開発した車輪型移動ロボットは車体、フロントフォーク、サイドリンク、及びリアリンクから構成される受動リンク機構を有する。駆動機構としては計6つの車輪を有し、それぞれ独立に駆動することが可能である。また、ロボットはコンピュータや電源等を内蔵しており、無索による自律行動が可能である。

ロボットの状態を検出する内界センサとして車体の移動速度を計測する速度センサ、各リンクの角度を知るための角度センサ、車体のピッチ角を知るための姿勢センサ、角車輪の駆動電流を知るための電流センサを有する。

ロボットの走破性能評価として、1段の段差昇降及び、階段走破について検証実験を行った。実験の結果、ロボットは車輪直径の2倍の高さの段差を層はすることが可能であり、1.5倍の高さの階段昇降を実現した。これにより、ロボットが高い走破能力を有し、屋外を自由に移動するロボットのテストベッドとして扱うことが出来る。

## 第3章

# 受動リンク機構を用いた 環境認識システム



## 第3章 受動リンク機構を用いた環境認識システム

### 3.1 はじめに

2章では不整地走行を目的とした車輪型移動ロボットの開発し、性能評価をおこなった。本章ではロボットが走破中に外部の環境・自身の状態を認識し、各環境・状態に応じた行動を選択するシステムを構築し、様々な不整地でのロボットの運用を目指す。

ロボットを様々な状況下、環境下で自律的に動作させるためには、まずロボット自身が周囲の状況及び環境を把握、認識する必要がある。その後、自己位置の推定・経路探索・障害物回避や、物体把持などの行動選択・決定を行う。そのため、ロボットの自律化を目指すためにはまず、以下にして環境を認識するかを考慮する必要がある。本研究では受動リンク機構を持つ不整地移動ロボットの受動リンク機構の形態の変化に着目することで、ロボット自身が走破中の環境を認識するシステムを提案する。

本章では、受動リンク機構から得られるリンク各情報を環境情報とし、ロボットが走破中の環境を分類し、認識するシステムを提案する。まず、2節で提案する環境認識システムの概要について述べ、3節では環境情報から必要な情報を抽出するための多変量解析手法について検討する。4節では3節で検討を行った多変量解析手法を用いて構築した環境認識システムをロボットに搭載し検証を行う。検証方法として各環境に応じて設計した制御器を環境認識システムで切り替えをおこなえるかを確認する。5節では本提案システムについて考察する。

## 3.2 環境認識システムの概要

移動ロボットが様々な環境を走破する際には、ロボットが環境に応じた行動を選択する必要がある。本章では受動リンク機構のリンク各情報を元にロボットが走破中の環境を分類する。

システム概要図を Fig. 3.1 に示す。本システムは3つのステップで構成される。第1に、ロボットにあらかじめ運用したい地形を走破させてリンク情報を取得する。第2に、解析手法等を用いて取得したリンク情報を分類する。第3に、分類された環境に行動決定や制御器などを付加する。運用時はシステムが環境を認識した後、それぞれの環境に付加された行動や制御器を選択する。

本研究では「対象環境の段差高さからロボットのリンク角から近似される地形をあらかじめ分類し、基本環境として設定し、得られたデータベースを参照して環境を同定すること」を環境認識と定義する。今回のシステム検証において、基本環境は、1段段差とした。提案システムは、より多様な環境情報を学習することで適用範囲が拡大する。しかし、すべての環境情報を網羅することは不可能であり、ロボット自身が持てる情報量にも限界がある。手動によるパターン認識により地形を分類することは困難である。そこで、このような膨大で高次元の情報をクラスタリングする手法を用いた。

ある時系列  $t$  における一時間ステップの各センサデータを入力ベクトルとするだけでは静的な入出力関係のマッピングであり、ロボットのような動的なシステムには対応できない。そこで走行時の一連の時系列データを入力ベクトルとした。また、リンクを用いた不整地走行機構は車輪が地形に沿って走行するので、各リンク角から車輪位置を算出することで地形形状の近似を行えることが予想できる。

### 3.2.1 環境情報

ロボットの概略図を Fig. 3.2 に示す。ロボットのセンサ情報としてフロントフォーク角度  $\theta_f$ 、サイドリンク角度  $\theta_s$ 、ピッチ方向の姿勢角度  $\theta_p$  とそれぞれの角速度  $\dot{\theta}_f$ 、 $\dot{\theta}_s$ 、 $\dot{\theta}_p$  を用いた。段差昇降実験のデータ取得は 0.06m、0.12m、0.18m の段差高さにおいて行い、制御には移動ロボットの基本的な制御方法として PID を用いる。

外部環境の特徴を抽出するための入力ベクトルの作成法について述べる。入力ベクトルに角速度を加えることで、同じ姿勢であっても異なる環境に存在していることを判別することが可

能である.

環境情報はサンプリング周期  $\Delta t = 0.05 \text{ sec}$  で取得したセンサデータに対して, サンプリング時間を  $\Delta T = 5 \times \Delta t = 0.25 \text{ sec}$  として, 時刻  $t$  から  $t - 3\Delta T$  時刻までの 1 秒間のデータを用いる. 式 (3.1) に各センサを示す.

$$\theta_*(t) = [\theta(t), \dots, \theta(t - n * \Delta T)] (n = 1 \dots) (* = f, s, p \dots) \quad (3.1)$$

環境認識システムの環境情報を  $X(t)$  とする.  $X(t)$  は各リンク角と角速度からなり, 式 (3.2) を用いて表される.

$$X(t) = [\theta_f(t), \theta_s(t), \theta_p(t), \dot{\theta}_f(t), \dot{\theta}_s(t), \dot{\theta}_p(t)] \quad (3.2)$$

入力データはすべて正規化を行っている. このときの各センサが取得したデータを Fig. 3.4 ~ Fig. 3.9 に示す. サンプリングタイム 2~20 sec が段差昇り期間, サンプリングタイム 26~40 sec が段差降り期間になっている. 測定結果から, ある時刻  $t$  において各車輪の段差昇降時に各センサ値に段差高さごとに違いが見られる. 測定データに各段差の特徴が出ている. 0.18 m の下りは機構的な問題から, ロボットの姿勢が元に戻っていないため, 各センサの値が初期値に戻っていない. そのため, 分類を行った際, 外れた領域に配置されると推測される.

前節で作成した環境情報から, 走破した地形の特徴を抽出し, 環境を分類する. 段差昇降時における Zaurus の姿勢変化を Fig. 3.3 示す. 図中の番号の 1 番は平地走行, 2~5 番は段差昇り, 6~9 番が段差降りを示している. 以後, 検証において各番号と姿勢は対応する.

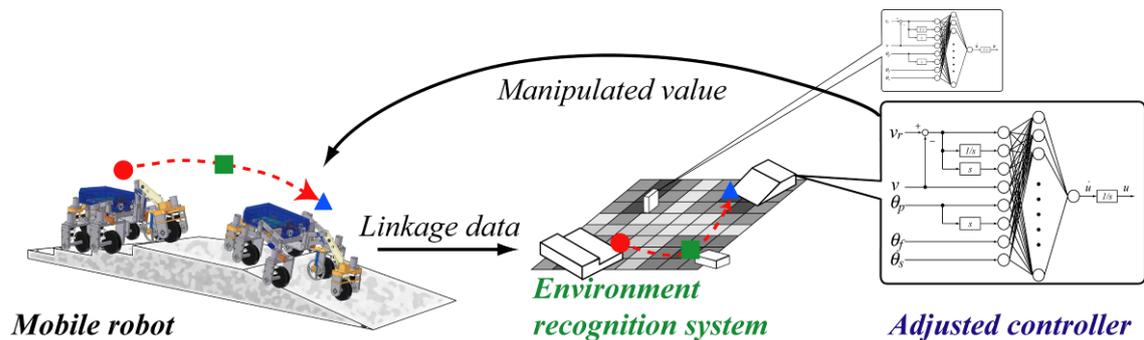


Fig. 3.1 Environment recognition system concept

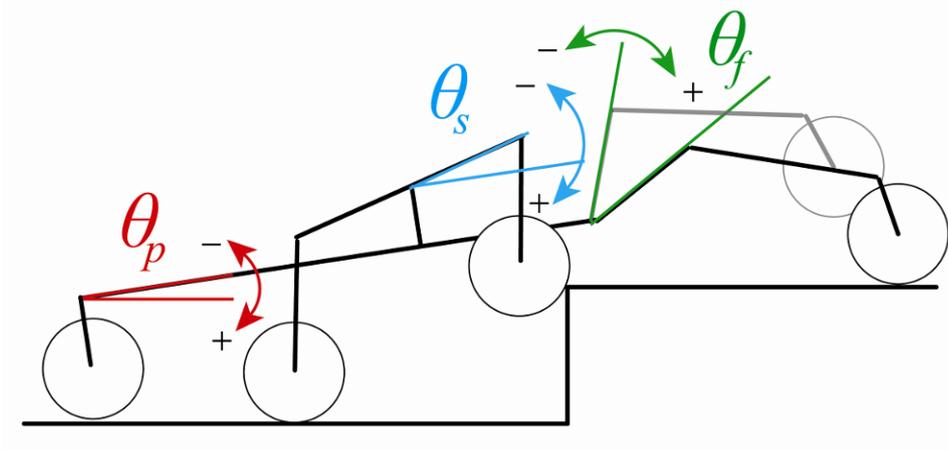


Fig. 3.2 Sketch of Zaurus

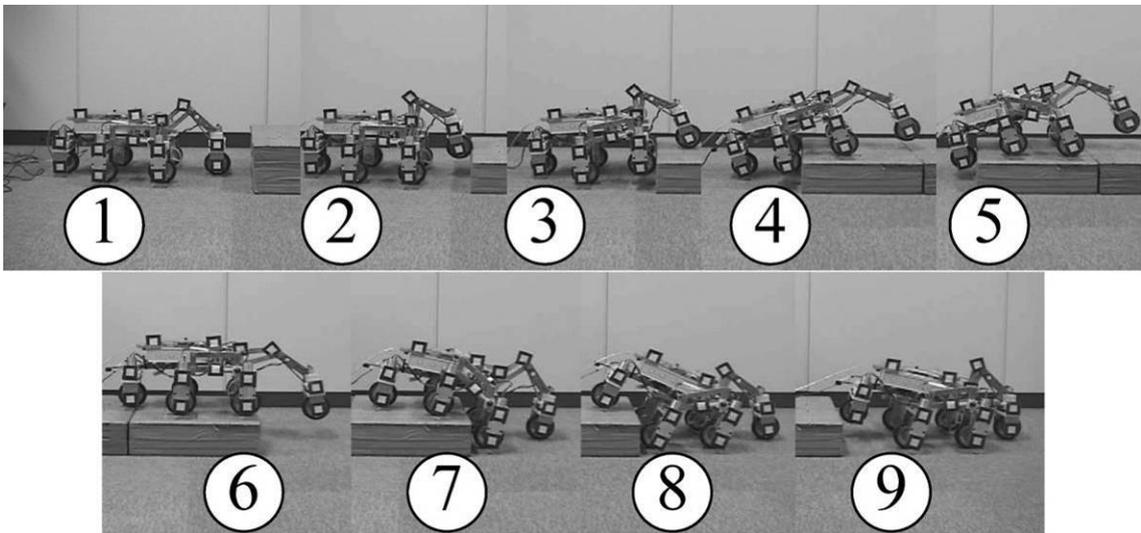


Fig. 3.3 Label of attitude of robot

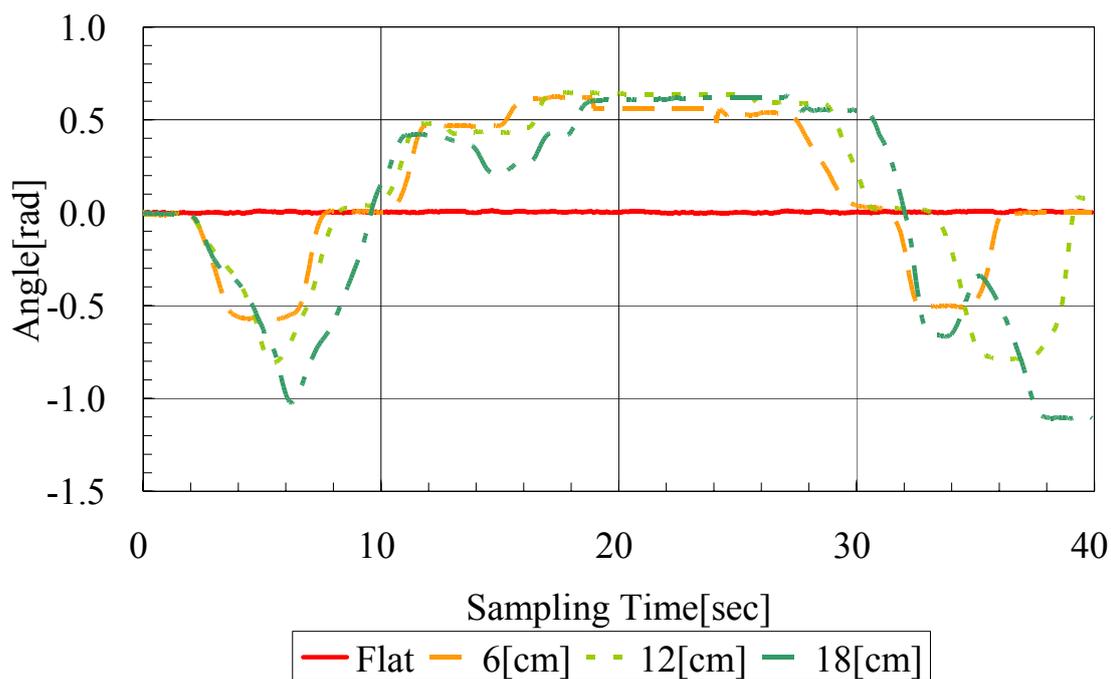


Fig. 3.4 Front angle (Target velocity = 0.05m/sec)

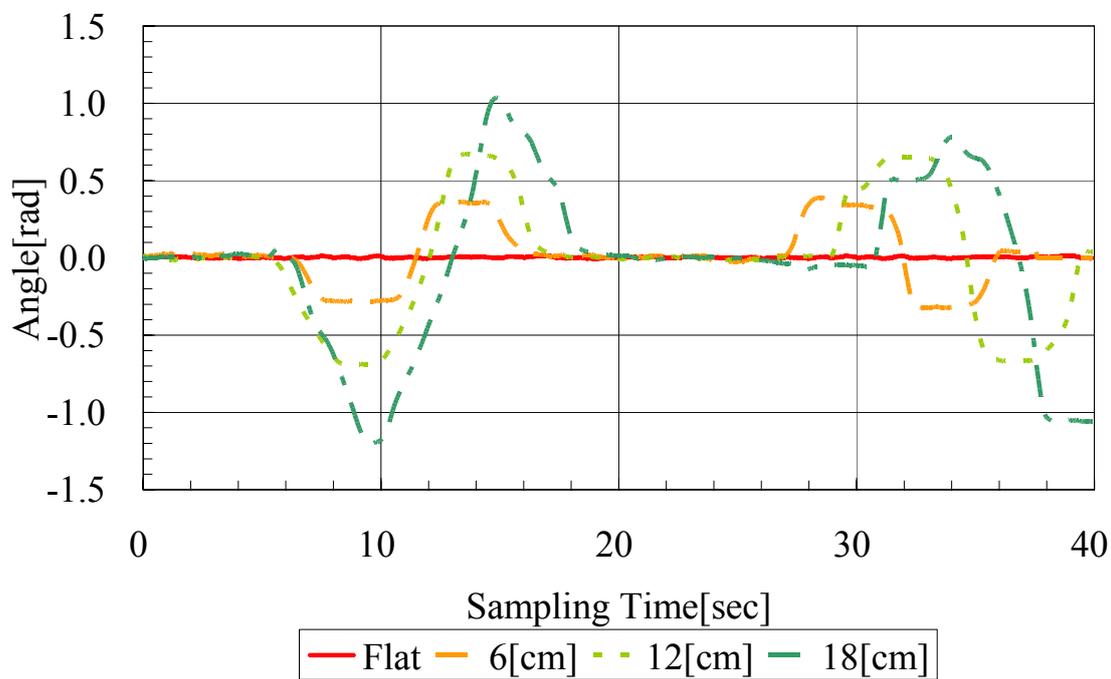


Fig. 3.5 Side angle (Target velocity = 0.05m/sec)

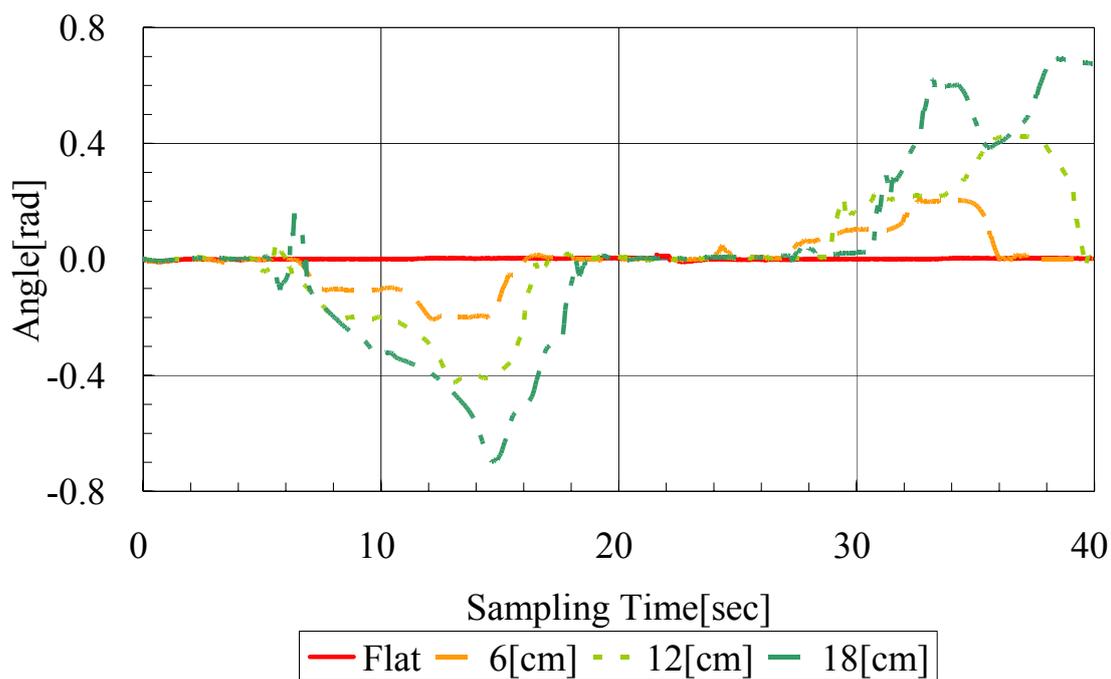


Fig. 3.6 Pitch angle (Target velocity = 0.05m/sec)

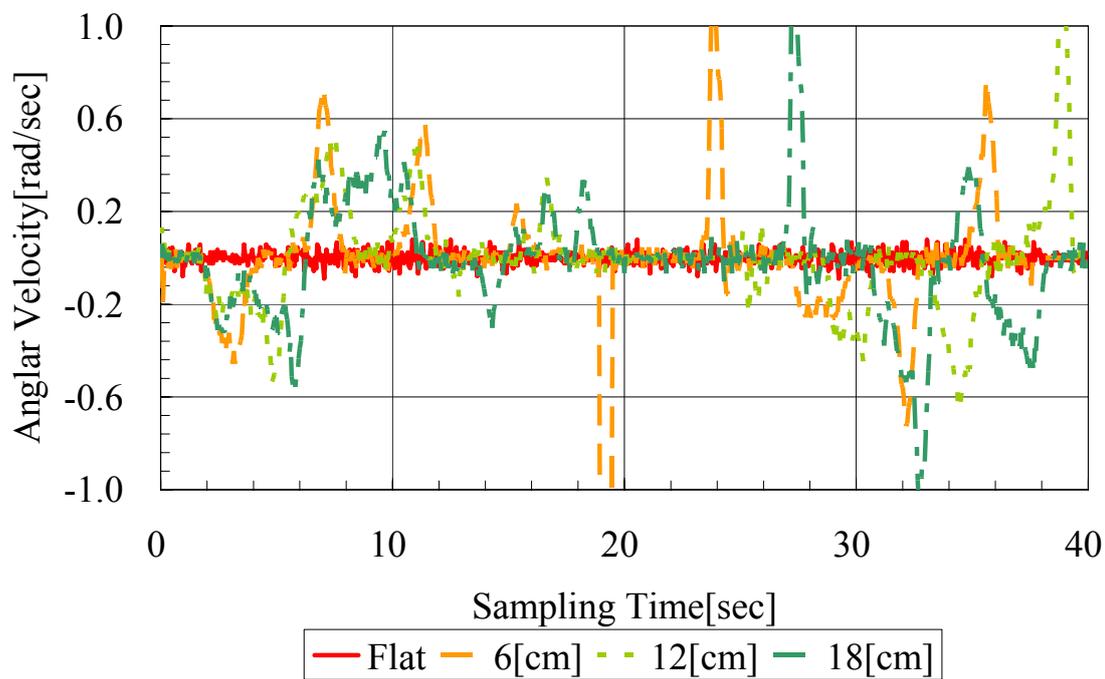


Fig. 3.7 Front angular velocity (Target velocity = 0.05m/sec)

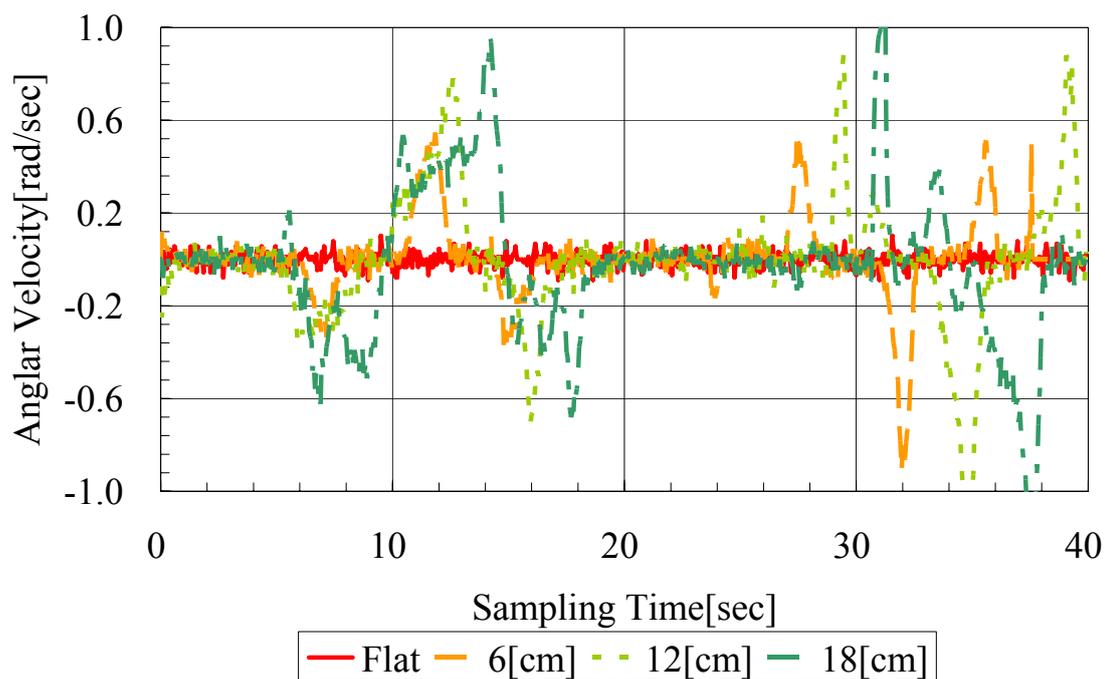


Fig. 3.8 Side angular velocity (Target velocity = 0.05m/sec)

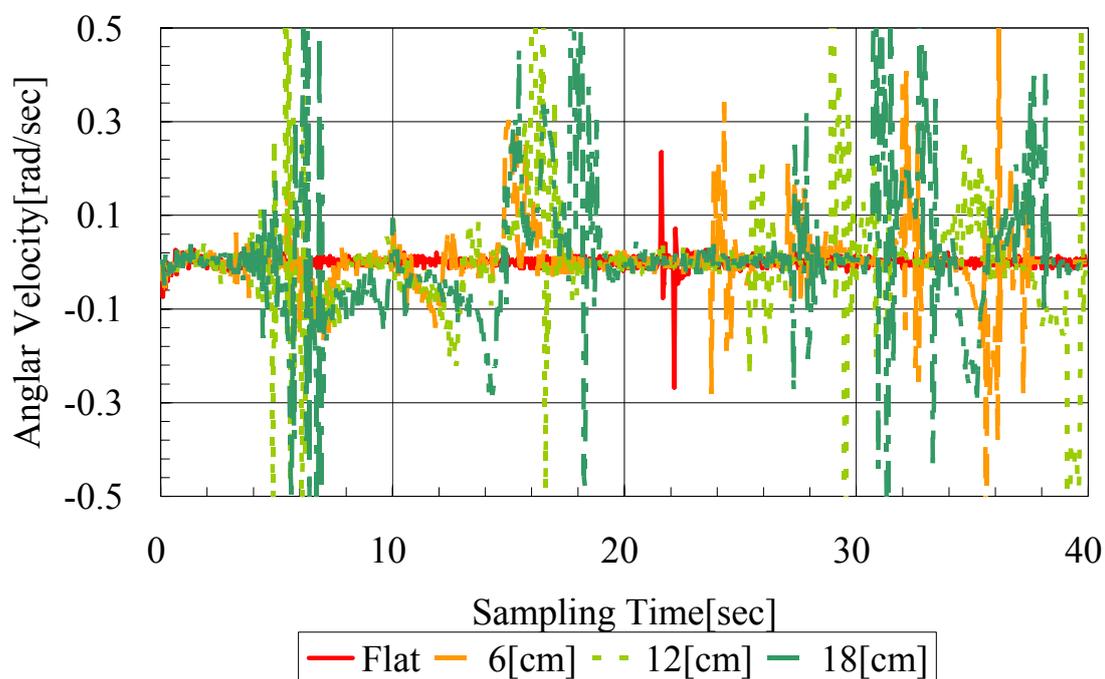


Fig. 3.9 Pitch angular velocity (Target velocity = 0.05m/sec)

### 3.3 クラスタリング手法の検討

クラスタリングは教師無し分類を行う手法で、対象を類似度によっていくつかのグループに分けるデータ解析・分類手法の一つである[3.1][3.2]。分析や用途に応じて様々なものが提唱されているが、大別して階層型と非階層型で分けられる。階層的なクラスタリングは、N個のデータを与えられたとき、それぞれを一つのクラスターと考え、個体間の距離に応じて近いものから順にクラスターを融合していくことで、適当な数のグループに分割する。そのため、クラスター間の融合の順序とその類似度を表す樹形図が形成されるという特徴がある。非階層的なクラスタリングは、あらかじめ固定された数のクラスターに代表点を与え、それぞれの個体を最も近いプロトタイプに割り当てることでクラスタリングを行う。クラスターに評価関数を定めてあり、その評価関数を最適にするクラスタリングを探索する。代表的な手法として主成分分析があり[3.3][3.4]、階層的な手法としてウォード法、非階層的な手法として k-means 法、自己組織化マップ(Self-Organizing Map : SOM)[3.5][3.6]などがある。SOMは競合学習によってクラスタリングを行える。またクラスターへの所属度合いにあいまいさを持たせたファジィクラスタリングなどがある。

クラスタリングは、もともと生物分類学における分類手法として出来たが、現在では一般的な数理統計手法として、心理学・社会学・認知科学や、経営分析、マーケティング、各種製品開発など幅広く使われている。本論文で提案した環境認識システムは機構の情報をクラスタリングすることで環境を認識する。環境は多種多様な要因が複雑に絡み合っているため階層的に分類するのが困難である。そこで、非階層的にグループ分けすることでセンサデータ間の類似度によるクラスタリングを行える。ここでは非階層的なクラスタリングの手法として PCA と k-means 法と SOM を紹介し、分類性能の比較を行う。

### 3.3.1 主成分分析(Principle Component Analyses : PCA)

主成分分析は多変量解析において最も代表的な手法である。多次元のデータを、情報の損失を出来るだけ少なくしてデータを縮約する手法の一つである。利点として、情報の縮約により考慮すべき要素を少なくすることが出来る。また、抽出された各主成分は互いに独立しているので、それぞれを独立に評価することができる。そのため、クラスター分析の場合、元のデータの代わりに用いることで全容を把握しやすくなる。欠点として、主成分から元のデータと関係のないデータ群を排除することが出来るため、得られた主成分が常に解釈可能であるとは限らない。これは分析に使用した情報が、解析対象を十分に表現できない場合である[3.7].

次にアルゴリズムについて紹介する。Table 3.1 に添え字を示す。

Table 3.1 Symbols of PCA

Principal component	$P$	Characteristic vector	$W$
Test data	$X$	Standardized $X$	$X_0$
Variance-Covariance of $X$	$A$	Characteristic value of $A$	$\lambda$
Number of data( $l=1\sim L$ )	$l$	Dimension of $X(j=1\sim p)$	$j$
Variance of $j$ of $X$	$v_j$	Unit matrix	$I$
Root-Mean-Square deviation	$s$	Root-Mean-Square deviation matrix	$S$
Average of $j$ th component of $X$	$m_j$	Average of component of $X$ matrix	$M$

**ステップ 1**  $X$  の平均(3.3)と標準偏差(3.4) (3.5)を求める.

$$m_j = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L x_{ij} \quad (3.3)$$

$$v_j = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (x_{ij} - m_j)^2 \quad (3.4)$$

$$s_j = \sqrt{v_j} \quad (3.5)$$

**ステップ 2**  $X$  を標準化し(3.6), 分散共分散行列  $A$ (3.7)を求める.

$$X_o = \frac{X - M}{S} \quad (3.6)$$

$$A = \frac{X_o^T X_o}{L} \quad (3.7)$$

**ステップ 3** 固有方程式(3.8)を解いて  $p$  個の固有値(3.9)を求める.

$$|A - \lambda I| = 0 \quad (3.8)$$

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \cdots \geq \lambda_p (\geq 0) \quad (3.9)$$

**ステップ 4** 各  $\lambda$  に属する固有ベクトル(3.10)を求めて, 各主成分(3.11)を求める.

$$AX = \lambda_p W \quad (3.10)$$

$$P = W^T X \quad (3.11)$$

PCA による分析結果を Fig. 3.10 ~ Fig. 3.13 に示す. Fig. 3.10, Fig. 3.11 は, 第 1 主成分と第 2 主成分を用いた分布である高さ 0.06, 0.12, 0.18 m の段差を昇り降りしたときのデータの分布を示す. 図中の番号は段差昇降における一連の流れを示す. Fig. 3.12, Fig. 3.13 は第 2 主成分と第 3 主成分を用いた分布である. 図中の軌跡は段差乗り越えの一連の軌跡であり, 広がり, 高さについて示している. ほかの段差高さのデータと傾向を比較すると, 軌跡が重なっている部分が多く, 段差高さや姿勢について分類が困難であることが分かる.

Fig. 3.14~Fig. 3.19 に第 1 主成分と第 2 主成分と第 3 主成分を用いた分布である. 各段差高さの軌跡に注目すると, 奥行き方向には違いが見られるが, 姿勢に関してはまとまりが見られない.

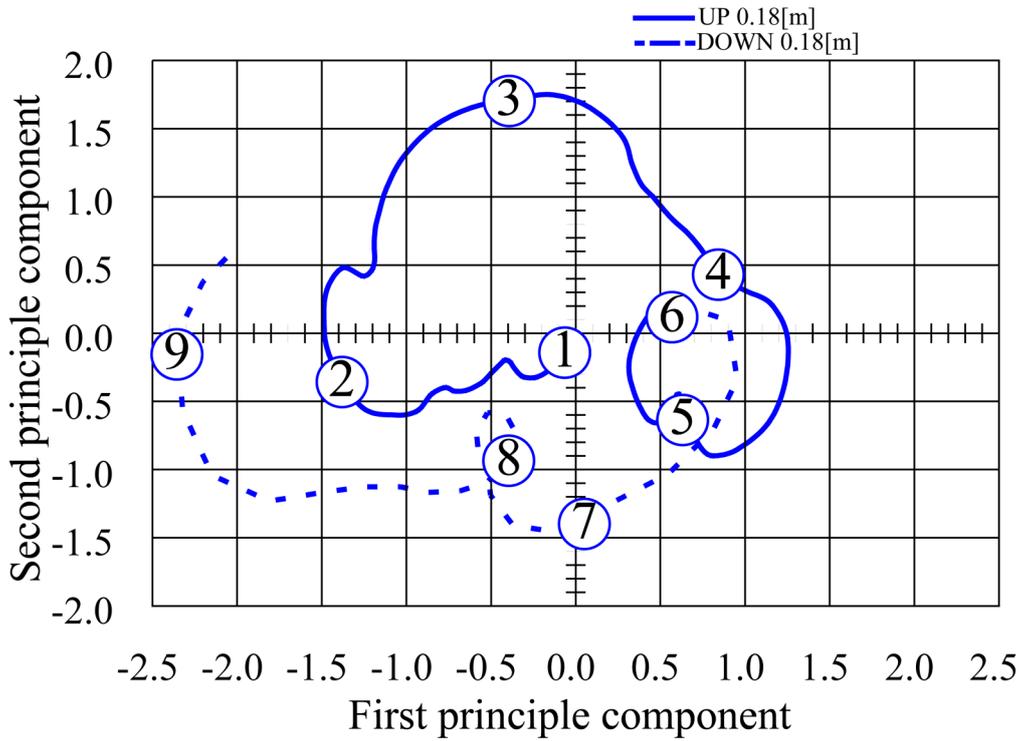


Fig. 3.10 Result of PCA : First-Second principle component

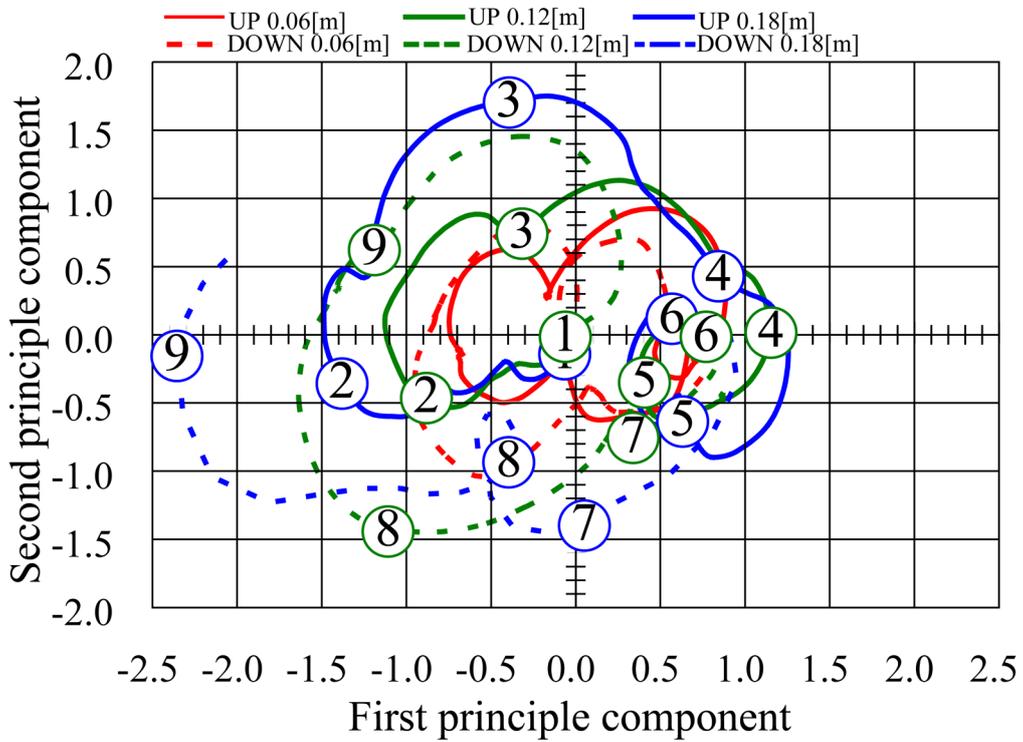


Fig. 3.11 Result of PCA : First-Second principle component

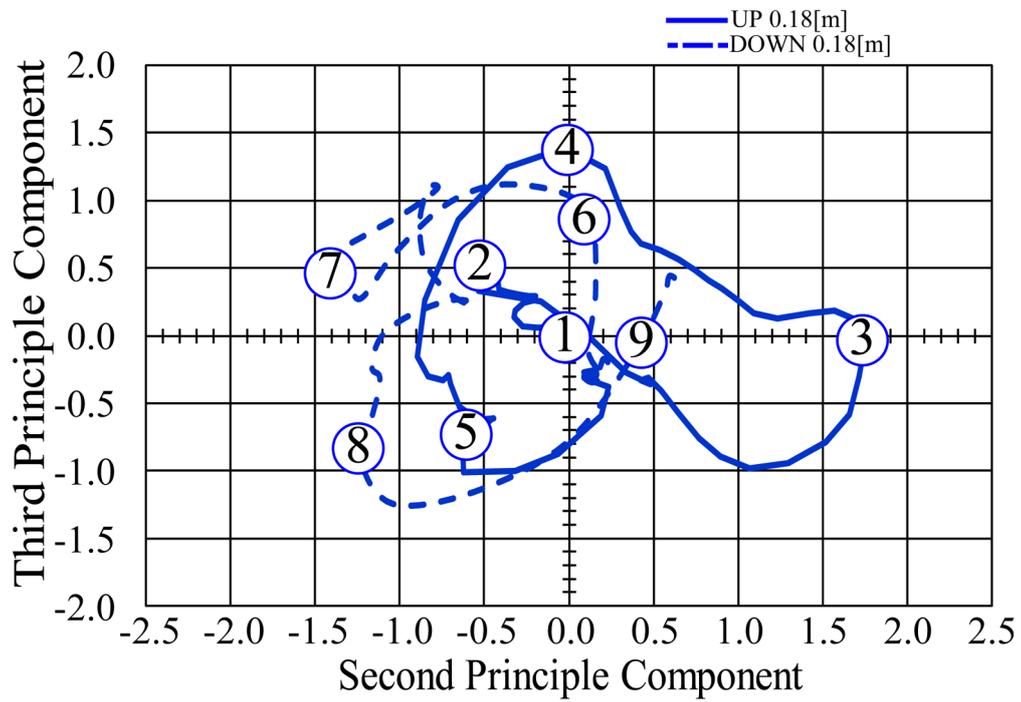


Fig. 3.12 Result of PCA : Second-Third principle component

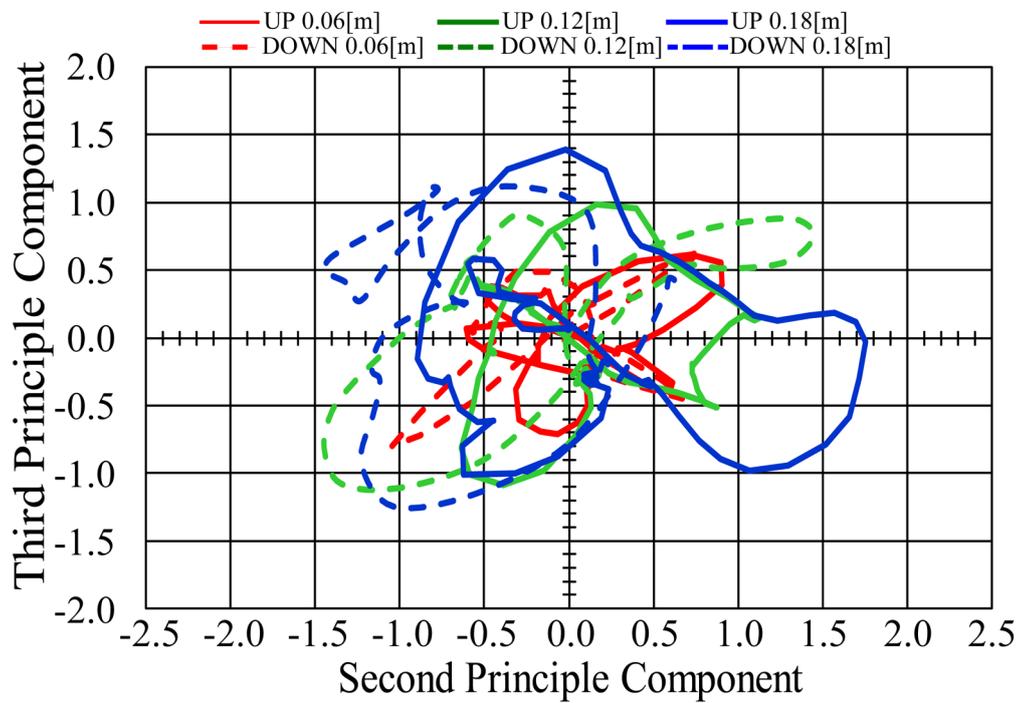


Fig. 3.13 Result of PCA : Second-Third principle component

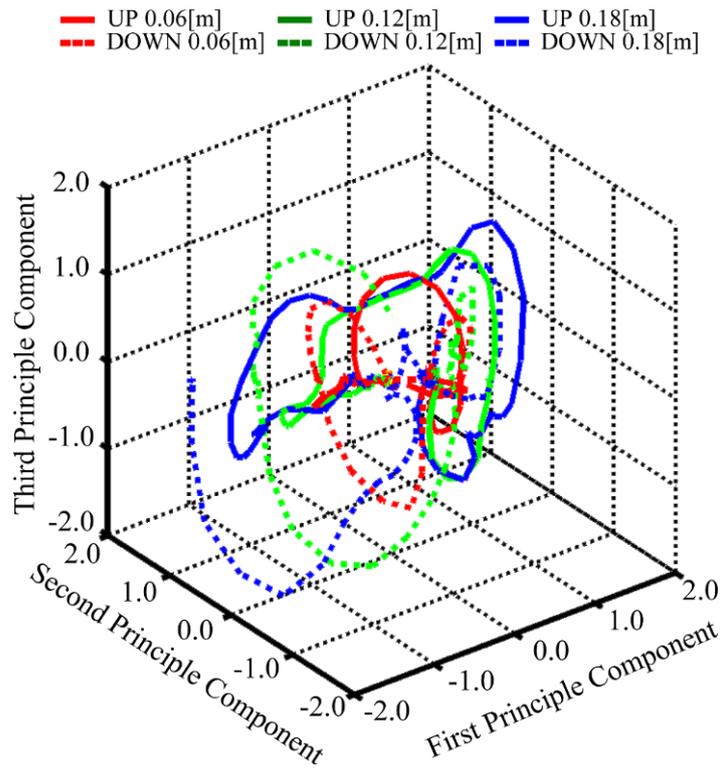


Fig. 3.14 Result of PCA : First-Second-Third principle component

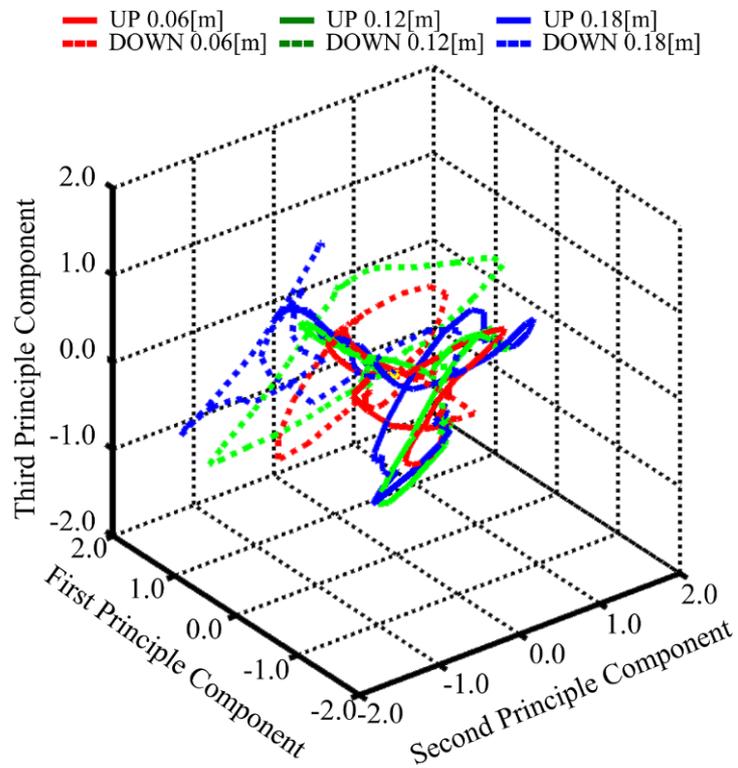


Fig. 3.15 Result of PCA : Second-First-Third principle component

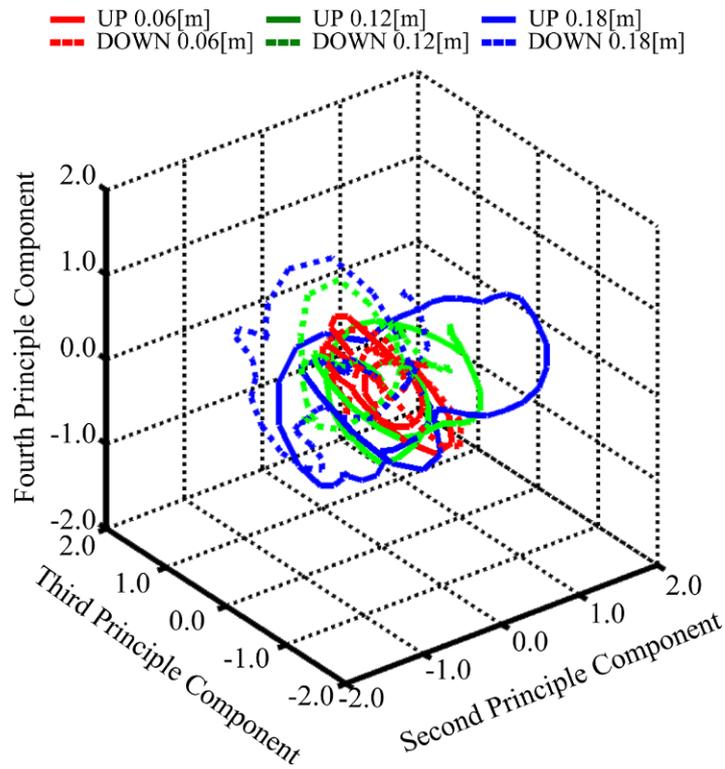


Fig. 3.16 Result of PCA : Second-Third-Fourth principle component

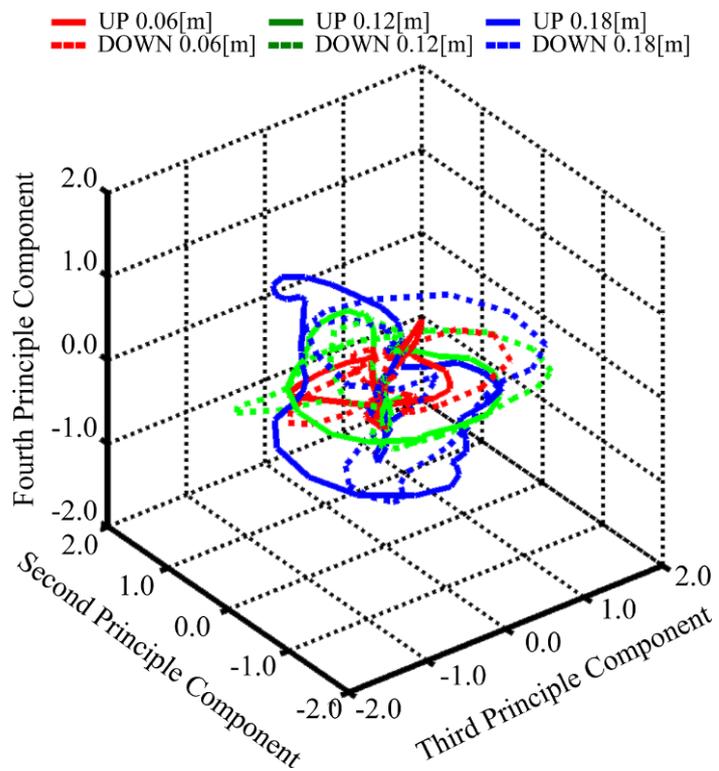


Fig. 3.17 Result of PCA : Third-Second-Fourth principle component

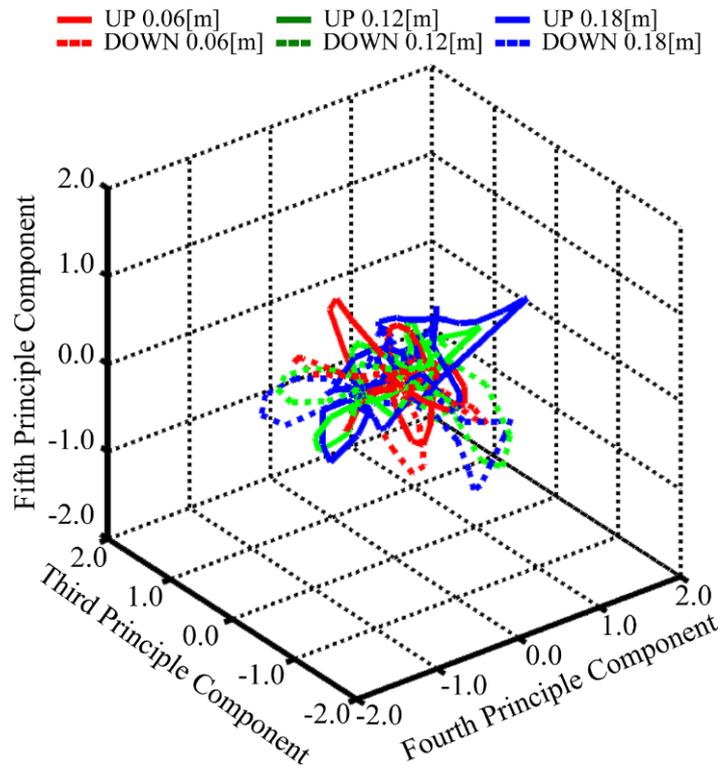


Fig. 3.18 Result of PCA : Third-Fourth-Fifth principle component

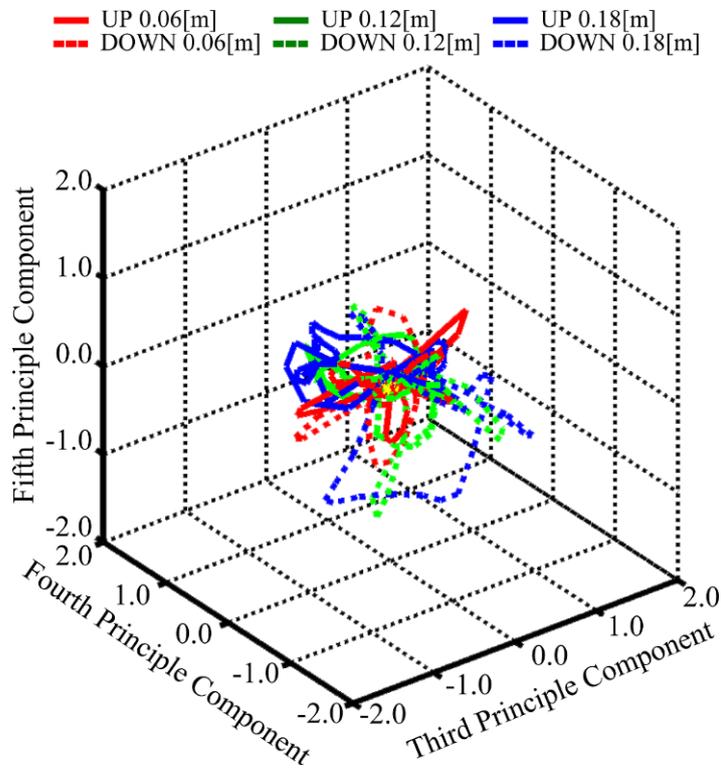


Fig. 3.19 Result of PCA : Fourth-Third-Fifth principle component

### 3.3.2 k-means(c-means)法

k-means 法はあらかじめ固定された  $k$  個のクラスターにそれぞれクラスター中心を与え、与えられたデータを類似度の高いクラスター中心をもつクラスターに割り当てることでクラスタリングを行う。つぎに割り当てられた固体から新たにクラスター中心を算出する。このように代表点の算出と固体の割り当てを収束するまで繰り返すことで、適切なクラスター中心の推定とデータ分類が行われる。通常、多変量の数値データの場合、クラスター中心として、平均値(means)を用いることから、 $k$  個の means ということで k-means 法と呼ばれる[3.5]。実用例として P2P ネットワークのプロトコルの暗号化に用いられている[3.6]。

次にアルゴリズムについて紹介する。アルゴリズムは大きく 4 ステップある。

Table 3.2 に添え字を示す。

Table 3.2 Symbols of k-means

Center of luster	$u$	Number of data	$k$
Input data	$x$	Cluster	$G$
Number of cluster	$i$	Number of belong to i-th Cluster	$ G_i $

**ステップ 1** クラスタ中心  $u_c (c=1, \dots, k)$  の初期値を設定する. (個体をランダムに選んで,  $u_c$  とする. あるいは, ランダムに初期クラスターをまず生成し, 重心を  $u_c$  とする) (Fig. 3.20)

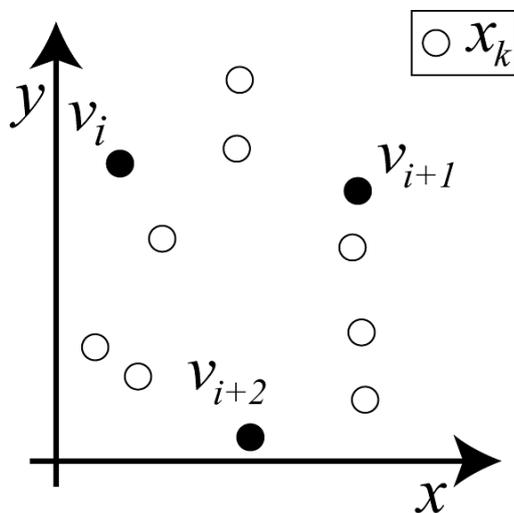


Fig. 3.20 STEP 1

**ステップ 2** すべての入力  $x_k (k=1, \dots, n)$  について所属するクラスターを求める. (Fig. 3.21)(3.12)

$$k^* = \arg \min_k \|x - u_k\|^2 \quad (3.12)$$

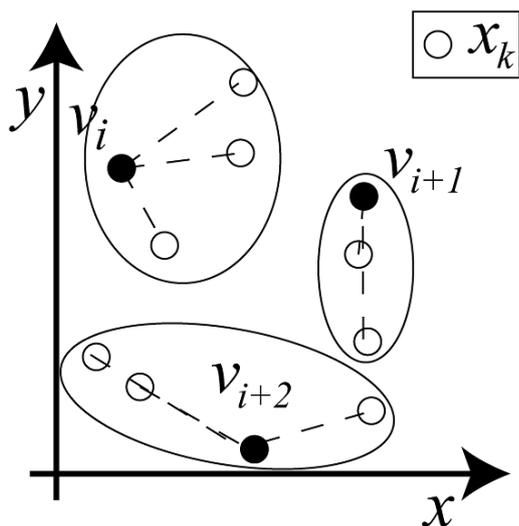


Fig. 3.21 STEP 2

ステップ 3  $u_1, \dots, u_k$  を更新する.

$$u_c = \sum_l x_l / L (l \subseteq c) \quad (3.13)$$

ここで,  $x_k$  が表す個体をクラスター  $G_k^l$  に割り当てる. (Fig. 3.22)

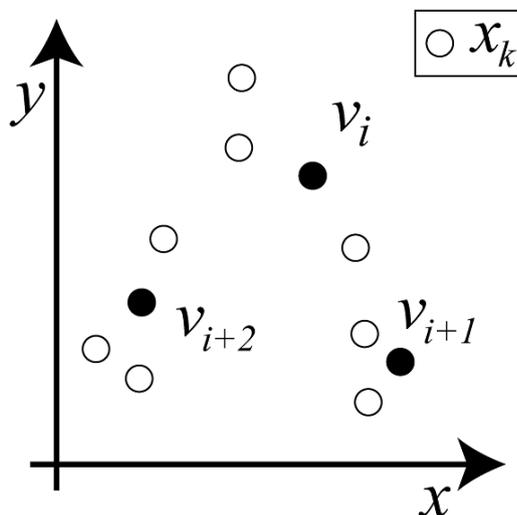


Fig. 3.22 STEP 3

ステップ 4 すべての  $v_i$  が前回と変わらなければ終了.  $v_i(t+1) = v_i(t)$  でなければ, ステップ 2 に戻る. (Fig. 3.23)

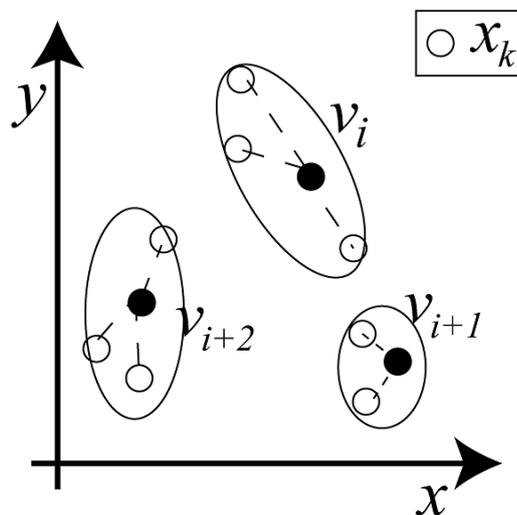


Fig. 3.23 STEP 4

バッチ型自己組織化マップの更新式の近傍半径を 1 とした場合の式と等価である.

本論文ではクラスター数を 9 と 27 とした. クラスター数 9 はロボットの姿勢に基づいて

分類可能とするためにクラスター数を決定した。クラスター数 27 は各姿勢と 3 種類の段差高さに基づいて分類するためにクラスター数を決定した。Fig. 3.24, Fig. 3.25 に分析結果を示す。横軸はサンプル時間、縦軸はクラス数を示している。Fig. 3.24 と Fig. 3.25 よりロボットの姿勢について分類されていることがわかる。しかし、クラスター数 27 の Fig. 3.25 より高さについては分類されていないことがわかる。従って、k-means 法は姿勢に関する分類は可能だが、段差高さについては分類できていない。

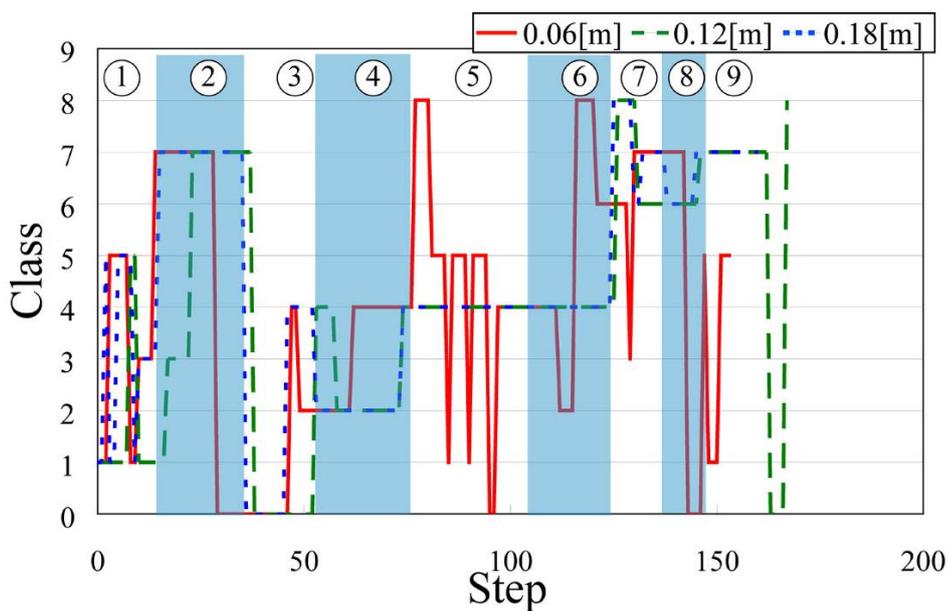


Fig. 3.24 The result of k-means analysis: 9 class

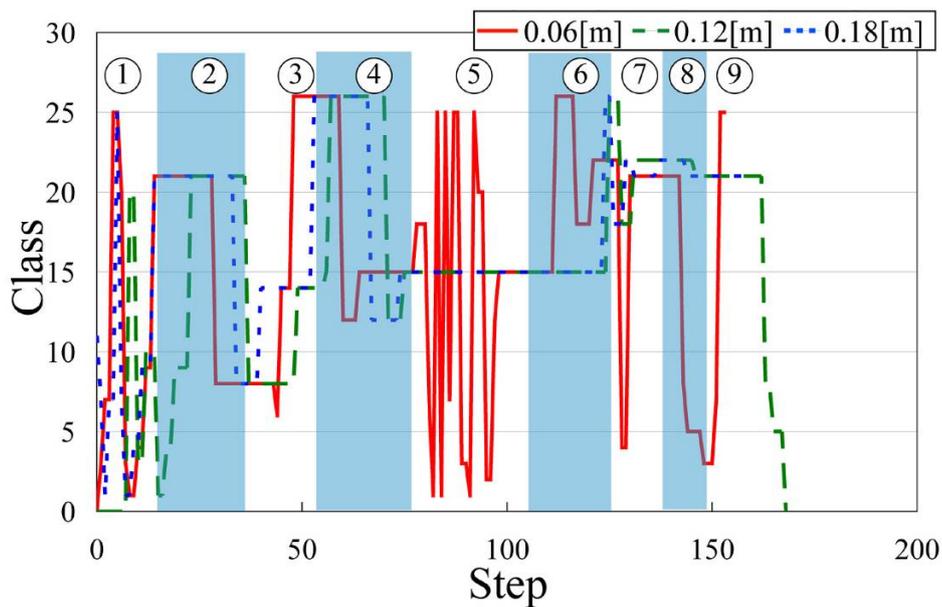


Fig. 3.25 The result of k-means analysis : 27class

### 3.3.3 自己組織化マップ(Self-Organizing Map : SOM)

SOM は、Kohonen らによって提案された脳の学習アルゴリズムを模倣したニューラルネットワークの一種である。入力されたデータの特徴をもとに、入力と近いニューロンが近傍のニューロンと関連付けられながらクラスタリングされることから、自己組織化マップと呼ばれる。

SOM の代表的な特徴は、教師なし学習である。これは、学習の過程において、入力されたデータに最も近いベクトルを持つニューロンを勝者と呼び、勝者の重みが入力に近くなるように修正されるからである。加えて、近傍のニューロンの重みも修正されるため、入力と近いニューロンが関連付けられていく。この学習プロセスを競合学習と呼ぶ。

また、多次元入力データ群の特徴を保持したまま、2次元平面で表現することもできる。この低次元空間を特徴マップという。つまり、このマップ上では多次元空間で遠い位置にあるものは遠くに存在し、近い位置にあるものは近くには存在する。そのため、高次元空間ではわからなかった位置関係が、特徴マップをみることで視覚的に理解することが出来る(Fig. 3.26)。これらの特徴からデータマイニング、データの可視化、連想・想起などの情報処理、大規模データの要約、非線形モデルの形成に活用できる。現在ではプロセス解析、制御系、さらにはウェブ検索システム、生命体工学、などの実社会においても応用されている。

SOM はデータ数とユニット数の大小関係において以下の2つの機能を持つ。

[1] データ数がユニット数より多い場合  
データとデータ間の補間を自己組織的に行う。

[2] データ数がユニット数より少ない場合

主成分分析(Principal Component Analysis : PCA)はデータの分布が非線形である場合うまく機能しないが、SOM は非線形の PCA として機能する

SOM のアルゴリズムは、大きく4つの段階に分けられ、それぞれ評価プロセス、競合プロセス、協調プロセス、適応プロセスと呼ばれる。各過程について述べる。

それぞれの記号については Table 3.3 を参照する。

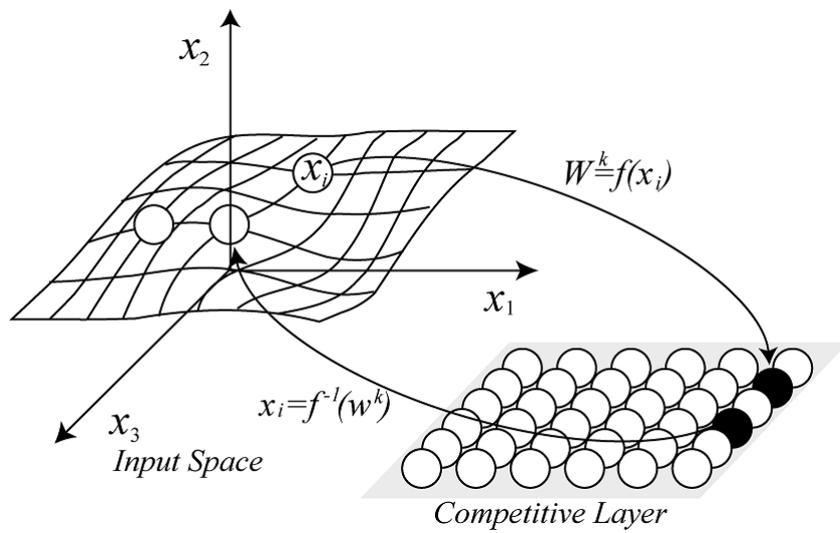


Fig. 3.26 Characteristic of SOM

Table 3.3 Symbols of SOM

Input data	$x$
Reference vector	$w$
Number of unit( $k^*$ : Best Matching Unit)	$k$
Number of class	$i$
Distance input data to reference vector	$E_i^k$
Neighbor function	$\phi_i^k$
Neighbor radius	$\sigma$
Minimum neighbor radius	$\sigma_{\min}$
Maximum neighbor radius	$\sigma_{\max}$
Euclidean distance a to b	$d(a, b)$
Learning rate	$\psi_i^k$
Learning time	$t$
Time constant	$\tau$

**評価プロセス** 競合層内のユニットが持つ参照ベクトル  $w^k$  と入力ベクトル  $x_i$  のユークリッド距離  $E_i^k$  を(3.14)式より求める. (Fig. 3.27)

$$E_i^k = \|x_i - w^k\|^2 \quad (3.14)$$

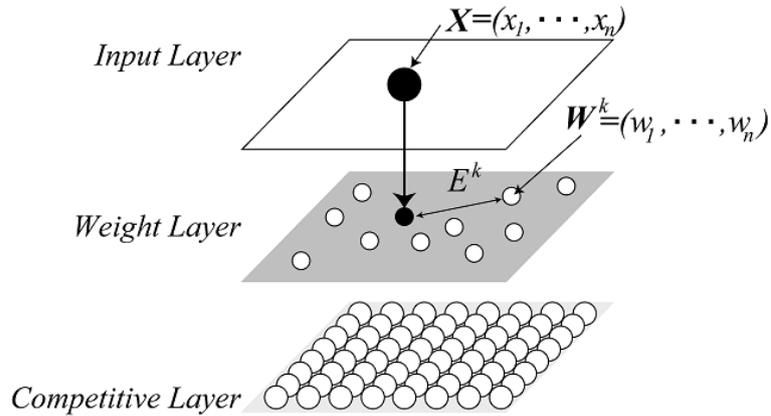


Fig. 3.27 STEP 1

**競合プロセス** 評価プロセスにおいて求めた距離  $E_i^k$  から, 入力ベクトル  $X$  と最も類似しているユニット  $k^*$  (ベストマッチングユニット : BMU) を決定する (Fig. 3.28)(3.15).  $i$  番目のデータに対する BMU を  $k_i^*$  とする.

$$k_i^* = \arg \min_k E_i^k \quad (3.15)$$

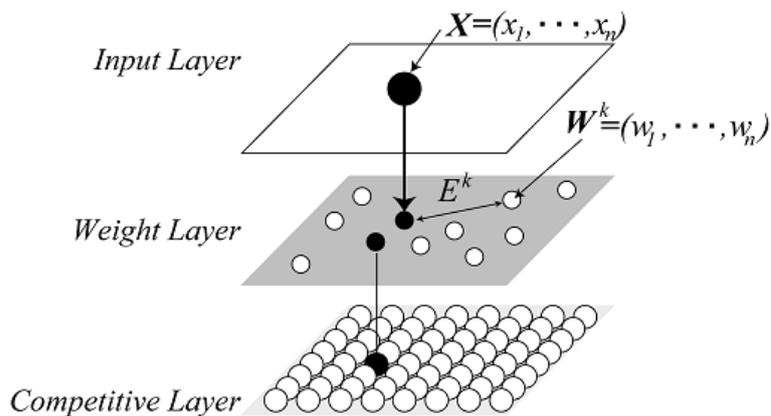


Fig. 3.28 STEP 2

**協調プロセス** 協調過程において、 $k$  番目の参照ベクトルが  $i$  番目の入力ベクトルをどのくらい学習するか重みの分配率  $\phi_i^k$  を決定し(3.16)(3.17), 学習率  $\psi_i^k$  の更新を行う(3.18).

$$\sigma = \sigma_{\min} + (\sigma_{\max} - \sigma_{\min}) \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \quad (3.16)$$

$$\phi_i^k = \exp\left(-\frac{d(k, k_i^*)}{2\sigma^2}\right) \quad (3.17)$$

$$\psi_i^k = \frac{\phi_i^k}{\sum_i \phi_i^k} \quad (3.18)$$

(3.16)式で近傍半径の最小  $\sigma_{\min}$  と最大  $\sigma_{\max}$  を用いることで学習範囲を決定する. また学習率  $\psi_i^k$  の更新に(3.18)式を用いて正規化を行うことで, 学習を収束しやすくしている. (Fig. 3.29)

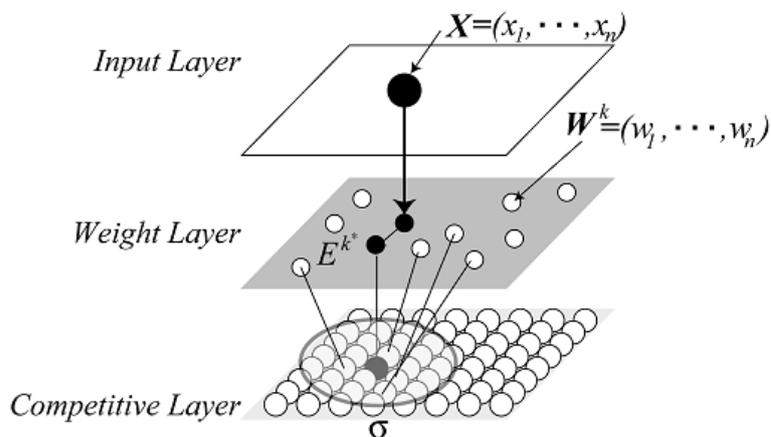


Fig. 3.29 STEP 3

適応プロセス 協調プロセスで得た学習率に従って、各参照ベクトルの更新を行う

(Fig. 3.30)(3.19).

$$w^k = \sum_i \psi_i^k x_i \quad (3.19)$$

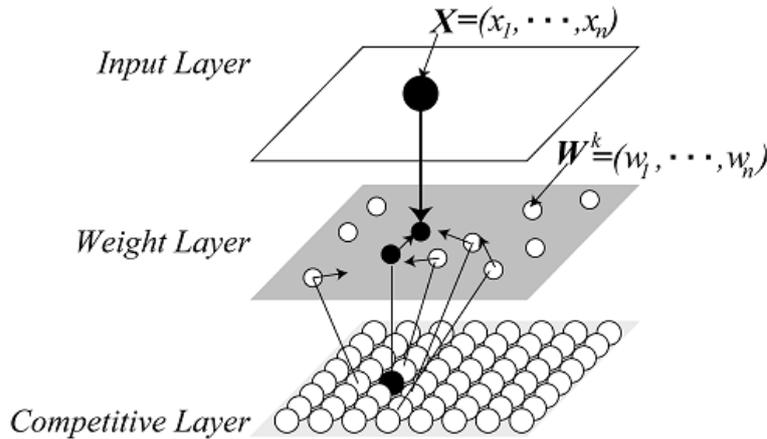


Fig. 3.30 STEP 4

以上 4 ステップを学習率が収束、もしくは規定回数繰り返す。

SOM の学習方法は大きく 2 つあり、新しい入力ごとに重みの更新を行う逐次型学習 (Online-learning SOM)と、ある入力サンプルからなる固定の集合に関して、すべてのサンプルを考慮した後、重みの更新を行うバッチ型学習 (Batch-learning SOM)がある。今回はバッチ型学習について述べた。

基本環境をバッチ学習させておくことで、ある程度汎用性のあるシステムの構築が可能であり、Zaurus を走行中に逐次学習させることで、走破中の環境に応じたシステムに変更していくことが可能となる。

Zaurus が走破した地形の近似をおこなうため、各リンク角から算出した車輪の位置を線分で結んだ。この線分を、学習中、学習後にマップ内のユニットごとに表示することで Zaurus が走破してきた地形を視覚的にわかりやすくした。各リンク角から車輪位置の算出を(a)~(c)に示す。

Table 3.4 に各リンク長さを示し、Fig. 3.31 に各記号の位置を示す

Table 3.4 Length of link

$b$	0.0500m	$l_r$	0.0900m
$c$	0.1404m	$l_s$	0.1450m
$d$	0.0354m	$l_c$	0.0200m
$e$	0.1050m	$l_r$	0.2670m
$h$	0.2217m	$r$	0.1250m

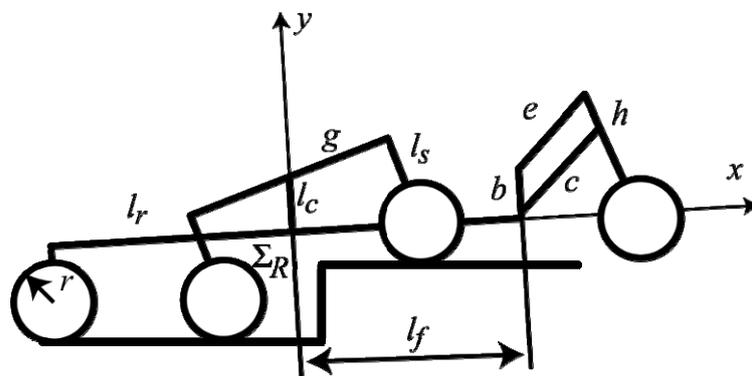


Fig. 3.31 Model of Zaurus

(a) 前輪

フロントフォークのモデル図を Fig. 3.32 に示す.

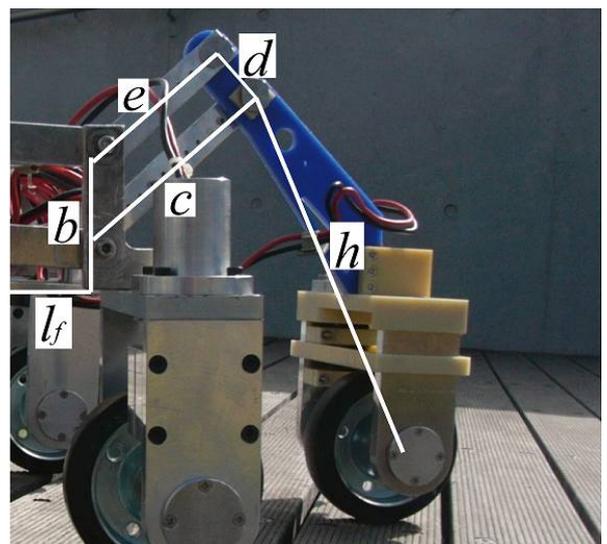
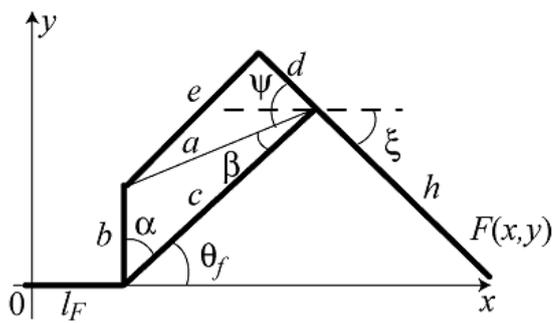


Fig. 3.32 Model of front fork

前輪の座標  $F(\theta_f)=[x,y]^T$  を求めるには角度  $\xi$  を算出すればよいので、まずリンク内の角度  $\alpha$  を求める(3.20).

$$\alpha(\theta_f)=\frac{\pi}{2}-\theta_F \quad (3.20)$$

余弦定理から角度  $\beta$  を算出し、角度  $\psi$  を求める(3.21)(3.22).

$$\beta(\theta_f)=\cos^{-1}\left[\frac{c-b\cdot\cos[\alpha(\theta_f)]}{\sqrt{b^2+c^2-2\cdot b\cdot c\cdot\cos[\alpha(\theta_f)]}}\right] \quad (3.21)$$

$$\psi(\theta_f)=\beta(\theta_f)+\cos^{-1}\left[\frac{b^2+c^2-2\cdot b\cdot c\cdot\cos[\alpha(\theta_f)]+d^2-e^2}{2\cdot d\cdot\sqrt{b^2+c^2-2\cdot b\cdot c\cdot\cos[\alpha(\theta_f)]}}\right] \quad (3.22)$$

点線は  $x$  軸と平行であるので(3.23),

$$\xi(\theta_f)=\theta_f-\psi(\theta_f) \quad (3.23)$$

よって前輪の座標  $F(\theta_f)$  が求まる(3.24).

$$F(\theta_f)=\begin{pmatrix} c\cdot\cos(\theta_f)+h\cdot\cos[\xi(\theta_f)] \\ c\cdot\sin(\theta_f)+h\cdot\sin[\xi(\theta_f)] \end{pmatrix}+\begin{pmatrix} l_f \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3.24)$$

## (b) 側車輪

サイドリンクのモデル図を Fig. 3.33 に示す.

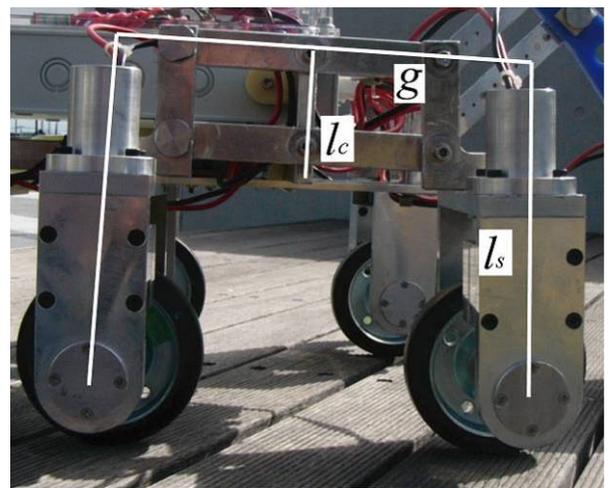
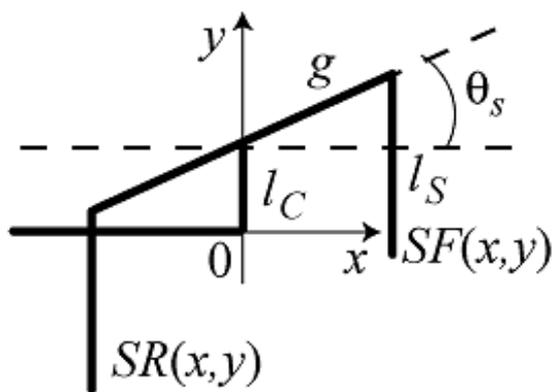


Fig. 3.33 Model of side link

サイドリンク角  $\theta_s$  から側面前輪  $SF(\theta_s)=[x,y]^T$ ，側面後輪  $SR(\theta_s)=[x,y]^T$  の座標を求める (3.25)(3.26).

$$SF(\theta_s)=\begin{pmatrix} g \cdot \cos(\theta_s) \\ g \cdot \sin(\theta_s)-(l_s-l_c) \end{pmatrix} \quad (3.25)$$

$$SR(\theta_s)=\begin{pmatrix} -g \cdot \cos(\theta_s) \\ -g \cdot \sin(\theta_s)-(l_s-l_c) \end{pmatrix} \quad (3.26)$$

### (c) 後輪

後輪リンクのモデル図を Fig. 3.34 に示す。

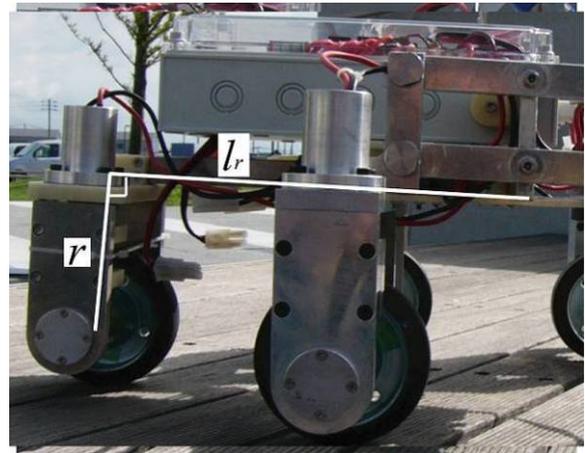
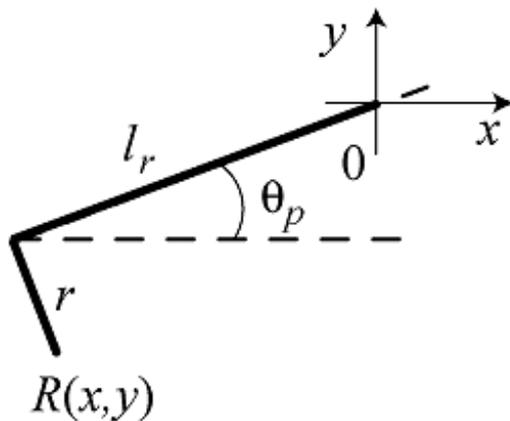


Fig. 3.34 Model of rear link

姿勢角  $\theta_p$  から後輪  $R(\theta_p)=[x,y]^T$  の座標を求める(3.27).

$$R(\theta_p)=\begin{pmatrix} -l_r \cdot \cos(\theta_p)+r \cdot \sin(\theta_p) \\ -l_r \cdot \sin(\theta_p)-r \cdot \sin(\theta_p) \end{pmatrix} \quad (3.27)$$

以上(3.20)~(3.27)より各車輪位置が求まるので，それぞれを結ぶことで地形の近似が出来る。

以上の設定で，入力ベクトルを決定し，特徴マップを作成した． Table 3.5 に SOM の設定を示す。

SOM の学習方法には，環境情報をあらかじめ取得しておき，汎用性のあるシステムとするためバッチ学習を採用した． Fig. 3.36 と Fig. 3.37 に特徴マップを示す．各ユニットの色は距離を示しており，そのユニットと近傍のユニットとの距離に応じてつけている．青色に近いほど近傍のユニットとの距離が近く，赤色に近いほど距離が遠いことを示している (Fig. 3.35) . ユ

ネット内の線図は、ロボットが走破した地形の近似が出来ているかを視覚的に確認するため、各リンク角度から姿勢を描画した。学習後に勝者ユニットを確認することでロボットが走破してきた地形を視覚的に理解できる。特徴マップは収束の過程で、まず、平地・昇り・降りに大別された。平地のデータは早くから中央集まり、周辺に各姿勢について別れ、学習の終盤に各段差について分類されていった。学習回数が500回ほどで Fig. 3.36 の状態に収束した。Fig. 3.36 の学習結果から、ロボットの姿勢が分布されていることがわかる。各車輪の段差昇りと段差下りの姿勢は対極に配置され、平地走行はマップ中央に配置されている。Fig. 3.37 はロボットが段差を乗り越えた時の軌跡を示す。中央に平地が配置され、各段差高さに応じて等高線状の軌跡が描かれており、外周に行くほど段差の高さは高くなっている。高さ 0.00m~0.06m の分布が広いため、低い段差について詳細なマップとなっている。しかしながら、0.12m と 0.18m のデータの分布について大きな差がみられない。これは、0.12m 以上の高さの段差を乗り越えるときのロボットの姿勢が近いためと考えられる。以上の結果から、1 段の段差からなる環境に関して、特徴マップ上でのロボットの姿勢と段差高さの分布から、クラスタリングできていることがわかる。SOM による補間機能を確認するため未学習の高さ 0.10m の段差において走行した場合の実験データを分類した。高さ 0.10m の軌跡は 0.06m と 0.12m の間に配置されており、データの補間がなされていることが分かる。環境認識システムでは、自己組織的に環境情報のクラスタリングを行うことで走破地形の推定が可能であること、また、走行中に環境情報の追加学習を行うことでより環境に対して適応的なシステムの構築が期待できる。

Table 3.5 Status of SOM

Map size	30 x 30	Height of bumps	0.06 m, 0.12 m, 0.18 m
Maximum Neighborhood radius $\sigma_{\max}$	45	Kinds of Input data	$\theta_F, \theta_S, \theta_P, \dot{\theta}_F, \dot{\theta}_S, \dot{\theta}_P$
Minimum neighborhood radius $\sigma_{\min}$	2	The average time of climbing over the bumps	40 sec
Time Constance $\tau$	50	The number of input data	480
Learning time	1000		



Fig. 3.35 Color bar

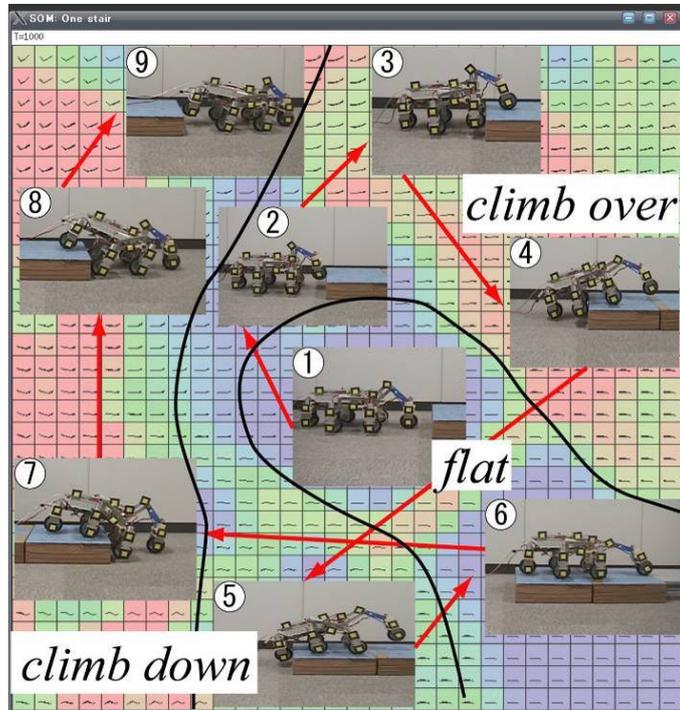


Fig. 3.36 The classification analysis result of the SOM : Attitude of a robot

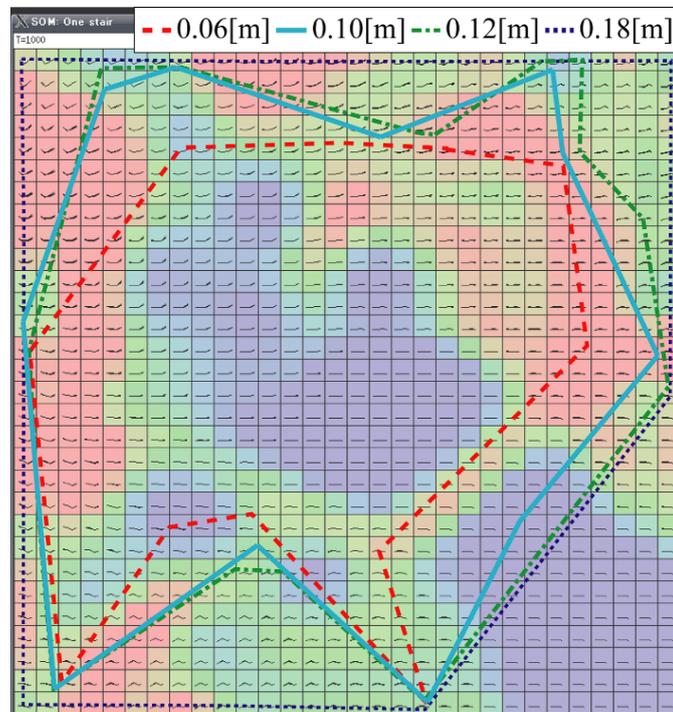


Fig. 3.37 The classification analysis result of the SOM : Height of bumps

### 3.4 環境認識システムの性能評価

本節では提案した環境認識システムの検証を行う。Fig. 3.38 に実験環境の模式図を示す。平地、段差の昇り、段差の降り、の3種類の不整地から構成される。本件省では、環境認識システムが3種類の環境を分類し、制御器の切り替えを行うことで、より効率的な不整地移動が実現できるかを確認する。環境毎に調整された制御器は [3.9] を参考に設計したものをを用いる。

3種類の制御器は並列で用いる。環境認識システムは環境情報を元に制御機の切り替えを行う。切り替え時において制御器の出力が突然変化することが予想されるため、制御器の切り替えは目標角速度ではなく、目標角加速度を切り替え、共通の積分器で積分することでよりなめらかな出力を実現する。

提案した環境認識システムと制御器を用いた実験結果を Fig. 3.39 に示す。上部グラフにロボットの移動速度及び制御器からの出力を示す。目標速度 0.05m/s に対し、ロボットはおおよそ目標速度を追従できていることがわかる。また、コントローラの出力は、制御器の切り替え時においてもなめらかに変化している。中央のグラフに、環境認識システムの出力を示す。環境認識システムは平地、段差昇り、段差下り、の認識を行い、制御器の切り替えを実現している。また、従来手法である PID 制御器と提案手法との比較を行った。比較項目は目標速度追従、振動抑制、消費エネルギーの点から行う。 $v_r$  は不整地移動ロボットの目標移動速度、 $v(n)$  は時刻  $n$  における移動速度、 $n$  はサンプリング数、 $N$  は総データ数、 $\theta_p(n)$  は時刻  $n$  における不整地移動ロボットのピッチ角、 $V$  はモータの駆動電圧、 $I_l(n)$  は時刻  $n$  における  $l$  番目の車輪の駆動電流である。Table 3.6 に従来手法である PID 制御器と提案手法との比較を示す。提案手法は単一の PID 制御器と比較して目標値追従や振動抑制に関して良好な結果を示している。

(a) 目標値追従について

$$E_v = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (v_r - v(n))^2 \quad (= E_1) \quad (3.28)$$

(b) 振動抑制について

$$E_{\dot{v}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\dot{v}(n))^2 \quad (= E_2) \quad (3.29)$$

(c) 振動抑制について

$$E_{\dot{\theta}_p} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\dot{\theta}_p(n))^2 \quad (= E_3) \quad (3.30)$$

(d) 消費エネルギーについて

$$E_J = \sum_{l=1}^6 \sum_{n=1}^N V |I_l(n)| \Delta t \quad (= E_4) \quad (3.31)$$

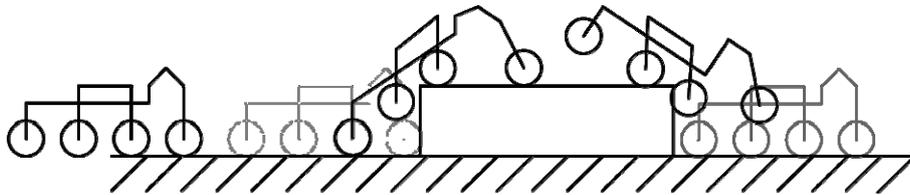


Fig. 3.38 The experimental environment for the evaluation of the proposed system

Table 3.6 The comparison result of the proposed system :Controller evaluation

Controller	$E_v$ (x 10 <sup>-3</sup> )	$E_{\dot{v}}$ (x 10 <sup>-5</sup> )	$E_{\dot{\theta}_p}$ (x 10 <sup>-4</sup> )	$E_J$ (x 10 <sup>3</sup> )
Adaptive Ctrl.	2.50	5.59	1.17	0.86
PID Ctrl.	2.82	6.52	1.61	0.72

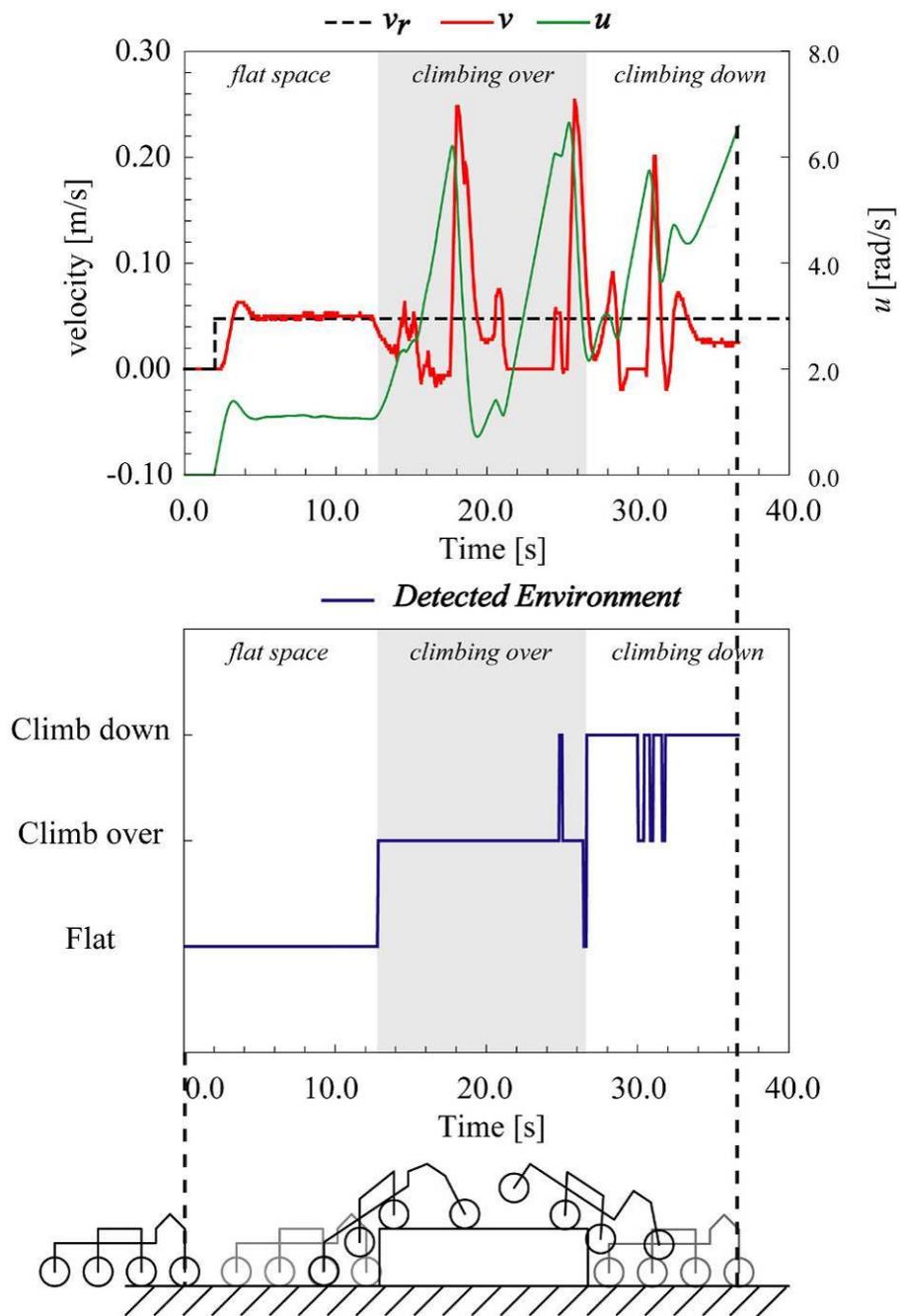


Fig. 3.39 The experiment result of the proposed system :

The application of switching controller system

### 3.5 次元圧縮情報を用いた環境認識システムの性能評価

前節までで述べた環境情報は多次元であるため推定に計算時間が必要となる。本システムの推定精度をより向上させるためには、より環境情報のステップ数を増やしより多次元とする必要がある。しかし、多次元を扱う場合、計算時間とのトレードオフとなる。これは“次元の呪い”と呼ばれ多変量解析手法の分野では性能評価において論じられることが多い。本手法でもより精度の向上を図るため、まず、次元数と計算時間について比較を行った。Fig. 3.40 に推定に必要な計算時間の比較結果を示す。今回、本システムの目標推定時間は 0.04Hz とした。これはシステム全体の更新周期を 0.05 sec としており、制御器の更新周期は 0.01 sec であるためである。Fig. 3.40 より現在は 4 ステップ、24 次元であるが、6 次元、36 次元まで拡張可能であることがわかる。

しかし、現状においても推定にかかる時間は短ければ短いほど、システムがロボットの行動への負荷を軽減可能となる。そこで、高次元の情報を保持したまま、次元の圧縮を行い、推定に必要な時間の短縮を図る。本章では、基本的な次元圧縮手法である主成分分析 (Principle Component Analyses : PCA) を用いる。アルゴリズムについては 3.3 節で述べたものと同様である。本節では、導出した主成分が元の情報をどれだけ表現しているのか、あるいは何個の主成分を採用すれば元のデータに含まれる特徴を十分に表現できるかを知ることが出来る寄与率を用いて圧縮する次元数を決定する。Table 3.7 に環境情報の次元を圧縮した際の寄与率と次元数の関係を示す。本研究では 85%以上元のデータを表現可能となる次元まで採用する。このことより、環境情報は 4 ステップの際は、5 次元まで圧縮可能であることがわかる。Fig. 3.40 の四角プロットは圧縮した次元における計算時間を示している。Fig. 3.40 より 10 ステップ、60 次元まで拡張した環境情報を用いても、次元圧縮を行うことで、推定に必要な時間は 0.02 sec を切ることが可能であることがわかる。

次に圧縮したデータを用いて環境認識システムを構築した際に分類結果に差異があるかを確認する。Fig. 3.41 と Fig. 3.42 に比較結果を示す。Fig. 3.41 において姿勢は圧縮前と同様の配置となっていることがわかる。また、Fig. 3.42 において中央に平地が配置され、外周に行くにつれ高い段差が配置されていることがわかる。このことから、もとの環境情報の特徴を保持したまま、次元を圧縮することが出来ている事がわかる。

Table 3.7 The contribution ratio of the basic environmental data :

The bold shows selected dimension's contribution ratio

	Steps	Number of Dimension			
		4	<b>5</b>	6	7
Contribution ratio(%)	4	80.70	<b>85.28</b>	88.77	
	5	78.26	82.80	<b>86.52</b>	88.94
	6	76.83	81.28	<b>85.04</b>	87.45

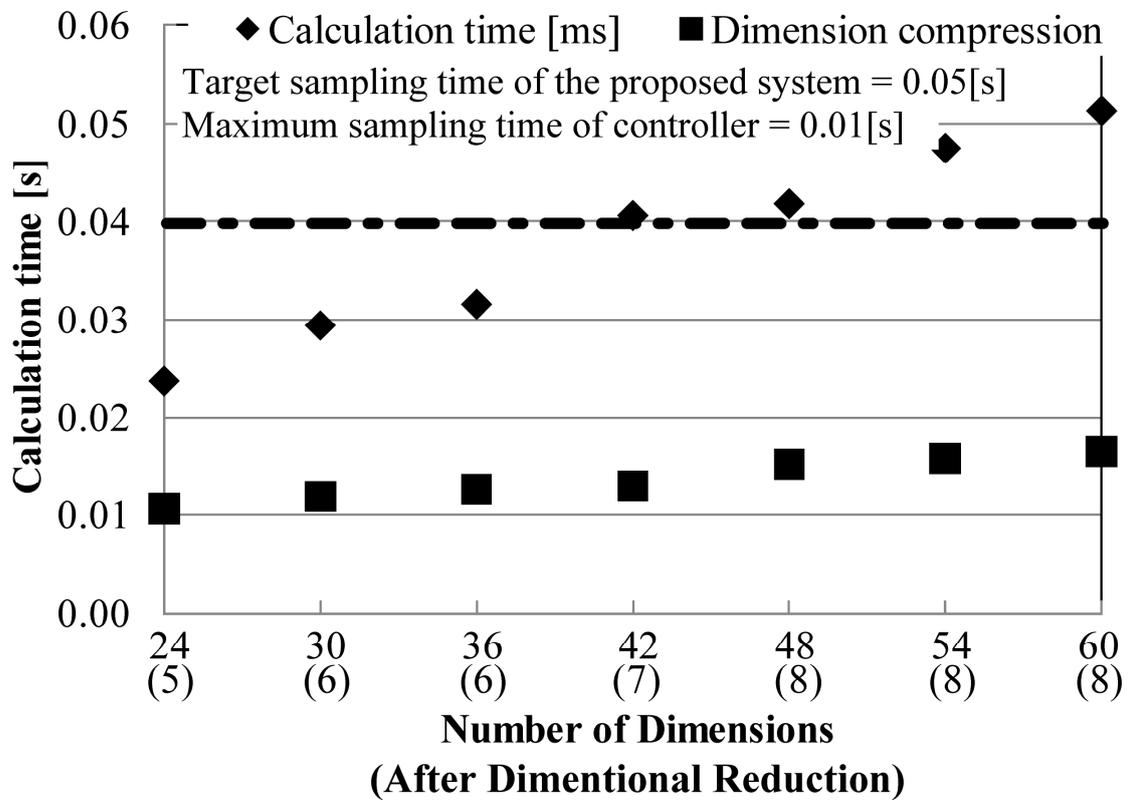
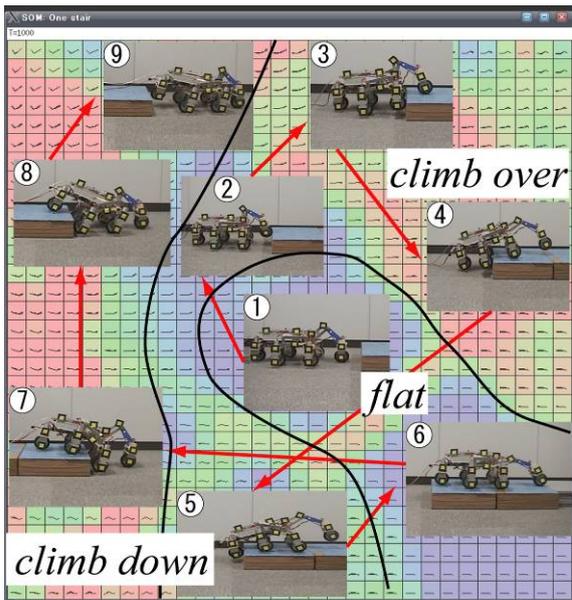
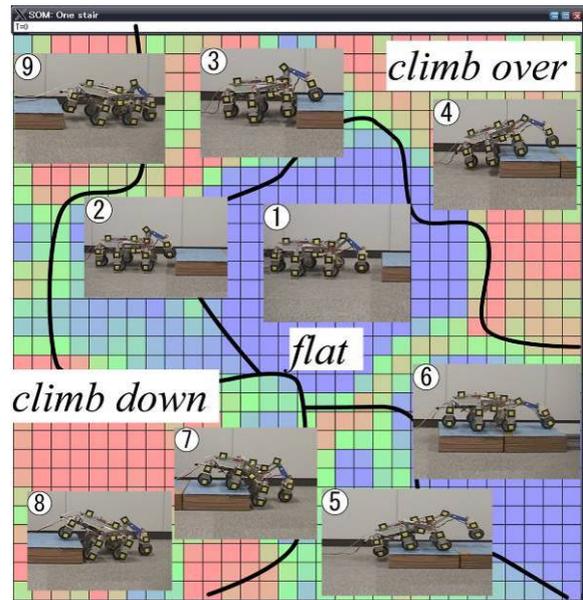


Fig. 3.40 The comparison result of calculation time

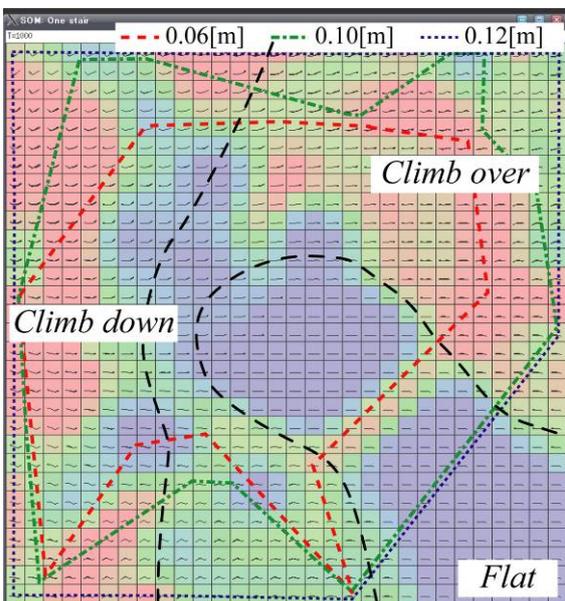


Original data : Attitude of robot

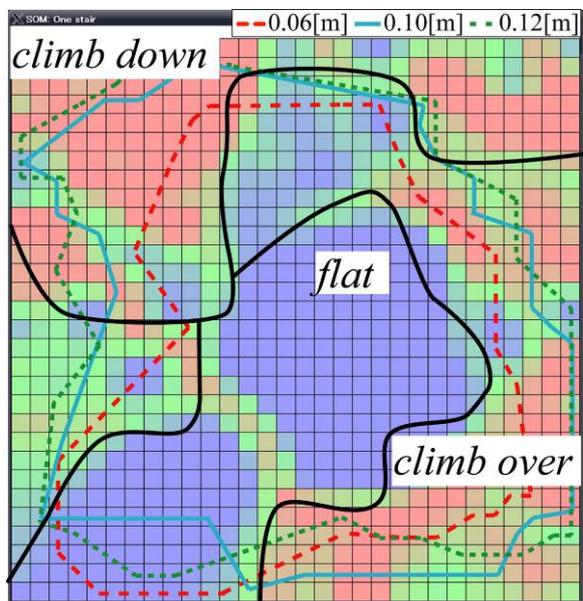


Compression data : Attitude of robot

Fig. 3.41 Comparison original environmental data with compression environmental data



Original data : height of bumps



Compression data : Height of bumps

Fig. 3.42 Comparison original environmental data with compression environmental data

### 3.6 受動リンク機構を用いた環境認識システムに関する考察

本章では受動リンク機構に着目した環境認識システムを提案した。環境を認識するための手段として、車輪・受動リンク機構をセンサとして扱った。リンク角及び、リンク角速度を環境情報として定義し、様々な環境情報をクラスタリングする手法として、主成分分析、k-means法と自己組織化マップで比較検討を行った。その結果、自己組織化マップがロボットの姿勢と段差の高さについても分類できていることを確認した。また自己組織化マップを用いて作成したシステムに未学習のデータの入力を行い自己組織化マップの持つ補完能力について確認した。以上より、受動リンク機構のリンク各情報を環境情報として扱い、自己組織化マップが持つ自己組織的学習能力と保管能力を用いた環境認識システムを構築した。

提案する環境認識システムの性能評価として、平地と段差からなる環境において実験を行い、提案手法による制御器切り替えが実現していることを確認した。また、単一の制御器と比較して目標値追従や振動抑制について良好な結果を得られた。

システムの計算時間と採用可能な次元数を求め、主成分分析による次元圧縮を行うことで、さらに高次元のデータを用いて推定が可能であることを確認した。また、圧縮した次元を用いて構築したシステムでも圧縮前と同様の性能を確認できた。

## 第4章

# 全方位カメラを用いた環境認識及び 自己位置推定システム



## 第4章 全方位カメラを用いた環境認識及び

### 自己位置推定システム

#### 4.1 はじめに

移動ロボットが自律的に作業するには、作業環境内の障害物や物体を検出する必要がある。前節まででは接触型センサとして受動リンクを用いる手法について述べてきた。本章では検出手法として広く用いられている非接触型センサであるカメラに焦点を当てる。カメラの利点として一度に様々な情報が内包されている画像を取得可能であることが上げられる。近年、単眼カメラでのランドマーク検出や顔認識、ステレオカメラを用いて奥行き情報の取得、また画像内の時系列情報を用いた物体の検出など様々な画像処理技術が開発されてきている。このような多様な用途を持つカメラであるが、上記で述べた処理には膨大な計算コストが必要となる。数年前まではロボットに搭載するに足るリアルタイム性が確保できていなかったが、近年の計算機の性能向上により実用に足るリアルタイム性を確保できるようになり、また FPGA 等の高密度集積回路を用いてハードウェアでの処理手法も開発された事で、様々なロボットの外界センサとして用いられている[4.1]-[4.8]。

このように多数の手法がある中で、あらかじめ走行経路上の画像情報を取得・記憶しておき、比較・マッチングして環境認識や自己位置同定を行う手法は有効な手法の一つであり、画像情報利用の有効性を示している。しかし、この手法では記憶量の点で見ると画像自体を扱っているためデータ量は膨大になってしまう。

そこで、本章では取得した画像中の特徴量を抽出することで、各地点における情報量の削減を行い、また、マッチング時間の短縮を図る環境認識システムの開発について述べる。2 節では提案する環境認識手法の概要を述べ、3 節では特徴量抽出手法について検討を行い、4 節において自己位置推定器として運用した際の性能検証結果について述べ、5 節において本提案システムについて考察する。

## 4.2 環境認識システムの概要

屋内屋外問わず様々な場面での自律型移動ロボットの活躍が期待されてきている。このようなロボットの自律化を実現するための代表的な手法には、ロボット自身が外界の情報をセンサから獲得して環境を把握する必要がある。そして、非接触型センサである視覚センサは環境認識を行う上で有用なセンサとしてこれまで盛んに利用されてきている。従来の視覚を用いた移動ロボットの研究では、一般的なカメラを採用した手法が多く、観測視野が前方のみに限られている。しかし、一般環境に存在する側方、後方から接近する移動物体など、前方情報だけでは不十分な場合があるため、全方位視覚を用いた手法が開発されている[4.9]-[4.12]。本手法においても、全方位視覚センサを搭載することで周囲 360 度を一度に観測を行う。よって、画像また、全方位画像の利点は以下の通りである。

- ・ 環境を広く見渡せること。
- ・ 環境に対するロボットの向きを特定する視覚情報を画像中に含むこと。
- ・ 環境に対するロボットの位置を特定する多くの情報を含むこと。

広い視野の画像は、環境の一部が変化しても画像の変化する割合が小さいため、動的な環境に対するロバストな視覚情報処理が実現できる。全方位画像は撮影した点から見える全ての情報を含んでおり、異なる場所で撮影した画像は異なる視覚情報を含む割合が非常に高い。よって全方位画像はロボットの位置を特定する多くの情報を含むと言える。

本節で提案する環境認識システムは、あらかじめ運用場所の画像情報を取得・記憶しておき、現在の画像情報と比較・マッチングを行うテンプレートマッチング手法を用いて環境を認識する。しかし、記憶量に注目すると、画像を扱うこと時点でデータベースに膨大な容量が必要となる。マッチングの際も、画像間の対応付けに膨大な計算能力が必要となる。この対応策として、画像全てを用いて比較を行うのではなくランドマークを各地点に設置する手法もあるが、画像中から抽出する工程は複雑になり、また、ランドマーク設置を行う際は運用環境に手を加える必要があるため、運用環境が広大になればなるほどランドマークの種類や設置箇所の船底など、準備に多大な時間を要するので実用化が難しい。そこで、本研究では画像情報を特徴量に変換を行うことで、データ量の削減と、特徴を選出する労力の削減を図る。提案システムの概略図を Fig. 4.1 に示す。まず、搭載予定の移動ロボットを用いて運用場所の画像情報を一定間隔毎に取得する。次に、画像情報を特徴量に変換後、分類器で各地点の特徴量の分類を行い、

データベースに記憶する。システム運用時は記憶されたデータベースと比較・マッチングを行うことで、環境の認識を行う。

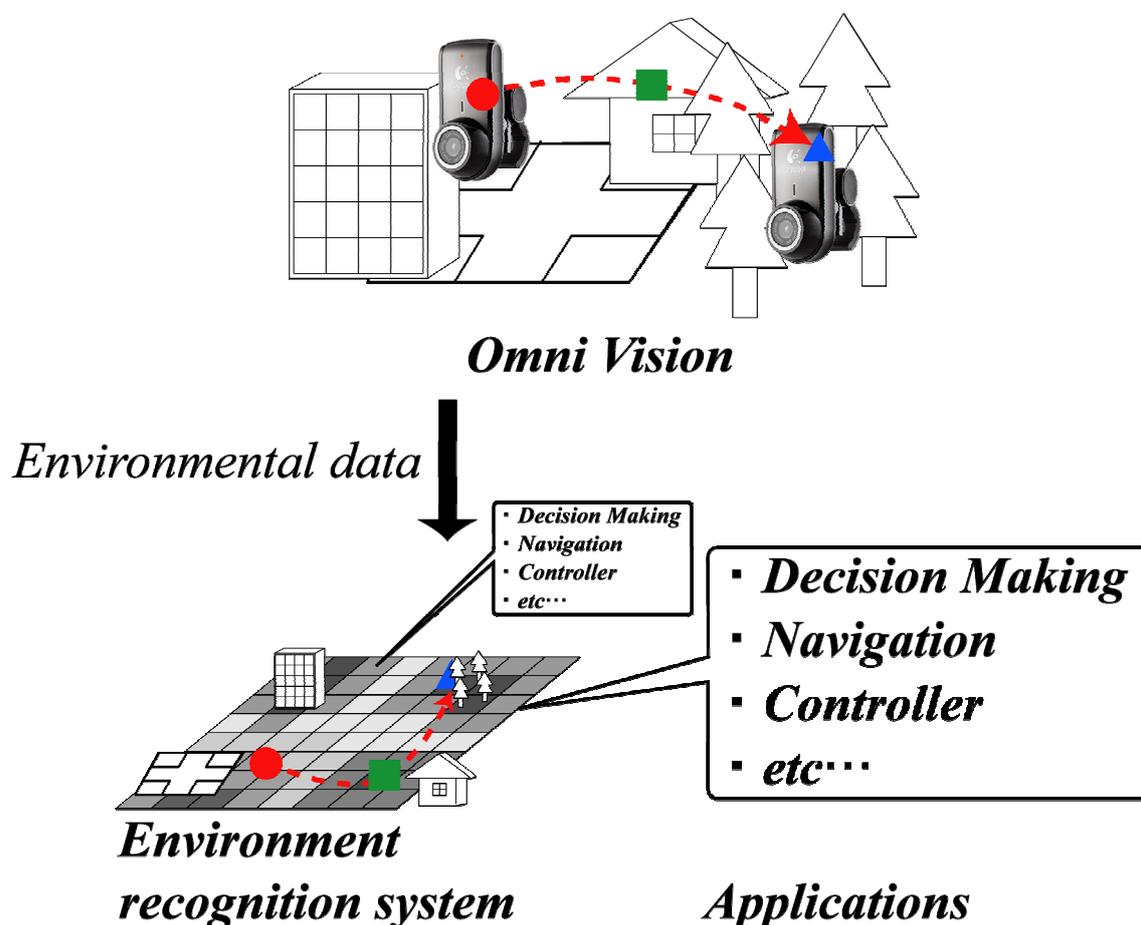
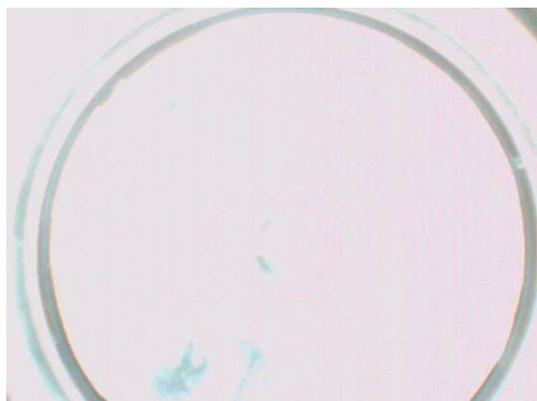


Fig. 4.1 The environment recognition system concept

#### 4.2.1 全方位視覚センサの製作

前節でも述べたように本システムでは全方位画像を用いる。本システムの検証を行うための全方位視覚センサの設計を行った。屋外での運用も考慮したカメラの選定を行う。屋外での運用の際に考慮しなければならないのは、日光による影響である。全方位画像であっても Fig. 4.2 のように道路や池からの反射による影響を受けやすい。そこで本論文ではホワイトバランス調整を自動で行えるカメラの選定を行う。選定したカメラを Fig. 4.3 に示す。選定した Logicool 社製 QCAM Pro for Notebook シリーズ QCAM200 の仕様は、撮影可能な解像度は 800 万画素、画角が 75deg で、フォーカス距離は 10cm~無限大である。フォーカスとホワイトバランスに関

しては自動調整機能を持つ。次に、全方位ミラーの選定を行った。今回は Vstone 社製を使用した。画角は上方-5deg, 下方 45deg まで撮影可能なミラーである。これらのカメラとミラーを用いて全方位視覚センサを製作した。設計した CAD 図面を Fig. 4.4 に、外観図を Fig. 4.5 に示す。



(a) Camera cannot take picture



(b) Camera adjust the white balance

Fig. 4.2 The comparison result of the Camera:  
Automatic white balance adjustment function



Fig. 4.3. USB Camera : QCAM-200V

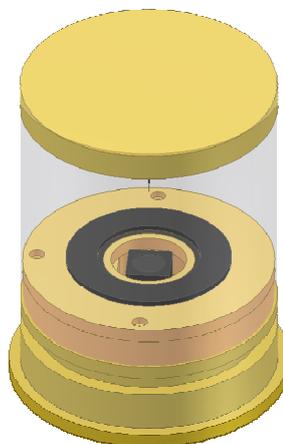


Fig. 4.4 3D-CAD design



Fig. 4.5 Omni-Vision

## 4.2.2 全方位画像のパノラマ化

前節で制作した全方位視覚センサの画像にはフレーム等の不要な領域がある。そこで、必要な領域のみの抽出を行う。該当領域の抽出は、まず入力画像の2値化を行い、ハフ変換を用いて全方位レンズの中心部の検出を行う。検出された中心座標を基に必要な領域の抽出を行い、パノラマ展開する。従来の画像処理手法の多くは、画素が方眼上に並んでいることを前提としており、そのままでは適応しづらいので、画像処理が容易になるようにパノラマ展開を行う。以後、画像処理プログラム開発は開発環境として Microsoft 社製 Visual Studio 2005 と Willow Garage 社製オープンソース画像処理ライブラリ OpenCV (Open Source Computer Vision Library) を用いて開発言語は C++を使用した。Table 4.1 に添え字を示す。

Table 4.1 Symbols of image processing

Brightness value	$b$	Threshold value at Binarization	$T$
Color component (red, green, blue)	$R, G, B$	Coordinate at a panorama image (Cartesian representation)	$(x_{ij}, y_{ij})'$
Brightness value after smoothing	$V$	Coordinate at an omni directional image (polar representation)	$(r_i, \theta_j)'$
Central coordinate	$(x_c, y_c)$	Image size(vertical, horizontal)	$(H, W)$
Pixel Number of each axis ( $x, y$ )	$i, j$	Diameter of an image (inside, outside)	$(r_d, r_D)$
Frequency[Hz]	$\omega$		

## ステップ 1

入力画像の 2 値化を行う前に入力画像をグレースケール(4.1)に変換し、ガウシアンフィルタを用いて平滑化を行う。その後、2 値化を行う。各係数は生理的な特性を考慮している。

$$b = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114B \quad (4.1)$$

ガウシアンフィルタは平滑化の際の各重みをガウス分布日が図柄物である。 $x$  軸と  $y$  軸の二次元で表される画像に適用する際は式(4.2)で表される。導出される中心の画素値を  $V$  とすると、

$$V(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.2)$$

で係数が求まり、Fig. 4.6 の様に平滑化される。

$\frac{1}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{1}{16}$
$\frac{2}{16}$	$\frac{4}{16}$	$\frac{2}{16}$
$\frac{1}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{1}{16}$

Fig. 4.6 Gaussian filter (3 x 3)

2 値化では閾値処理したい周囲のピクセルの画素値を用いて適応的な閾値処理を行う。閾値処理は式(4.3)で表される。今回は画素の平均を求め定数を引いて閾値を決定した。2 値化された画像を Fig. 4.7 に示す。

$$V = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^I \sum_{j=0}^J (x_{ij}, y_{ij}) - T \quad (4.3)$$

## ステップ 2

求まった 2 値化画像の中心領域のみにハフ変換を行い、全方位レンズの中心座標を求める。ハフ変換は画像中の点を様々な円を考慮し、任意の円の中心座標と半径をパラメータとして極座標空間に投影を行った後、 $(x_c, y_c)$  を変化させながら、式(4.4)に該当する点の集合を検出し、検出された円の直径と位置を求める。(Fig. 4.8)

$$r^2 = (x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 \quad (4.4)$$

## ステップ 3

本研究では極座標と直交座標の間の単純な座標変換である Log-Polar 変換を行った。Log-Polar 変換は極座標上のサンプリング点を直交座標上に再配置する変換で、形式的にはパノラマ展開とよく似ている。これを利用すれば Log-Polar 変換に基づきパノラマ画像によく似た画像を構成することが出来る。式(4.5)(4.6)を用いて切り抜き範囲を設定する。中心の座標はステップ 2 のハフ変換で求まった座標を用いる。

$$\begin{cases} \theta_j = 2\pi w_j / W \\ r_i = (r_b - r_a) h_i / H \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\begin{cases} x_{i,j} = r_i \cos \theta_j \\ y_{i,j} = r_i \sin \theta_j \end{cases} \quad (4.6)$$

展開した画像は、全方位画像の極座標上で半径方向、円周方向のそれぞれについて等間隔にサンプリングしたときの画像展開になっており、その画像を Fig. 4.9 に示す。以降、全て本画像に処理を行う。カメラで取得する画像のサイズは 640 x 480pixel で、パノラマ画像のサイズは 1024 x 128pixel である。

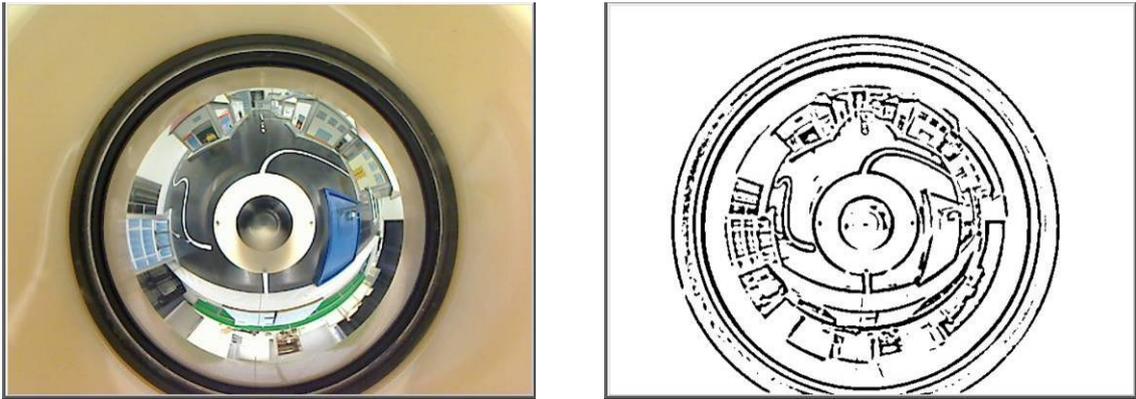


Fig. 4.7 Image binarization



Fig. 4.8 Hough transform

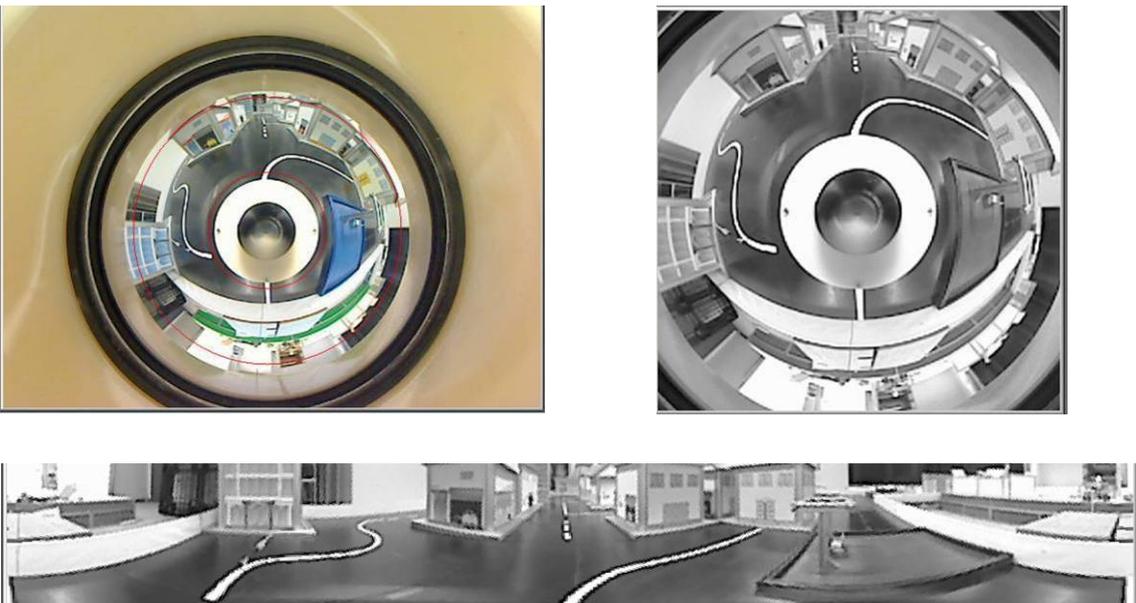


Fig. 4.9 Image panorama expansion

## 4.3 特徴量抽出手法の検討

### 4.3.1 画像のフーリエ変換

画像のフィルタリング手法の一つに、画像の濃淡の空間周波数を変化させることで画像の性質を変化させる処理手法があり、高周波領域を除去するローパスフィルタをかけることは画像の平滑化に相当し、低周波領域を除去するハイパスフィルタをかけることは画像のエッジ抽出に相当する。このように画像を周波数領域に変換する代表的な手法にフーリエ変換が上げられる[4.13]。石黒らはフーリエ変換を行い、周波数スペクトルで表現することにより、様々な有効な情報が取り出せることが可能であることを示している[4.14]。フーリエ変換により画像の周波数強度と位相が計算される。全方位画像の性質により、位相成分は全方位画像の回転に対応している。また、強度成分は撮影対象の形状に対応し、これは全方位カメラの置かれた向きに依存しない位置情報を示す。Fig. 4.10 に向きによらないフーリエ変換結果を示す。本研究では石黒らの研究を参考に空間周波数を利用し全方位カメラを搭載したロボットの自己位置を効果的に求める手法を取り入れた。環境内の各場所で事前に全方位画像を撮影した参照画像を記憶しておき、同じ環境内の任意の場所で撮影した全方位画像を参照画像と比較することにより、現在のロボットの位置を推定することが出来る。

次に上記で取り上げたフーリエ変換について述べる。本研究では周期関数となるパノラマ展開した全方位画像中の横軸にのみフーリエ変換を行う。フーリエ変換は、全ての関数を正弦波の組合せだけで表す変換手法である。様々な角周波数の正弦波を用いることで、それぞれの角周波数の正弦波の重みを考える。また、フーリエ変換は可逆変化であるので、周波数軸で処理した後、元の軸に戻すことが可能である。画像に対しフーリエ変換を行う場合、画像の縦もしくは横が  $n$  ピクセルであれば、その行や列は  $f(x)(0 \leq x \leq n)$  の離散値であると考えられる。通常のフーリエ変換は式(4.7), (4.8)で表される。

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (4.7)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (4.8)$$

しかし、プログラムに実装する際に連続の値を取ることは不可能なので、フーリエ変換に離散の概念を適用した離散フーリエ変換を用いる。離散フーリエ変換と逆離散フーリエ変換は式(4.9)(4.10)で表される。  $x(n)$  は  $n$  番目の画素の輝度値 (実数) であり、離散フーリエ変換  $X(k)$  は

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (4.9)$$

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (4.10)$$

で表され、ここで、オイラーの公式を用いることで四則演算のみで計算可能となるので、プログラムに実装可能となる(4.11).

$$e^{j\frac{2\pi}{N}kn} = \cos\left(\frac{2\pi}{N}kn\right) - j \sin\left(\frac{2\pi}{N}kn\right) \quad (4.11)$$

ただし、この離散フーリエ変換、逆離散フーリエ変換の式は、本来周期の区間が、 $[-N/2, N/2]$ であったのを  $[0, N-1]$ としているため、計算して得られるデータは端ほど周波数が低く、中央になるほど周波数が高くなる。  $X(k)$  には、強度成分  $|X(k)|$  と位相成分  $\arg X(k)$  が含まれており、(4.12)(4.13)式で求まる。

$$|X(k)| = \cos\left(\frac{2\pi}{N}kn\right) - j \sin\left(\frac{2\pi}{N}kn\right) \quad (4.12)$$

$$\arg X(k) = \cos\left(\frac{2\pi}{N}kn\right) - j \sin\left(\frac{2\pi}{N}kn\right) \quad (4.13)$$

このままでは扱う画像のサイズが大きくなる毎に膨大な計算時間が必要となる。そこで、データの数が2の累乗でなければならないという制約があるが、高速に処理可能な高速フーリエ変換を導入する。まず、式(4.9)の式に式(4.14)を代入する。

$$W^N = e^{-j\frac{2\pi}{N}} \quad (4.14)$$

次に、一つ目の式をデータ数 8 個として行列で表すと式(4.15)となる.

$$\begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \\ X_6 \\ X_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 & W^4 & W^5 & W^6 & W^7 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 & W^8 & W^{10} & W^{12} & W^{14} \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^9 & W^{12} & W^{15} & W^{18} & W^{21} \\ W^0 & W^4 & W^8 & W^{12} & W^{16} & W^{20} & W^{24} & W^{28} \\ W^0 & W^5 & W^{10} & W^{15} & W^{20} & W^{25} & W^{30} & W^{35} \\ W^0 & W^6 & W^{12} & W^{18} & W^{24} & W^{30} & W^{36} & W^{42} \\ W^0 & W^7 & W^{14} & W^{21} & W^{28} & W^{35} & W^{42} & W^{49} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

このとき,

$$W^0 = W^8 \quad (4.16)$$

を使うと次のようになる.

$$\begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \\ X_6 \\ X_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 & W^4 & W^5 & W^6 & W^7 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 & W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^1 & W^4 & W^7 & W^2 & W^5 \\ W^0 & W^4 & W^0 & W^4 & W^0 & W^4 & W^0 & W^4 \\ W^0 & W^5 & W^2 & W^7 & W^4 & W^1 & W^6 & W^3 \\ W^0 & W^6 & W^4 & W^2 & W^0 & W^6 & W^4 & W^2 \\ W^0 & W^7 & W^6 & W^5 & W^4 & W^3 & W^2 & W^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

ここで、上の行列の中央で左右に分けて考えると、添え字が偶数の行については左と右の部分が同じで、添え字が奇数の行については左と右の部分が半周期ずれた形になっているのがわかる. そのため、式(4.18)は式(4.17)と等価である.

$$\begin{bmatrix} X_0 \\ X_2 \\ X_4 \\ X_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 & W^0 & W^0 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^4 & W^0 & W^4 \\ W^0 & W^6 & W^4 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 + W^0 x_4 \\ x_1 + W^0 x_5 \\ x_2 + W^0 x_6 \\ x_3 + W^0 x_7 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} X_1 \\ X_3 \\ X_5 \\ X_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^1 & W^2 & W^3 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^1 \\ W^0 & W^5 & W^2 & W^7 \\ W^0 & W^7 & W^6 & W^5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 + W^4 x_4 \\ x_1 + W^4 x_5 \\ x_2 + W^4 x_6 \\ x_3 + W^4 x_7 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

同じようにすると最終的に式(4.19)となる.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} X_0 \\ X_4 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} W^0 & W^0 \\ W^0 & W^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 + W^0 x_4 + W^0 (x_2 + W^0 x_6) \\ x_1 + W^0 x_5 + W^0 (x_3 + W^0 x_7) \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} X_2 \\ X_6 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} W^0 & W^2 \\ W^0 & W^6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 + W^0 x_4 + W^0 (x_2 + W^0 x_6) \\ x_1 + W^0 x_5 + W^0 (x_3 + W^0 x_7) \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} X_1 \\ X_5 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} W^0 & W^1 \\ W^0 & W^5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 + W^0 x_4 + W^0 (x_2 + W^0 x_6) \\ x_1 + W^0 x_5 + W^0 (x_3 + W^0 x_7) \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} X_3 \\ X_7 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} W^0 & W^3 \\ W^0 & W^7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 + W^0 x_4 + W^0 (x_2 + W^0 x_6) \\ x_1 + W^0 x_5 + W^0 (x_3 + W^0 x_7) \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{4.19}$$

上記により求めた周波数成分の周波数の強度を画像として出力する. 周波数強度は求めた値の実数部と虚数部の二乗和とし, 今回は 32bit の範囲でグレースケールにて描画した. 以後, 論文中に掲載している周波数強度 (パワースペクトル) 画像 (以後パワースペクトル画像と表記) は上記で述べた範囲内で描画した画像である. Fig. 4.10 は高速フーリエ変換を用いて作成したパワースペクトル画像である. 一次元フーリエ変換の周波数強度は y 軸を中心として左右対称に出力される. 中央ほど高周波の周波数強度が配置されている. 図上で黒いほど強度が小さく, 白いほど強度が強い. パワースペクトル画像では入力画像の回転によらず同一のパワースペクトル画像を得ることが出来ている. 本節の冒頭に説明したように, 高速フーリエ変換を画像に適用すると空間周波数を得ることが出来ることから, 従来の画像処理手法においては, 周波数にフィルタをかけることで平滑化やエッジ抽出を行う. Fig. 4.11 にハイパスフィルタ及びローパスフィルタを適用した物を示す. 上から基画像, フィルタのパワースペクトル画像, 空間周波数にフィルタ適用後のパワースペクトル画像, フィルタ適用後逆変換を行った画像となっている. Fig. 4.11 (a) よりハイパスフィルタによりエッジのみが抽出されており, Fig. 4.11(b) よりローパスフィルタより平滑化されていることがわかる.

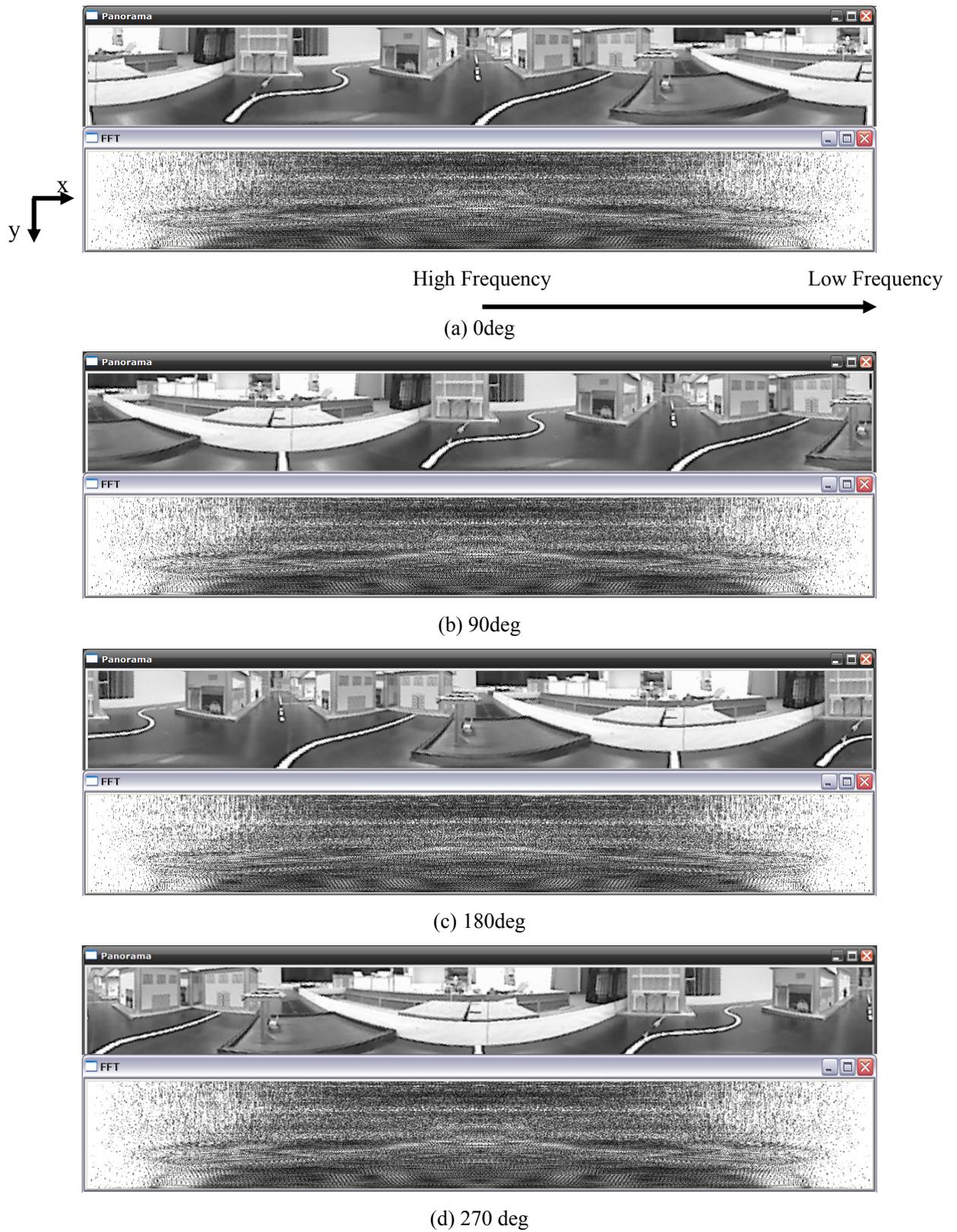
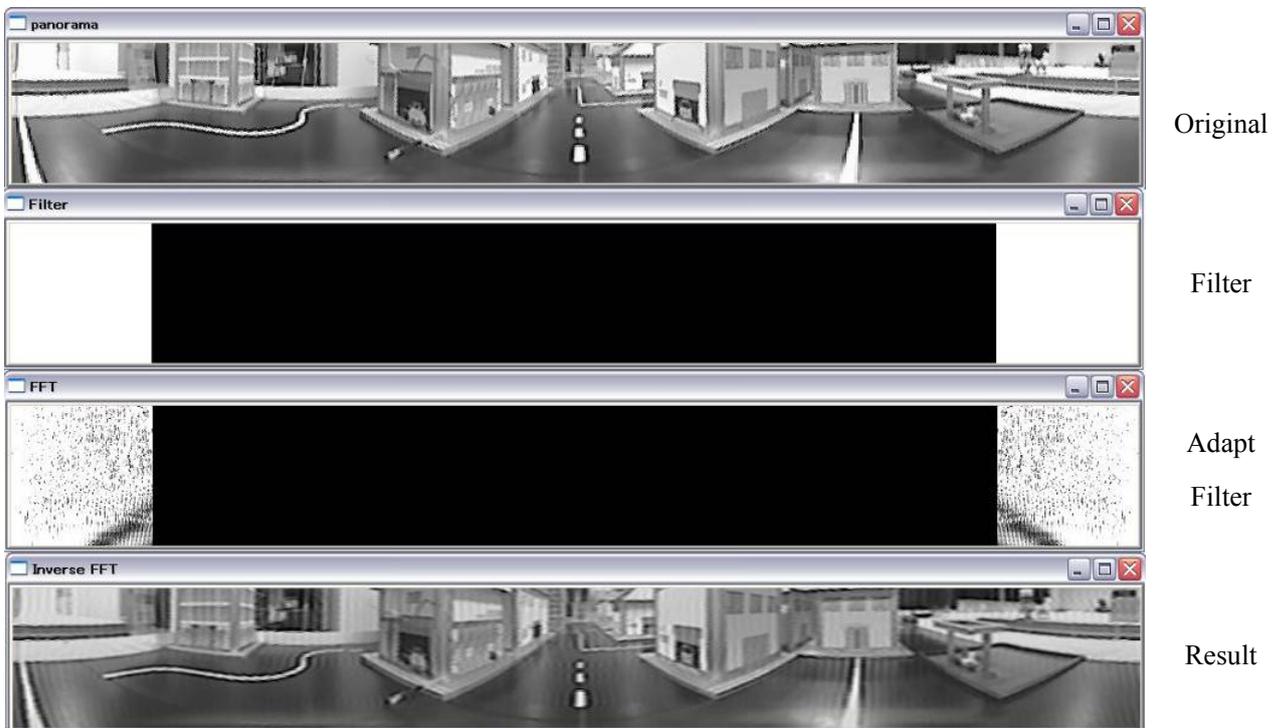


Fig. 4.10 The feature image of FFT of Omni-vision



(a) High Pass Filter



(b) Low Pass Filter

Fig. 4.11 Inverse FFT image after filtering

### 4.3.2 自己位置推定システムとしての性能評価

実験環境を Fig. 4.12 に示す. 本施設は実際の公共空間を想定したロボット実験フィールドである. 本施設はモジュール構造を持っており, 各モジュールサイズが 1.1m x 1.1m であり, 施設のサイズは 5.5m x 5.5m である. 施設内には家屋, ビル, ガソリンスタンド, バス停などが混在または複数ある. 本手法ではまず, テンプレートとして撮影する箇所の間隔を 50cm で撮影を行い, マッチング性能の比較を行った. これは屋外で運用の際, 屋外用の自己位置同定でよく用いられる GPS の DGPS モードの測定精度が最も良い状態で 50cm であることから, 本手法も測定精度の目安として 50cm とした. テンプレートは Fig. 4.12 の赤い矢印の順に並んでいる. また Fig. 4.13 に示すように経路上にない交差点も含め, 総テンプレート数は 30 枚として実験を行った.

ここでマッチング手法について述べる. マッチングでは FFT により求まる入力画像の空間周波数の実部と虚部とテンプレート画像の空間周波数の実部と虚部を比較する. テンプレート画像を 1 ピクセルずつ, 入力画像と比較を行いながら全体にスライドさせていく. 比較は式(4.12)で計算された相関値が大きいほどを類似している.  $R$  は相関値である.  $I(x', y')$  は入力画像内の  $(x, y)$  上の画素値を示し,  $T(x', y')$  はテンプレート画像内の  $(x', y')$  上の画素値を示す. 相関値は 0, 1 の範囲に正規化を行っている. 式より求まる相関値は

$$R(x, y) = \frac{\sum_{y'=0}^{H'-1} \sum_{x'=0}^{W'-1} [T(x', y') I(x + x', y + y')]}{\text{sqrt} \left[ \sum_{y'=0}^{H'-1} \sum_{x'=0}^{W'-1} T(x', y')^2 \sum_{y'=0}^{H'-1} \sum_{x'=0}^{W'-1} I(x + x', y + y')^2 \right]} \quad (4.20)$$

1cm 間隔で撮影したテンプレートを元に相関値と距離の関係を導出する. これにより, 推定されたテンプレートと入力された画像の相関値から推定位置のずれを予測可能とする. 測定区間は Fig. 4.12 上のテンプレート番号 1~3 である. Fig. 4.14 にテンプレートと撮影地点までの距離と相関値の関係を示す. テンプレートは, 横幅 4~512 pixel, 縦幅 60~128 pixel のサイズの物を用いた. 横幅は各周波数の虚度を示しているが, Fig. 4.11 より, 低周波領域の強度の方が値のばらつきが大きく, また, 低周波領域のみを用いた方が逆変換の際に画像を再現できるので, マッチングの際に必要なと判断し [4.14], 低周波領域側にサイズを小さくしていく. 縦幅のサイズを小さく変更することで, 進行方向から新たに撮影された場所と, 撮影範囲から除外された場所の影響を抑えられると考えられる. Fig. 4.14 より距離と相関値は単調な関数で

表現可能であることがわかる。また、距離が近ければ相関が高くなるので誤認識も少なくなることがわかる。Fig. 4.14 よりマッチング時に求めた相関値からどの程度物理的な距離が離れているかの推定することが可能である。また、大まかな誤差の範囲（信頼性）も相関値から知ることが可能である。得られた結果をもとに 6 次関数で近似を行った。

$$y = 3 \cdot 10^{-9} x^6 - 5 \cdot 10^{-7} x^5 + 3 \cdot 10^{-5} x^4 - 1.1 \cdot 10^{-3} x^3 + 0.017 x^2 - 0.1561 x + 1 \quad (4.21)$$

Fig. 4.15 にマッチングに必要な計算時間、Fig. 4.16 に認識率を示す。Fig. 4.15 において奥行きは画像の縦幅を、横軸は画像の横幅を、縦軸は計算時間を示す。Fig. 4.16 においては縦軸が認識率を示している。

Fig. 4.15 より、画像の横幅 64 pixel 以下では、ほぼ計算時間に差は見られない。Fig. 4.16 より、各サイズによる認識率の違いがほとんどみられなかった。Fig. 4.17 にテンプレート画像をフーリエ逆変換を行い元画像を生成した結果を示す。Fig. 4.17 1 段目はテンプレートのサイズが 1024 x 128 であり、Fig. 4.17 2 段目はローパスフィルタのフィルタ画像、3 段目はフィルタ後 4 x 80 pixel となった空間周波数のパワースペクトル画像、4 段目が 4 x 80 pixel となった空間周波数に逆フーリエ変換を行って生成した元画像である。Fig. 4.17 の逆変換画像ではローパスフィルタによる平滑化のため元の画像では判別が困難になっている。よって本論文ではテンプレートを 4 x 128 pixel のサイズで作成する。Fig. 4.18 に 4 x 80 のサイズにおける認識結果を示す。Fig. 4.18 より誤認識をしている箇所はおおよそテンプレート撮影位置から 20~25 cm 付近であることがわかる。これはどのサイズにおいても同様の傾向が見られた。Fig. 4.19 にテンプレート撮影地点のパノラマ画像とテンプレート撮影位置より 20 cm 移動した地点のパノラマ画像を示す。右側のラインが曲線になっている等の画像内に類似箇所が少なくなっているがわかる。このことから、テンプレートは 40 cm 間隔で作成する事で誤認識を軽減可能である。

次に、テンプレートサイズ 4 x 80 のテンプレートを用いてテンプレート地点 0~4 の区間を走行させた際に取得した映像を用いて提案手法の検証を行った。Fig. 4.20 に検証結果を示す。今回の認識率は、85.0 % となった。推定候補の二番目と三番目も図内に表示している。地点 4 においてシステムは地点 25 と間違っ推定している。地点 4 と地点 25 を Fig. 4.21 に示す。Fig. 4.21 より建物の配置が似ている、道路上の白線の形状が左右対称であるなど、類似点が多くみれる。このため誤認識してしまった可能性が高い。



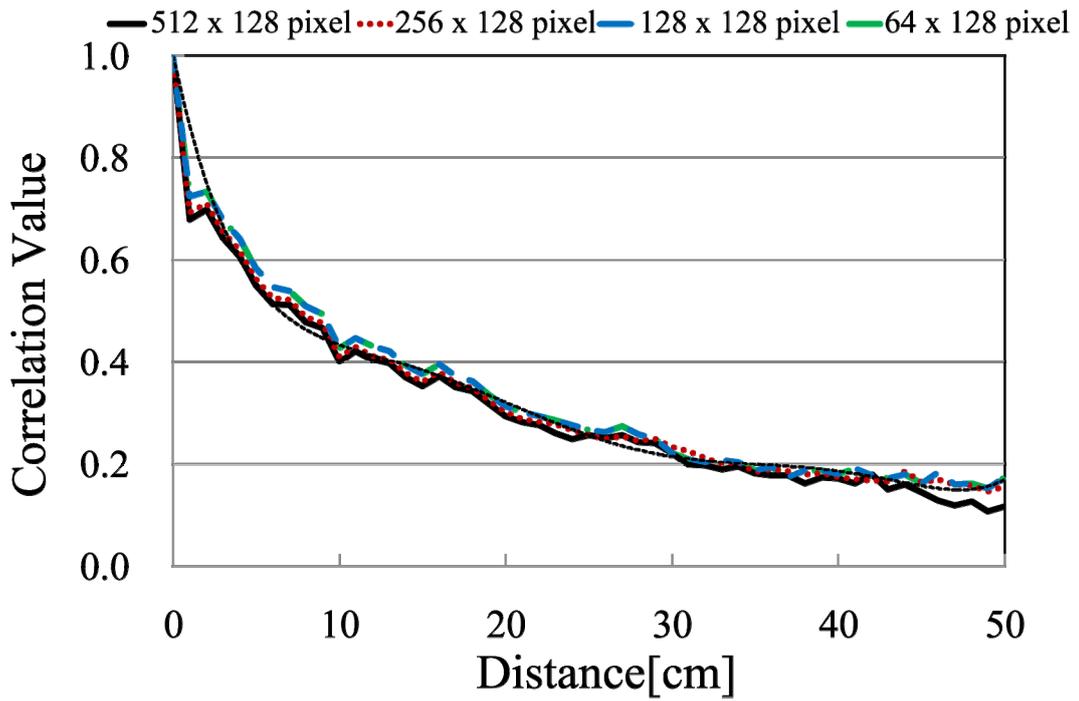


Fig. 4.14 The relation image distance with image correlation value

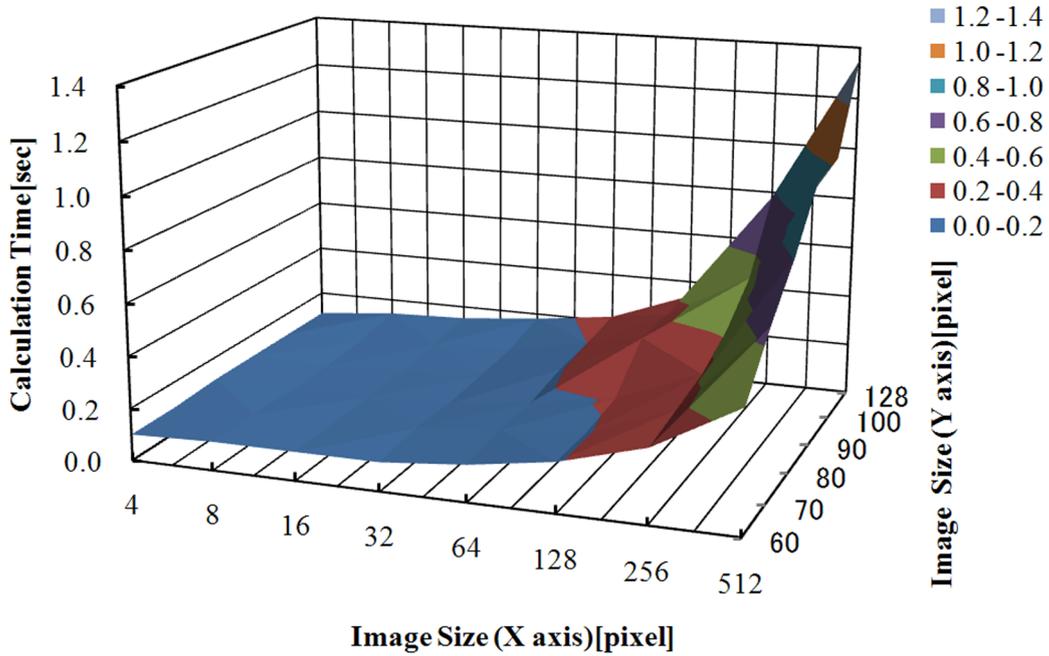


Fig. 4.15 The result of template matching using FFT's frequency: Calculation time

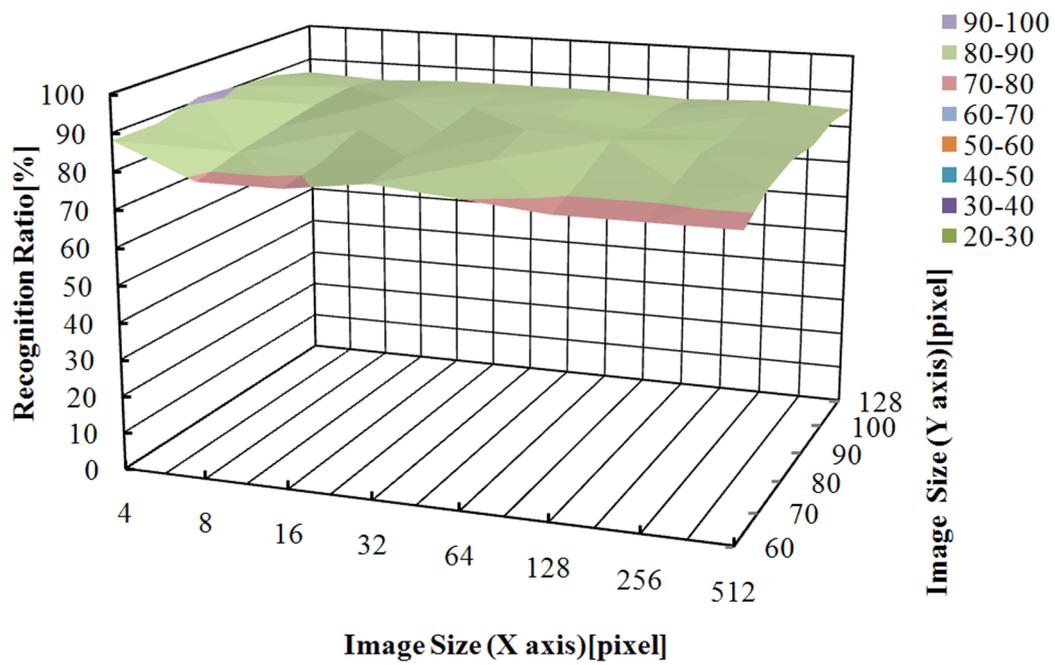


Fig. 4.16 The result of template matching using FFT's frequency: Recognition ratio



Fig. 4.17 The Inverse FFT image after low pass filter 4 x 80

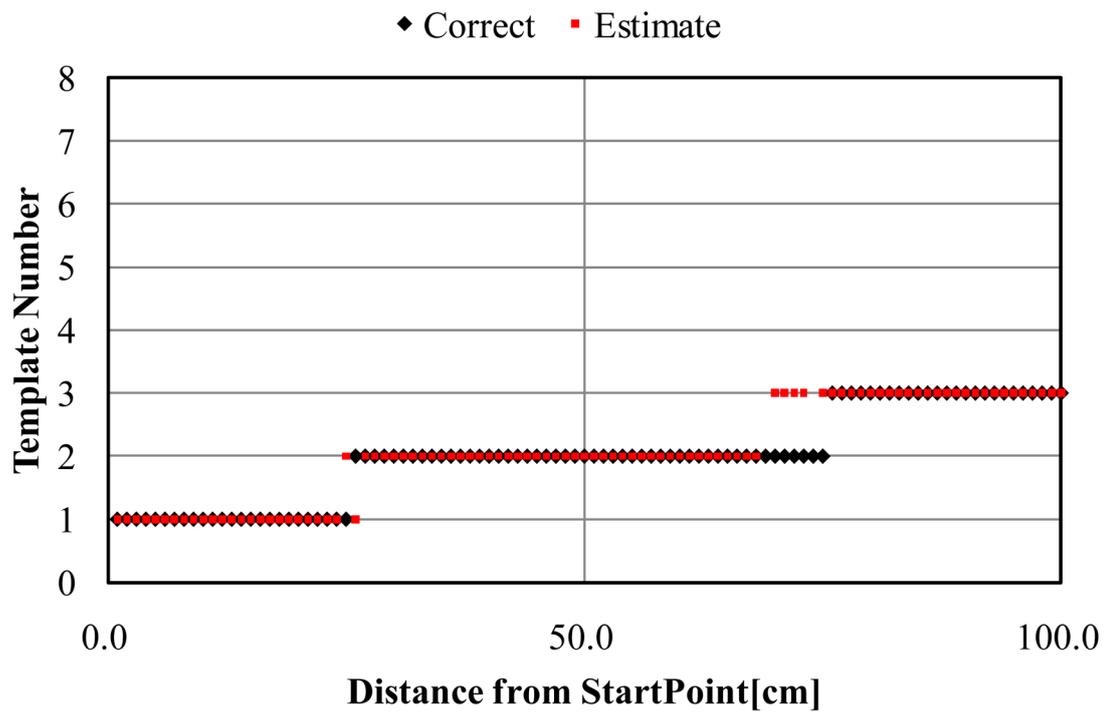


Fig. 4.18 The experimental result of the proposed system:  
 Template size 4x 80, Template distance 1 cm



(a) Panorama picture at the template shooting location



(b) Panorama picture at the 20cm moved from template shooting location

Fig. 4.19 The comparison template picture with 20cm moved picture

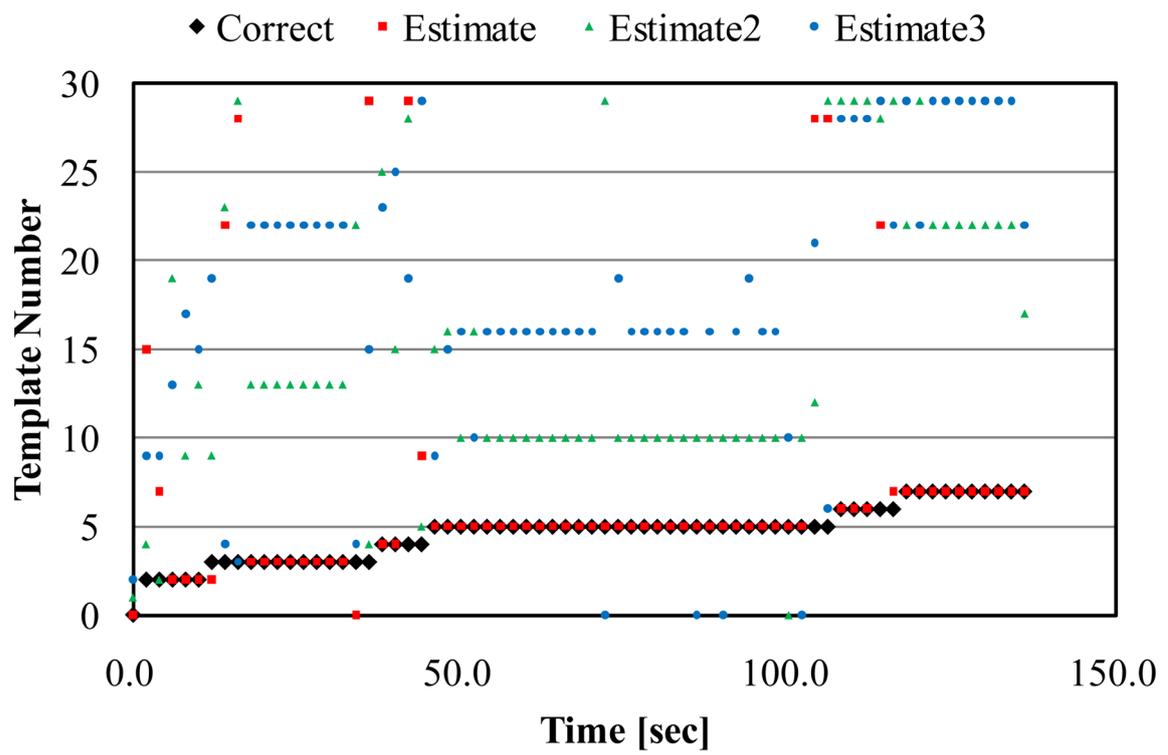
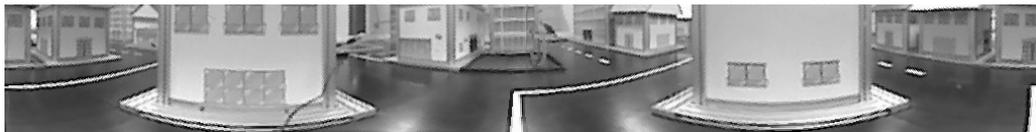


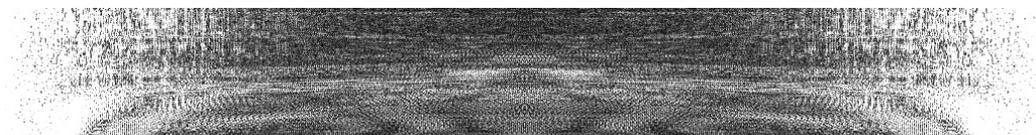
Fig. 4.20 The simulation result of the proposed system



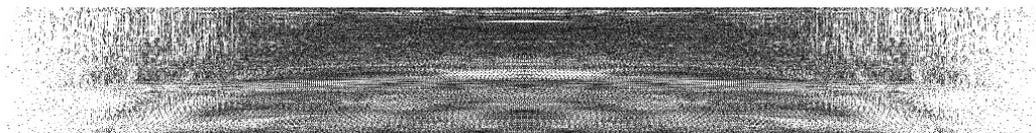
(a) Point 4



(b) Point 25



(c) The FFT image of Point 4



(d) The FFT image of Point 25

Fig. 4.21 The comparison Point 4 with Point 25

### 4.3.3 自己組織化マップを用いたテンプレート生成手法の検討

前節まで、事前に撮影しておいたテンプレートを用いて環境認識システムを構築した。本テンプレートの撮影間隔は 50cm で作成したが、より精度の向上を目指すためにはテンプレートの撮影間隔を狭くする必要がある。しかし運用区間が広がる毎に本作業には膨大な時間が必要となる。そこで、テンプレート間の画像を画素値の平均を取得し近似画像を作成する手法と、自己組織化マップの特徴である入力データ間のデータを生成可能である補完機能を用いて近似画像を作成する手法の検討を行った。自己組織的にテンプレート間の画像の生成を行う。設定は下記である。

- ・ ロボットシティにて 50cm 間隔で撮影したテンプレートの空間周波数を用いて学習
- ・ マップサイズは 11 x 17 (25cm 間隔毎となるように)
- ・ SOM のユニット上でもテンプレートの位置関係を保持して学習
- ・ 学習回数 8 回 時定数 1 回

また、パワースペクトルによるマッチングと空間周波数によるマッチングとの性能比較も行った。前節までの結果より、パワースペクトル画像は 512 x 128 pixel でテンプレートを作成し、空間周波数は 4 x 80pixel でテンプレートを作成した。検証方法は前節までと同様に区間 1~3 において 1cm 間隔で撮影した画像を用いた。テンプレート番号 0', 1', 2', 3' が作成したテンプレート番号である。Fig. 4.22 に平均画像を、Fig. 4.23 に SOM で作成したテンプレート画像を示す。また、Fig. 4.24 に SOM の結果を示す。Fig. 4.24 より SOM のユニット上でもテンプレートの位置関係を保持できていることがわかる。

まず、平均画像を用いてテンプレート間の地点での推定が可能であるか検討した。Fig. 4.25, Fig. 4.26 に結果を示す。Fig. 4.25 はパワースペクトル画像でのマッチング結果であり、Fig. 4.26 は空間周波数でのマッチング結果である。これらの結果より、前後のテンプレートを用いて作成した平均画像はテンプレート間の映像が入力されているときに選ばれておらず、区間の補完は出来ないことがわかる。

次に SOM を用いて作成したテンプレートを用いてテンプレート間での推定が可能であるか検討を行った。Fig. 4.27, Fig. 4.28 に生成したテンプレートを用いたマッチング結果を示す。Fig. 4.27 はパワースペクトル画像を用いたマッチング結果であり、Fig. 4.28 は空間周波数を用

いたマッチング結果である。図より、作成したテンプレートがテンプレート間の映像が入力されているときに選ばれており、テンプレートの補完が出来ている事がわかる。また、このときの作成したテンプレート画像の認識率は、パワースペクトル画像では 50 % であり、空間周波数では 50 % であった。マッチング精度はパワースペクトル、空間周波数で差は生じなかった。誤認識がみられるテンプレート区間の境目で誤認識が起こっているのは前節の結果と同様である。Fig. 4.29(a) に地点 1 (テンプレート番号 2) から 5cm 移動した点の画像のパワースペクトル画像を、Fig. 4.29(b) は地点 1 (テンプレート番号 2) と地点 2 (テンプレート番号 4) の平均画像のパワースペクトル画像、Fig. 4.29(c) は SOM で生成したテンプレート画像のパワースペクトル画像である。Fig. 4.29 より平均画像のパワースペクトル画像は高周波領域の強度成分が弱くなっており、中間地点画像とは別の画像であることがわかる。

以上の事から、平均画像では未撮影の区間では環境認識を行うことが出来ず、SOM で生成した画像では未撮影の区間で環境認識が可能であることがわかる。



Fig. 4.22 Average template image



Fig. 4.23 Template image made by SOM

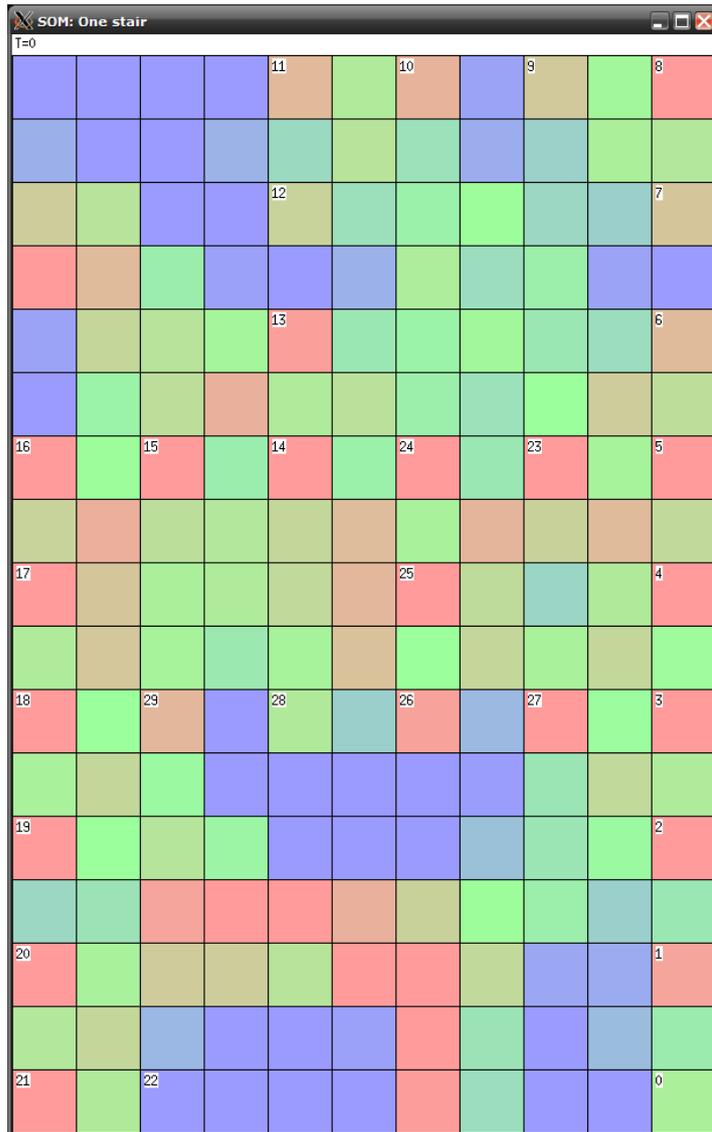


Fig. 4.24 Learning Result of SOM : Template Image

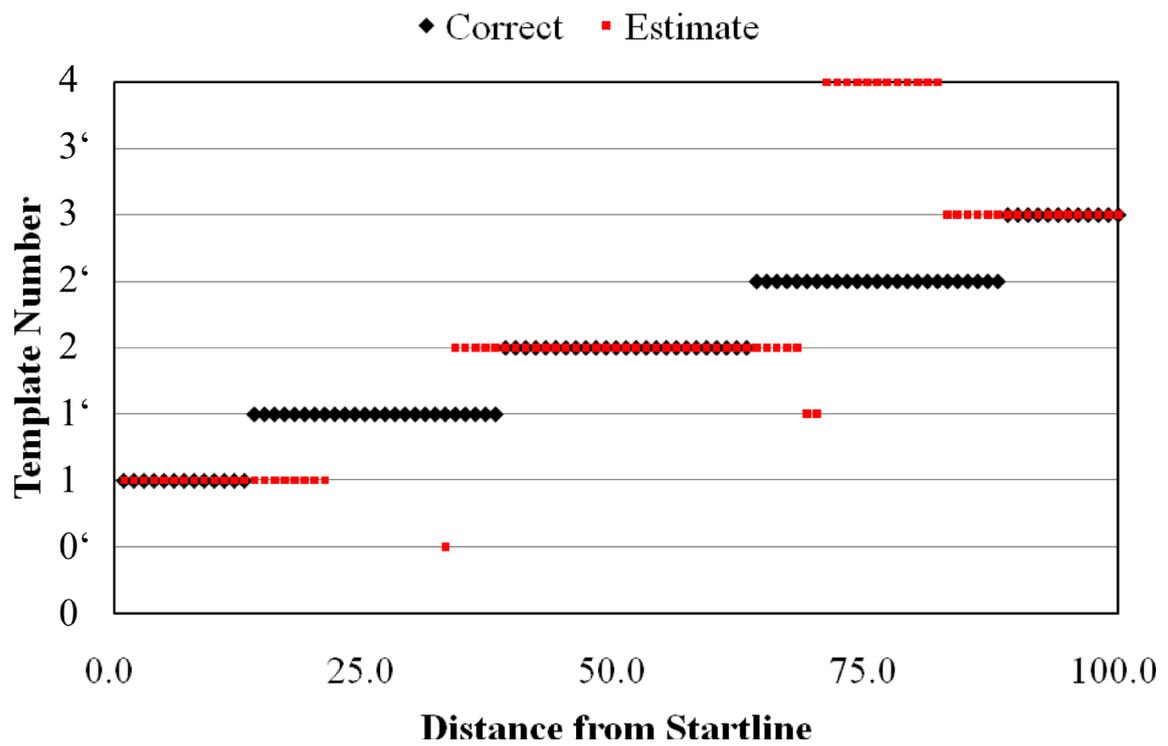


Fig. 4.25 The template matching result of average image comparison result using power specter

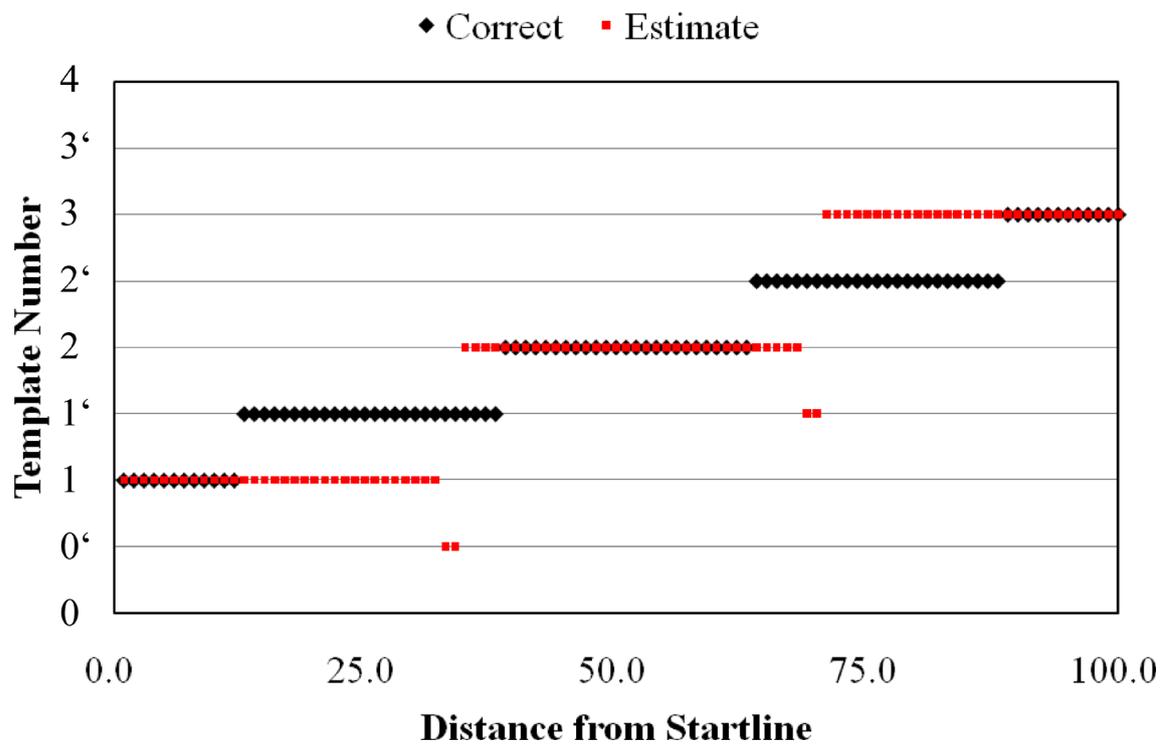


Fig. 4.26 The template matching result of average image comparison result using frequency

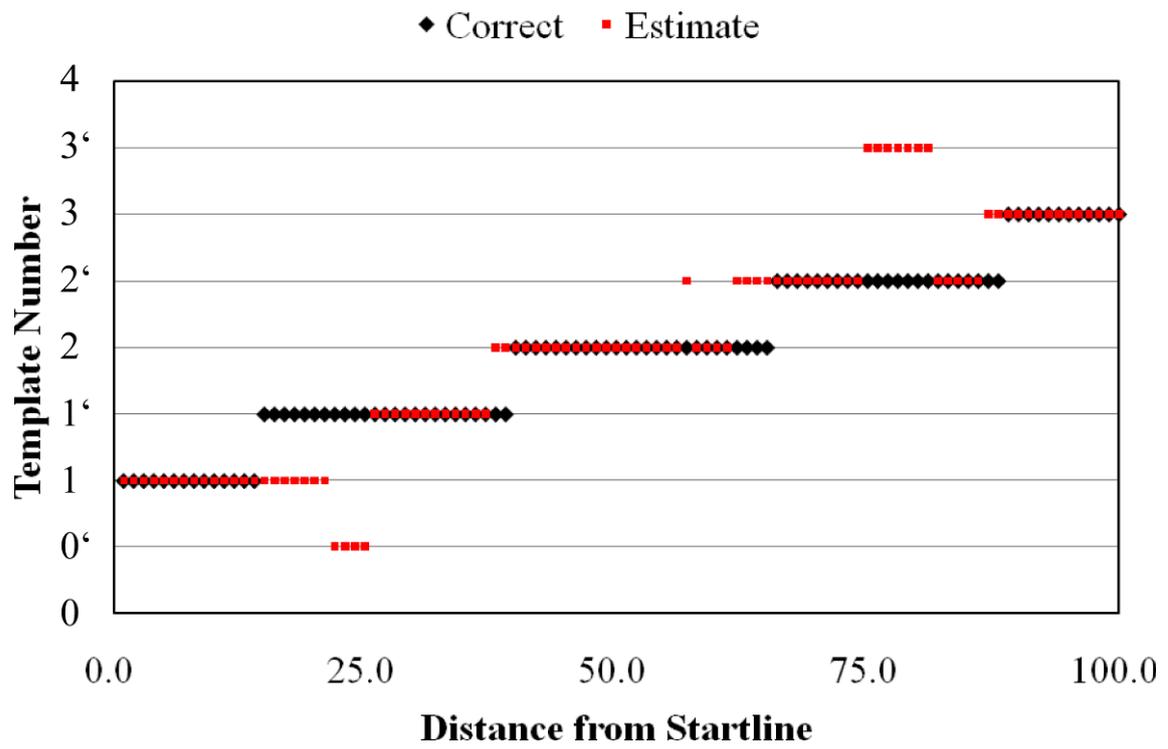


Fig. 4.27 The matching result using Template made by SOM  
Comparison result using power specter

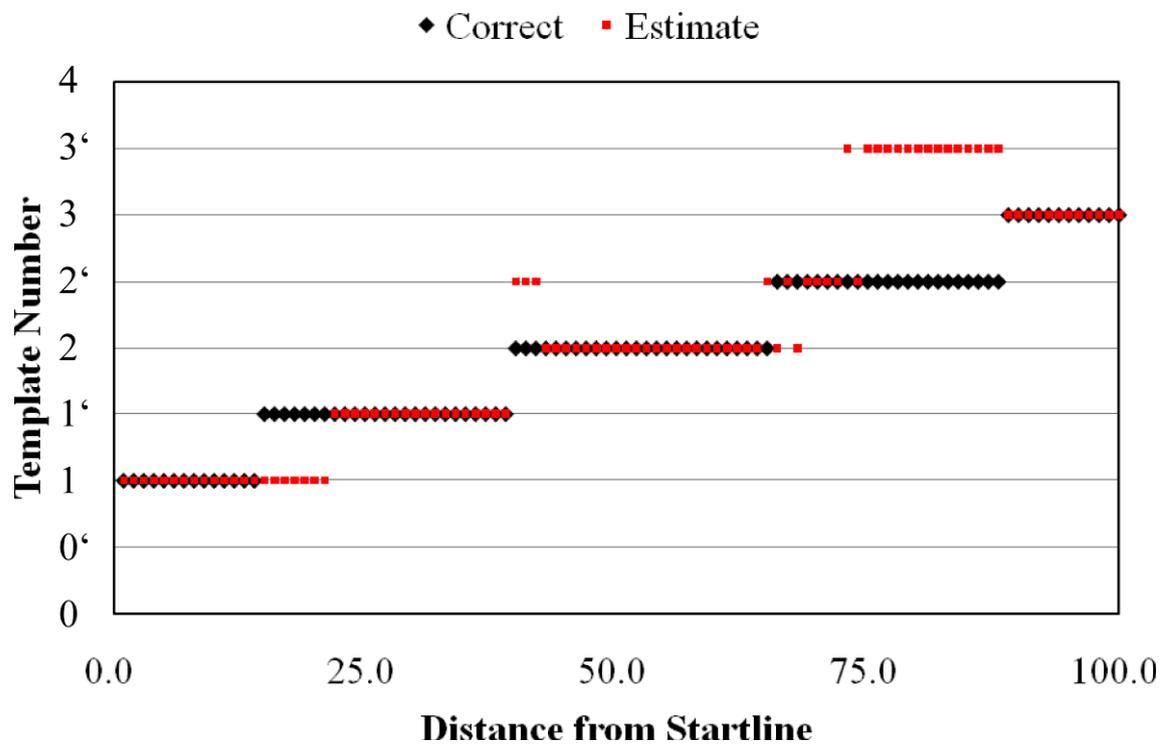
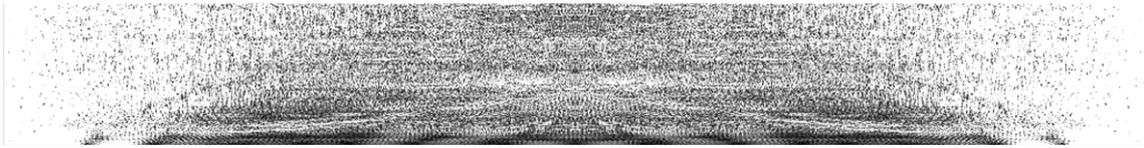
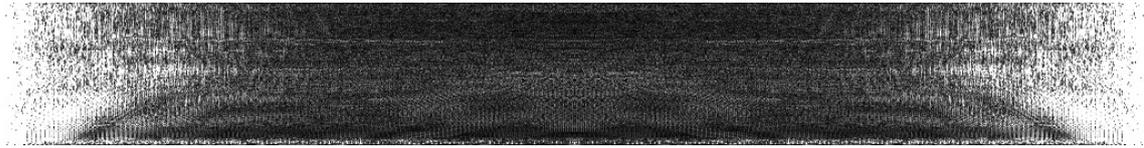


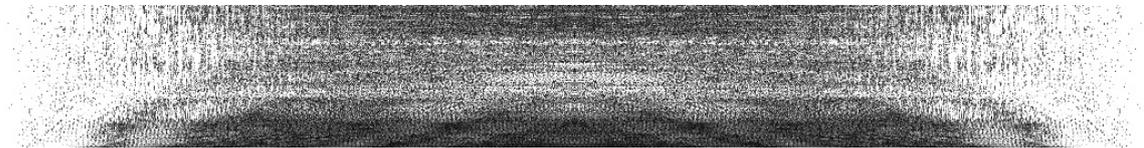
Fig. 4.28 The matching result using Template made by SOM  
comparison result using frequency



(a)Power spectrum image of 5cm moved from position number 1



(b)Power spectrum average template image between position number 1 and 2



(c)Power spectrum template image made by SOM between position number 1 and 2

Fig. 4.29 Interpolation image

## 4.4 全方位カメラを用いた環境認識及び

### 自己位置推定システムに関する考察

本章では全方位カメラを用いた記憶に基づく環境認識手法の開発について述べた。全方位カメラは日光に強く高解像度のカメラを選定した。また、情報圧縮、計算時間の短縮を図って、高速フーリエ変換を用いて画像を特徴量へ変換する手法を導入した。全方位画像のパノラマ化した画像に高速フーリエ変換を行い、パワースペクトル画像では画像の回転によらない変換が可能であることを確認できた。また相関値と実際の距離との関係を求めることで、自己位置推定の際の精度の向上を図った。撮影した映像を用いてシステムの検証を行い、本章では空間周波数を用いることで、画像サイズによらずに高い認識率を得ることができた。マッチングに必要な時間も算出し、実機に搭載する際のテンプレートのサイズ(4 x 80)を決定した。また、実機を動作させて取得した動画像を用いて検証を行い、80%という認識率を示せた。しかし、Fig. 4.21 で示したような類似地点の多いテンプレートがある場合は誤認識を起こしてしまう。そこで、ロボットのオドメトリ等や道中のマッチング結果の履歴を用いることで、参照するテンプレートを選ぶ手法を取り入れ、高い認識率を確保するなどの手法を取り入れる必要があると考えられる。本章で提案した環境認識システムはデータベースを持つタイプの環境認識システムであるので、運用領域の拡大に伴いテンプレート撮影に膨大な作業時間が必要となるが、SOMによる未撮影区間のテンプレート補完手法を導入することで、未撮影地点の環境の認識を行えることを示した。

## 第 5 章

### 結論



## 第5章 結論

### 5.1 結論と考察

本論文では、ロボットを構成する基本要素の一つである「移動機構」と自律型移動ロボットを実用化するために「環境認識」について述べた。ロボットの「移動機構」として制御性、技術の蓄積などの点から車輪型機構に着目した。

第2章では、受動リンク機構を持つ車輪型移動ロボットの開発について述べた。受動リンク機構は形態を変化させることが可能であるので、移動機構に用いることで、様々な地形に適応可能な移動機構となる。この利点に着目し、車輪が持つ段差等の不整地に対する走破性能の低さを補った。

第3章・第4章では移動ロボットの自律化に取り組んだ。移動ロボットの自律化を行うための要素である「環境認識」について接触式センサ、非接触式センサを用いた環境認識手法の開発を行った。開発したシステムは各環境の情報データベースをもち、運用中はデータベースと現在取得された情報を比較・マッチングを行うことで、環境を認識するシステムである。

(受動リンク機構を用いた環境認識システム)

接触式センサを用いた環境認識手法は、上記で開発した移動ロボットの受動リンク機構に着目し、ロボットのリンク情報を解析することで現在の地形の推定を行った。リンク情報は時系列の情報も取り入れることでより推定精度の向上を図っている。多変量解析手法として自己組織化マップを取り入れることで、地形の高さ情報も認識することが可能であることを示した。しかし、扱う情報量の増大は推定に必要な計算コストの増大にもつながり、接触式センサであることによるリアルタイム性の確保が容易であった点に関しても、問題が生じるので、次元圧縮手法を取り入れることで、推定に必要な計算時間の短縮を図った。これにより、次元圧縮を導入前は最大6時刻前までのリンク情報でなければリアルタイム性を確保できなかったが、次元圧縮をおこなうことで10時刻以上前のリンク情報も推定に考慮することが可能であることを示した。

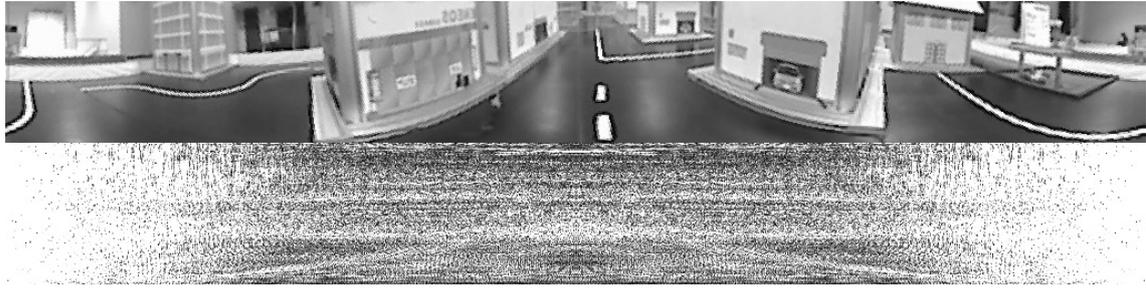
(全方位カメラを用いた環境認識システム)

非接触式センサを用いた環境認識手法として、全方位カメラで撮影した画像を高速フーリエ変換を行って空間周波数として扱うことで、情報量の削減、また、マッチングに必要な計算時間の削減を図った。全方位画像はパノラマ化を行うことで画像中の横方向は周期関数となるの

で、窓関数を必要としない高速フーリエ変換の適用が可能となる。撮影した画像とテンプレート画像との相関値と画像を撮影した位置とテンプレートの位置との距離の関係を求めることで、テンプレート位置からどの程度ずれているか推定が行えるような関係性を実験的手法から導出した。また、データベースの構築に自己組織化マップを用いることで、未撮影地点の補完を行い、事前に必要な作業量の軽減を図った。

以上の結果から、受動リンク機構を持つ車輪型移動ロボットのリンク情報に着目した環境認識システムは、多変量解析手法に自己組織化マップを導入することで基本的な地形である段差走破時に地形情報の推定が行えた。また、次元圧縮手法を導入することでデータベースを構築する際の情報量を現時点の2倍以上にしても実時間性が確保できることを確認した。全方位画像をパノラマ画像としたのちにフーリエ変換を行い空間周波数に変換し、マッチングを行うことで環境を認識するシステムを用いることで高精度な自己位置推定が可能となった。また、自己組織化マップを用いることで未撮影地点の推定が可能であることを確認した。しかしながら、現在の受動リンク機構に着目した環境認識システムは2次元平面上での検証のみとである。加えて、段差という変化の激しい物でなければ認識が難しい。実際の環境内にはスロープや連続の段差、左右どちらかに傾きのある地形等の滑らかな地形が存在する。そのため、より左右の傾きやなめらかな傾きにも対応可能なシステムの開発が必要である。

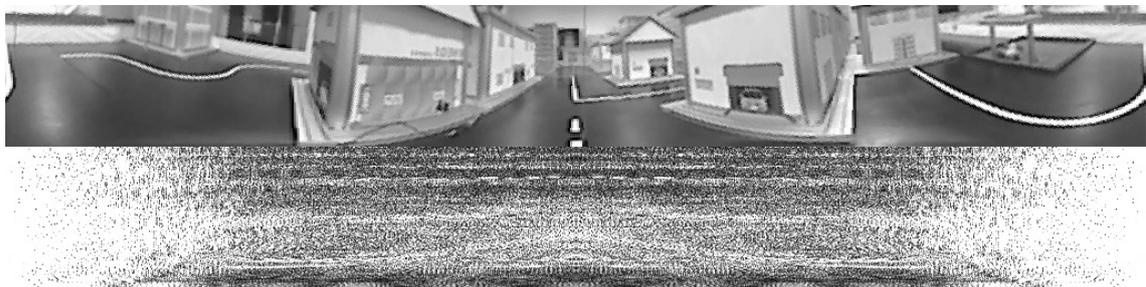
全方位移動カメラを用いた環境認識においても現状は平面運動のみを対象とした検証である。システムを搭載する移動ロボットは不整地面での運用を目的とされているため、画像のぶれに関しても対策を取る必要がある。搭載予定ロボットである Zaurus が階段を上る最中に車体は7deg 近く傾く。Fig. 5.1 に7deg 傾いたときのFFT結果を示す。パワースペクトル画像で示しているが、前後左右に傾いただけで同一地点において類似箇所が少ないFFT画像が生成されている。そのため、位置推定時の姿勢を決める、スケール変化に強い特徴量抽出手法の導入を検討する必要があると考えられる。テンプレートマッチングにおける問題として、類似地点における誤認識が挙げられる。本稿で提案した環境錦システムにおいても同様の問題が見られた。誤認識対策としてロボットのデッドレコニングや外部センサを用いることで、マッチングに使用するテンプレートを絞る手法の検討を行う。また、マッチングの履歴の投票数でマッチングに使用するテンプレートを絞る手法の導入を検討を行う。



(a) Front side 7deg



(b) Left side 7deg



(c) Back side 7deg



(d) Right side 7deg

Fig. 5.1 Gradient image at same location

## 5.2 今後の展望

本論文では、地形情報の認識と周辺状況の認識を行うシステムの開発を行ったが、より実用的なシステムに発展させるため、以下の項目を検討することが考えられる。

まず、接触式センサを用いた手法に関しては3次元リンク情報を扱い、より多様な地形に適用可能とする。地形認識に関する研究はそれほど盛んではなく、基本的にはレーザーレンジやカメラを用いることが多いので、新たな分野の開拓となる。全方位画像を用いた手法に関しては、よりシステムの検討が必要となる。特徴量変換をだけでなくスケール変化に依存しない特徴量である SIFT 特徴量を用いることで、自己位置の精度は下がってしまうが、識別率の向上が図れると考えられる。また、データベースとのマッチングに推定の履歴も考慮した推定手法を取り入れる事で精度の向上を図る。その後、様々なセンサを組み合わせる高精度な環境認識や自己位置推定を行う手法を提案する。

様々なセンシングを組み合わせた自己位置推定、SLAM 手法は数多く開発されている [6.1]-[6.5]。本研究においても、今後の予定としてこれら2つのシステムを融合した自己位置推定システムを提案する。コンセプト図を Fig. 5.2 に示す。システムは、接触式センサによる自己位置推定と非接触式センサによる自己位置推定は常時独立して認識を行う。次に、統合システムに各システムからの出力（位置情報）が入力され、各入力に基づく推定を行う。推定には確率的手法や、SOM 等を用いてデータベースの拡大を図る。これにより、採掘現場等の周辺映像が変わりにくい状況で GPS の運用が厳しい状況、また、公園や屋内など似通った風景の多い場所で地形認識を用いることで自己位置の補正を行う。このようなシステムの開発・実機検証を行うことでロボットが高精度な自己位置推定を行えることが期待される

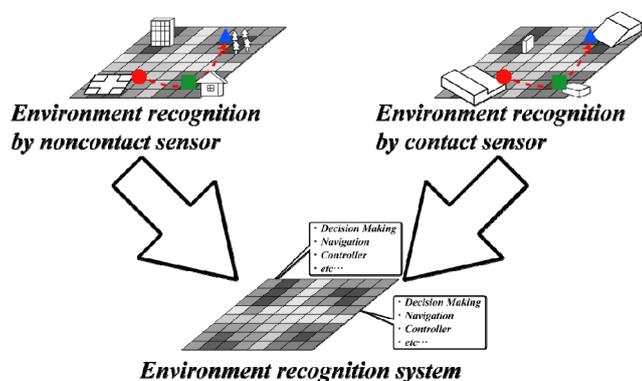


Fig. 5.2 The proposed system concept

## 参考文献

- [1.1] 井上博允, 金出武雄, 安西祐一郎, 瀬名秀明, ロボット学 1 ロボット学創成, 岩波書店, 2004
- [1.2] 社団法人 日本ロボット学会, ロボット工学ハンドブック, コロナ社, 1995
- [1.3] Amir A. F. Nassiraei, Y. Kawamura, Alireza Aharary, Y. Mikuriya and K. Ishii: "Concept and Design of A Fully Autonomous Sewer Pipe Inspection Mobile Robot: "KANTARO"", Proc. of ICRA'07, pp. 136-143, 2007
- [1.4] 市川誠著, "車輪移動機構の ABC(第 2 回) 車輪移動機構の走行力学", ロボット学会誌, vol.13, No.2, pp.213~218, 1995
- [1.5] R. Volpe, J. Balaram, T. Ohm and R. Ivlev: "Rocky 7: a next generation Mars rover prototype", Advanced Robotics, Vol. 11, No. 4, pp. 341-358, 1997
- [1.6] Hayashi, S, et, al, : "The Rocky 7 Rover : A Mars Science craft Prototype", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2458-6, 1997
- [1.7] Y. Kuroda, et, al, : "Mobility Performance Evaluation of Planetary Rover with Similarity Model Experiment", IEEE International Conference on Robotics and Automation ICRA'04, CD-ROM, 2004
- [1.8] T. Estier, et, al. : "An Innovative Space Rover with Extended Climbing Abilities", In Proceedings of Space & Robotics in Challenging Environments, pp.333-339 , ROBOTICS'2000
- [1.9] T. Thueer, A. Krebs, and R. Siegwart, "Comprehensive Locomotion Performance Evaluation of All-Terrain Robots," in IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'06), Beijing, China, 2006.
- [1.10] 中後大輔, 川端邦明, 嘉悦早人, 浅間一, 三島健稔著, "段差適応型ホロノミック全方向移動ロボットの開発 : 制御開発及び機構改良による走行性能の強化", 電子情報通信学会技術研究報告. SITE, 技術と社会・倫理, Vol.102, pp.33-38, 2002
- [1.11] 広瀬茂男, 袁建軍, 小沼洋介著, "脚車輪型階段昇降車両 Zaro Carrier の開発"日本ロボット学会誌, vol.23, No.3, pp.330~336, 2005
- [1.12] 中嶋秀明, 中野栄治, 高橋隆行著, "脚車輪分離型ロボットの未知不整地における基本移動制御手法", 日本ロボット学会誌, vol.22, No.8 pp.1082~1092, 2004
- [1.13] 畑尾直孝, 羽根田淳著, "移動ロボットによる未知環境下での 3 次元マップ作成と移動経

路探索システム”, 第 24 回日本ロボット学会学術講演会, CD-ROM, 1E33, 2006

- [1.14] 上田達朗, 川田浩彦ら著, “三次元測域センサを用いた盲人用立体視覚補助システム - 三次元情報の取得-”第 24 回日本ロボット学会学術講演会, CD-ROM, 1E32,2006
- [1.15] 橋本尚久, 加藤晋, 津川定之ら著, “車載または車外のレーザレンジファインダを用いた位置推定の応用による駐車支援”, 第 25 回日本ロボット学会学術講演会, CD-ROM, 2E13, 2007
- [1.16] 松本堯, 下坂正倫, 野口博史, 佐藤知正, 森武俊ら著, “マルチレーザレンジファインダからの輪郭特徴を用いたパーティクルフィルタに基づく複数人物位置・姿勢推定”, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, pp.65-70, 2009
- [1.17] 田中由浩, 佐藤英雄, 藤本英雄ら著, “指に装着する面歪検出用触覚センサの開発”, 日本機械学会論文集. C 編, Vol. 75, pp.1639-1646, 2009
- [1.18] 鳥脇純一郎著, “画像処理技術”, 日本ロボット学会誌, Vol1 No.4, pp.15-22, 1983
- [1.19] 三浦純著, “PC を用いた画像処理”, 日本ロボット学会誌, Vol.16 No.8, pp.18-21, 1998
- [1.20] 奥富正敏, 小沢慎治, 清水雅夫, 堀修, 江尻正員, 北本朝展, 後藤道子, 斎藤英雄, 佐藤洋一, 千葉直樹, 直井聡, 二宮隆典, 藤末弘亘, 宮原景泰, 森崎和裕, 山之内結子ら著, “デジタル画像処理”, CD-ARTS 協会, 2006
- [1.21] C. Harris and M. Stephens, “A combined corner and edge detector”, Proc. of Fourth Alley Vision Conference, pp. 147-151.
- [1.22] T. Lindeberg, “Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales”, Proc. of Journal of Applied Statistics, 21(2), pp. 224-270.
- [1.23] C. Schmid and P. Mohr, “Local gray value invariants for image retrieval”, Proc. of IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence(PAMI), vol. 19, no. 5, pp.530-534, May, 1997.
- [1.24] D. G. Lowe, “Object recognition from local scale-invariant features”, Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.1150-1157, 1999.
- [1.25] Y. Ke, R. Sukthankar, “PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image-descriptors”, Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 511-517, 2004.
- [1.26] A. Stein, M. Herbert, “Incorporating background invariance into feature-based object recognition”, Proc. of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 37-44, January, 2005.

- [1.27] Alaa E. Abdel-Hakim and Aly A. Farag, “CSIFT:A SIFT descriptor with color invariant characteristics”, Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1978-1983, 2006.
- [1.28] W. Cheung and G. Hamarneh, “N-dimensional scale invariant feature transform for matching medical images,” Proc. of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), pp.720-723, 2007.
- [1.29] 都築勇司, 藤吉弘亘, 金出武雄ら著, “SIFT 特徴量に基づく Mean-Shift 探索による特徴点追跡”, 情報処理学会研究報告. CVIM, pp.101-108, 2007
- [1.30] 市村直幸著, “局所不変特徴量に基づく複数広告看板の認識”, 情報処理学会研究報告. CVIM, pp.123-130,2005
- [1.31] 駒井翔, 鈴木昌人, 青柳誠司ら著, “SIFT 特徴量を用いたテンプレートマッチングによる室内環境物体の認識—部分テンプレート画像における固有ベクトルを用いた誤対応の防止—”, 第 26 回日本ロボット学会学術講演会, 1L3-03, 2008
- [1.32] 菅沼直樹, 藤原直史ら著, “ステレオビジョンシステムを用いた車両周辺環境センシング”, 第 25 回日本ロボット学会学術講演会, 2E12, 2007
- [1.33] 加賀美聡著, “ステレオカメラからのオンライン三次元 SLAM”, 日本ロボット学会誌, Vol.26 No.4, pp.310-313, 2008
- [1.34] 矢口裕明, 岡田慧, 稲葉雅幸ら著, “ヘッドマウントステレオビジョンを用いたカメラ姿勢と環境モデルの同時推定手法”, 日本ロボット学会誌, Vol.26 No.6, pp.470-475, 2008
- [1.35] 阪野貴彦, 池内克史ら著, “パノラマ・ステレオを用いたロバストな三次元位置合せによる全方向テクスチャリング”, 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, J92-D(8), pp.1289-129, 2009
- [1.36] 子安大士, 古屋大和, 深澤龍一郎, 川崎洋, 前川仁, 小野晋太郎, 池内克史ら著, “サブピクセル推定を用いた全方位ステレオ視による高精度な 6 自由度 SLAM”, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol.109 No.88, pp.19-24, 2009
- [1.37] 根岸善朗, 三浦純, 白井良明ら著, “全方位ステレオとレーザレンジファインダの統合による移動ロボットの地図生成”, 日本ロボット学会誌, Vol.21, No.6, pp.690~696, 2003
- [1.38] 小枝正直, 鈴木征一郎, 松本吉央, 小笠原司ら著, “ステレオカメラを用いた頭部位置・

- 姿勢計測とレーザレンジファインダを用いた自己位置・姿勢計測の拡張現実感への応用”，計測自動制御学会論文集，Vol.40 No.7，pp.755-761，2004
- [1.39] 小谷内範穂，皿田滋，菅原一宏ら著，“無人自律ホイールローダ「山祇4号」によるすくい取り作業・積み込み作業-作業制御と軌道制御-”，日本ロボット学会誌，Vol.26，No.6，pp.514-521，2008
- [1.40] 松浦博人，松尾裕子，胡振程，内村圭一ら著，“実時間ステレオ視システムの開発および3次元走行環境認識への応用”，電子情報通信学会技術研究報告. ITS，Vol.104 No.420，pp.1-6，2004
- [1.41] 内野修孝，安部憲広，田中和明ら著，“画像処理及びRFIDを用いた自律移動ロボットの環境認識”，第24回日本ロボット学会学術講演会，1B23，2006
- [1.42] 長谷川雅彦，大西昇，杉江昇ら著，“自律移動ロボットのための定性的な環境地図の獲得と利用”，日本ロボット学会誌，Vol.9，No.3，pp.335-339，1991
- [1.43] 子安大士，三浦純，白井良明ら著，“実時間全方位ステレオを用いたロボットナビゲーションのための移動物体認識”，2001年ロボティクス・メカトロニクス講演会，(2001)
- [1.44] 山澤一誠，八木康史，谷内田正彦ら著，“移動ロボットのナビゲーションのための全方位視覚センサHyperOmniVisionの提案”，電気情報通信学会論文誌(D-II)，Vol.J79-D-II，No.5，pp.698-707，1996
- [1.45] 佐藤雅紀，石井和男ら著，“不整地走行機能を有する移動ロボットの開発”，第22回SICE九州支部学術講演会予稿集，pp.263-264，2003
- [1.46] 神田敦司，佐藤雅紀，石井和男ら著，“不整地走行を目的とした車輪型移動ロボットのニューロコントローラによる制御(第二報：コントローラの実装および検証)”，第24回日本ロボット学会学術講演会，CD-ROM 3F36.pdf，2006
- [1.47] Masanori SATO， Kazuo ISHII，“A Neural Network based Control System for a Mobile Robot Employing Link Mechanism”，Proceedings of the 2005 IEEE/ASME, International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics，pp. 426-431，2005
- [1.48] Atsushi Kanda Masanori Sato， Kazuo Ishii，“Environment Recognition System Based on Multiple Classification Analyses for Mobile Robot”，Journal of Bionic Engineering，Vol.5 Suppl.，pp. 113-120，2008

- [1.49] Masanori Sato, Atsushi Kanda, Kazuo Ishii, “A Controller Design Method Based on a Neural Network for an Outdoor Mobile Robot”, Journal of Bionic Engineering, Vol.5 Suppl., pp. 130-137, 2008
- [1.50] Masanori Sato, Atsushi Kanda, Kazuo Ishii, “A Switching Controller System for a Wheeled Mobile Robot”, Journal of Bionic Engineering, Vol.4, No.4, pp.281-289, 2007
- [1.51] Masanori Sato, Atsushi Kanda, Kazuo Ishii, “Performance evaluation of a neural network controller system for a wheel type”, Brain-Inspired IT II, pp.160-163, Elsevier, 2007
- [1.52] 三須俊彦, 橋本樹明, 二宮敬虔ら著, “天体表面画像からの地形認識・抽出手法”, 電気電子情報通信学会論文誌 D-II, J82-D-II, No.9, pp.1444-1457, 1999
- [1.53] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦, “Hyper Omni Vision と全方位 Hough 変換を用いた線分の三次元再構築”, 日本ロボット学会誌, Vol.16, No.4, pp.652-661, 1998
- [1.54] 石垣淳也, 木戸耕太, 鈴木秀和ら著, “移動ロボットのための自己位置同定法の構築”, 平成 20 年度電子情報通信学会東京支部学生研究発表会, pp139, 2009
- [1.55] 渋谷典之, 梅田和晃ら著, “画像情報を用いた移動ロボットの自己位置同定—各列の平均・標準偏差による画像の圧縮—”, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会, 3J16, 2003
- [1.56] 松本吉央, 稲葉雅幸, 井上博允ら著, “全方位ビューシーケンスを用いた経路表現と地図表現”, 日本ロボット学会誌, Vol.20, No.4, pp.395-403, 2002
- [1.57] 岩佐英彦, 栗飯原述宏, 横矢直和, 竹村治雄ら著, “全方位画像を用いた記憶に基づく位置推定”, 電機情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J84-D-II, No.2, pp.31-320,2001
- [1.58] 脇田淳一, 近藤敏之, 伊藤宏司ら著, “全方位視覚を用いた移動ロボットの自己位置同定法”, 第 22 回日本ロボット学会学術講演会, 1B14, 2004
- [1.59] 中河秀仁, 岩井儀雄, 谷内田正彦ら著, “全方位動画画像からの自己位置識別”, 情報処理学会, 2007-CVIM-159(7), pp.65-72, 2007
- [1.60] 倉爪亮, 本村暁, 山口祐規, 松岡毅, 山本元司, 長谷川勉ら著, “全方位カメラとデッドレコニング機能を有するサッカーロボットのロバストな自己位置同定手法”, 日本ロボット学会誌, Vol.22, No.3, pp-343-352, 2004
- [1.61] 出村公成, 中川祐ら著, “全方位カメラを用いたテンプレートマッチングに基づくモンテカルロ位置同定法”, 日本ロボット学会誌, Vol.27, No.2, pp.249-257, 2009
- [1.62] 前田武志, 石黒浩, 辻三郎ら著, “全方位画像を用いた記憶に基づく未知環境の探索”, 情

報処理学会研究報告, コンピュータビジョン研究会報告 95(5), pp.73-80, 1995

- [2.1] 中後大輔, 川端邦明, 嘉悦 早人ら著, “パッシブリンク機構を有する車輪式移動機構の性能向上”, 設計工学, Vol.43 No.11, pp.625-632, 2008
- [2.2] 久保田孝, 國井康晴, 黒田洋司ら著, “月面無人探査ローバの技術的検討”, 宇宙科学シンポジウム, Vol.4, pp.251-254, 2004
- [2.3] 田英俊, 勝俣 嘉一, 庄司 道彦, 高橋隆行, 中野栄二“車輪型ロボットと車いすによる協調段差乗り上げ手法”, 日本ロボット学会誌, Vol. 26, No.2, pp.80-89, 2008
- [2.4] 田尻隆, 倉田耕治ら著, “2 つの 1 次元 SOM の結合による独立成分分析と主成分分析”, 電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング 104(139), pp.61-66, 2004
- [2.5] AEGUSA Ryo et. al, “A Nonlinear Principle Component Analysis of Image Data”, IEICE. INF. & SYST, VOL.E88-D, No.10. 2005
- [3.1] 石井健一郎ら著, “わかりやすいパターン認識”, 株式会社オーム社, 2006
- [3.2] Richard O. Duda, et. al, 尾上守夫監訳, “Pattern Classification Second Edition”, 新技術コミュニケーション, 2007
- [3.3] 田尻隆, 倉田耕治ら著, “2 つの 1 次元 SOM の結合による独立成分分析と主成分分析”, 電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング 104(139), pp.61-66, 2004
- [3.4] Takehiro Fujii, Akira Hayashi, Hidefumi Hida, “Using principle component analysis and non-hierarchical clustering to find landmarks”, the 48th Annual Conference of the IPSJ, No.2, pp. 53-54, 1994
- [3.5] 倉橋和子, “分割・併合機能を有する k-means アルゴリズムによるクラスタリング”, 奈良女子大学人間文化研究科修士論文, 2007
- [3.6] 佐久間淳, 小林重信, “プライバシーウェアな Peer-to-Peer k-means クラスタリング”, The 21st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, pp.1-4, 2007
- [3.7] マーク M.ヴァン・フッレ著, 徳高平蔵, 藤村喜久朗 監訳, “自己組織化マップ-理論・設計・応用-”, 海文堂, 2004
- [3.8] T.コホネン著, 徳高平蔵ら監訳, “自己組織化マップ”, シュプリンガー・ジャパン株式会社, 2007
- [3.9] 佐藤雅紀, 神田敦司, 石井和男, “不整地移動ロボットのための環境適応型制御システム”,

日本ロボット学会誌, 第 27 巻第 8 号, pp. 950-960, 2009

- [3.10] AEGUSA Ryo et. al, "A Nonlinear Principle Component Analysis of Image Data", IEICE. INF. & SYST, VOL.E88-D, No.10. 2005
- [4.1] 伊達章, 倉田耕治ら著, "SOM とニューラルガスの直積モデルによる情報分離について : 視覚入力から位置と向きとの分離", 電子情報通信学会, N11, pp.43-48, 2003
- [4.2] 須藤一郎ら著, "SOM クラスタ中心を用いた画像の低次元表現方法", 電子情報通信学会, pp.61-66, 2006
- [4.3] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦著, "HyperOmni Visionと全方位Hough 変換を用いた線分の三次元再構築", 日本ロボット学会誌, Vol.16 No.5, pp.652~661, 1998
- [4.4] Andrea Bauer, Klaas Klasing, Georgios Lidoris, Quirin Mühlbauer, Florian Rohrmüller, Stefan Sosnowski, Tingting Xu, Kolja Kühnlenz, Dirk Wollherr, Martin Buss, "The Autonomous City Explorer: Towards Natural Human-Robot Interaction in Urban Environments", Int J Soc Robot (2009), No.1, pp.127-140, 2009
- [4.5] 津崎亮一, 吉田和夫著, "ファジィポテンシャル法に基づく全方位視覚を用いた自律移動ロボットの行動制御", 日本ロボット学会誌, Vol21 No.8, pp.656-662, 2003
- [4.6] T. Kondo, K. Tanaka, F. Ohkawa, T. Nishida and M. Oya, "Development of Weeding Robot System," Proc. of ISBS2004, Part V Robotics and Motion Control, pp. 27-31, 2004.
- [4.7] 杉本茂樹, 奥富正敏著, "画像の超解像度化処理", 日本ロボット学会誌, vol.23 No.3, pp.306-309, 2006
- [4.8] 八木康史著, "実時間全方位視覚センサ", 日本ロボット学会誌, Vol.13 No3, pp.347-350, 1995
- [4.9] 倉爪亮, 本村暁, 山口祐規, 松岡毅, 山本元司, 長谷川勉著, "全方位カメラとデッドレコニング機能を有するサッカーロボットのロバストな自己位置同定手法", 日本ロボット学会誌, Vol22 No.3, pp.343-352, 2004
- [4.10] 出村公成, 中川祐著, "全方位カメラを用いたテンプレートマッチングに基づくモンテカルロ位置同定法", 日本ロボット学会誌, Vol.27 No.2, pp.249-257, 2009
- [4.11] 山本和彦, 清水早苗著, "全方向ステレオシステム", 日本ロボット学会誌, Vol.23 No.3, pp.204-207, 2006

- [4.12] 中村恭之, 大原正満, 小笠原司, 石黒浩著, “全方位ビジョンセンサを搭載した複数台の移動ロボットの自己位置同定法”, 日本ロボット学会誌, Vol.21 No.1, pp.109-117, 2003
- [4.13] 鳥居孝夫著, “計測と信号処理”, コロナ社, 1997
- [4.14] 前田武志, 石黒浩, 辻三郎著, “全方位画像を用いた記憶に基づく未知環境の探索”, コンピュータビジョン, 92-10, pp.73-80, 1995

## 謝辞

本論文は九州工業大学大学院生命体工学研究科脳情報専攻における5年間の研究生活の中で、多くの方々の御指導、御助力、ご協力を得ることで完成させることができました。

九州工業大学大学院 生命体工学研究科 脳情報専攻 石井和男准教授には、大学院の5年間の長きにわかり、指導教官として御指導を賜り、終始身をもって研究者としての心構えをご教授くださいました。石井研究室で自由に様々な経験をさせて頂きながら研究できたことを幸せに思い、身につけた技術をこれから社会に還元していきたい所存です。加えて、RoboPlus ひびきの株式会社という、学内発ベンチャービジネスの取締役として会計、営業、宣伝など普通に学生生活をしては出来ない社会経験を得ることが出来ました。

謹んで感謝の意を表します。

本学位論文を執筆するにあたり、貴重なご助言や様々なご配慮を賜りました、九州工業大学大学院 生命体工学研究科 脳情報専攻 永松正博教授、古川徹生教授、生体機能専攻 猪平栄一講師に厚く御礼申し上げます。

この場を借りて私の研究生生活を豊かな物にしてくれた石井研究室のスタッフ、卒業生及び学生、関係者の方々に感謝の気持ちを表したいと思います。

研究員の佐藤雅紀さんには大学院生活の5年間大変お世話になりました。視野の狭くなり、説明下手の私の報告を真剣に、一つずつ掘り起こし、しっかりと聞いて頂き、御助言を賜れたことに心から感謝いたします。研究だけでなく一緒に休日に鍋をしたりサンマを焼いたり、潮干狩りに行ったり、自転車を買に行ったりと、大学院の5年間、本当に楽しい物になったのも、偏に佐藤さんのお陰です。

三ツ和金属株式会社 鈴木徳義社長、森山司氏、会社の方々に感謝の意を表します。機械設計、加工について様々な御助言を頂いたことで、設計加工にこれまで以上に興味を抱けました。来年度から勤めさせていただきます日立建機株式会社でしっかりと活かしてより製品を数多く世に送り出していきます。また、RoboPlus ひびきの株式会社の取締役として公私ともに支えて頂

きましたことに心より感謝いたします。

研究員である Amir Ali Forough Nassiraei さんには、RoboPlus ひびきの株式会社の社員として共に支え合い協力し合いながら、様々な御助言、後協力を賜りました。Amir さんの設計する製品にはいつも惚れ込ませて頂いていました。研究生活においても楽しく、親身に、時に厳しく接して頂いたおかげで本論文を執筆することが出来ました。

Thank you for your many many help and advice!!! I like your design. I will make good design construction machines using your advices. And... usually, I enjoyed talking with you. Then I could keep a smile on my face. Thank you, Amir!

秘書の渡邊絵美さんは、常に研究室の学生が生活しやすいように、研究しやすいように様々なサポートをして下さっていました。それだけでなく、アルバイト経験もなく社会経験のほとんどない、コミュニケーションが大変苦手な私の失言、うっかりした行動などで迷惑をかけてばかりだった私に叱咤激励をしてくださりました。頂いた御助言をしっかり活かし、社会に挑んでいきます。

西田周平さんには、私が本大学院に入学してから3年間、公私ともに本当にお世話になりました。研究では自己組織化マップについて御助言を頂き、私生活では共通の趣味で一緒に盛り上がったことは忘れられません。

石塚誠さんには、先輩としてすべきこと、チームでの研究の進め方等を教えて頂いた事から感謝しております。振る舞って頂いた手料理は大変美味しく、常々味を盗ませて頂いていました。

杉山公一さんはいつも研究室をしっかりと見てくださっていました。魚の知識にはいつも驚かされました。杉山さんが鯛を釣り上げたときの喜び様は今も忘れられません。

卒業後も研究室に RoboPlus にと何時までも存在感のある大畑智海さんには工作室での徹夜作業でよく一緒にいたことを覚えています。

松尾貴之さんはよく僕の机の前で一芸をしていくユニークにあふれた先輩でした。森江研でも変わらずに後輩に接してください。

園田隆さんにはいつもゲームや時事の話で面白い話をたくさんして頂きました。研究面でも理論的に丁寧に教えて頂いたことはとても感謝しております。ゴドルール研でも頑張ってください。

王雪冰さんの作る中華料理と写真にはいつも感心と感動をもらいました。ずっとカメラと料理を愛してください。

江里口優くんは私と共通の趣味を持っていた数少ない人でした。土佐とバイクを何時までも愛してください。

真田篤くんは趣味に生きている姿にいつもうらやましく思っていました。ふと気づいたらFXをしていたときは驚きました。何時までも、真田くんできてください。

武村泰範くんはとても積極的で行動的な所に感心していました。日本文理大学には今まで以上の難敵であふれていますが、頑張ってください。そして、大分県も好きになってください。

なにげに似た趣味を持っていた卒業生で同期の白石武尊くんは修士2年間の付き合いでしたが、隣の席で一緒に修論に頑張った日々は忘れません。

西田祐也くんにはいつも楽しませてもらえました。普段は抜けている様でしっかり締めるところは締めている姿に感心していました。来年度から RoboPlus に研究に頑張ってください。

北住祐一くんは体の具合があまり良くなかったですが、いつもガンダムを語るときはすごく生き生きとしていたことが鮮明に覚えています。そんな北住くんに申し訳ないですが、一足先にガンダムを作りに行ってきます。

足利翔志くんにはいつも工作室の手伝いをしていただきありがとうございました。工作室の管理で共に憤慨し、対策を練ってもうまくいかなかった経験はきっと今後生きると思います。

久保俊明くんの変ったリズムの研究生活にはいつも驚かされていましたが、仕事はきっちりこなしている姿にいつも感心していました。社会人になってからはリズムを整えて体調に気をつけてください。

首藤慎吾くんの良い姿にはあきれつつも、こちらも元気づけられました。その万能ぶりを発揮してすばらしいロケット技術を開発してくれることを期待しています。

原孝くんには Zaurus 組として共に Zaurus に詳しくなれました。手にかかる子ほどかわいいというのを共に実感できたと信じております。

松井利紀くんのプログラミング能力にはいつも感心しました。航空機のメーターを再現した GUI には感動しました、これからも暇を見つけては面白いプログラムを作ってください。

松尾拓毅くんのマイペースっぷりに最後には慣れた私がいまいました。これからはもっと多くの情報にまみれると思いますが、変わらずのマイペースでいてください。

山田浩太くんはとてもきさくで話しやすく楽しい人でした。元気よく挨拶してくれる山田くんのお陰でいつも朝が気持ち良かったです。

和田佑二くんには色々仕事をお願いしましたが、文句を言いながらもこなしてくれたのは大変助かりました。来年からは先輩として後輩を引っ張っていける人物になれることを期待しています。

卒業生の森邦洋くんとは、隣の席にいたときから、研究の話やたわいもない話をしたりして楽しい日々を過ごさせてもらえました。ゼミ等で厳しい指摘を頂けたことは今も感謝しています。

卒業生の荒木聡史くんには RoboPlus のロボット開発に一所懸命してくれたことに本当に感謝しています。

他に私が研究室に配属してからお世話になった先輩の皆様、イベントで率先して手伝ってくれた後輩の皆様には心から感謝しております。

5年間本当に多くの方にお世話になりました。有意義であった研究生活は、皆様の多大なお力添えが合ったからこそのものであると信じています。

最後になりましたが、27年間もの間、経済的・精神的に支えてくれた祖父母・両親・兄・妹への感謝の気持ちは言葉にして足る物ではないと思います。

皆様、本当にありがとうございました。

神田 敦司