

研究テーマ 移動ビジョンへの応用

研究者	稲葉昭夫	県生産情報技術研究所	共同研究員
	柘植英明	県生産情報技術研究所	共同研究員
	今井智彦	県生産情報技術研究所	共同研究員
	斉藤文彦	岐阜大学	共同研究員
	谷 和男	岐阜大学	共同研究員
	加藤邦人	岐阜大学	共同研究員
	北野元美	日晃オートメ株式会社	共同研究員
	王 彩華	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員
	平湯秀和	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員
	杜 昺秀	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員
	清水早苗	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員

フェーズ I

1 研究の概要

人間共存型の移動マシンを検討する場合、人間の生活空間という複雑で、かつ時間的変化の大きい環境への適応性が重要となる。具体的には移動体が自身の位置・姿勢を把握することや、移動体自身が移動しつつの動物体を検出するなどの技術が要求される。我々が開発した全方向ステレオシステム(SOS)が全方向のカラー画像と距離情報を完全に死角無く、高い解像度でリアルタイムに取得可能である特性を用いて、これらの問題を効率よく解く手法の開発を行った。また、人間共存型ロボットのハードウェアの開発を行った。

2 研究の目標

人間共存型の移動マシンを検討する場合、人間の生活空間という複雑で、かつ時間的変化の大きい環境への適応性が重要となる。具体的には複雑に置かれ、かつ頻繁に移動される可能性もある家具などや、任意に歩き回る複数の人物などを回避しながら進行できること、そして移動したことによって得られる情報を整理し環境マップを構築することなどが要求される。これらの問題を効率よく解くためには、より広範囲を同時に取得することのできる画像センサシステムが有効である。我々は全方向ステレオシステム(SOS)を提案しており(6-1)、センサを中心とした全方向のカラー画像と距離情報を完全に死角無く、高い解像度でリアルタイムに取得することを可能としてきた。SOSにおける全方向を完全にカバーする能力は、センサがその姿勢によらず同一の情報を取得できることを意味しており、激しい姿勢変化の予想される移動体ビジョンにおいては特に有利な条件となる。また、全方向にわたってリアルタイムに取得される距離情報は、障害物回避など空間の認知のための大きな情報源となる。SOSが全方向のカラー画像と距離情報を完全に死角無く、高い解像度でリアルタイムに取得可能である特性を用いて、これらの問題を効率よく解く手法の開発を行う。また、人間共存型のロボットのハードウェアの開発、検討を行う。

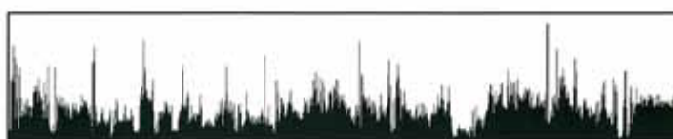
3 実施内容

3.1 自己位置・姿勢推定

本研究では、全方位センサにより得られた画像は環境の全体的な情報量を持っていることに注目し、その統計量を用いて、数少ない参照点に基づき、センサの現在の位置と姿勢（本研究では水平回転のみ）を精度よくロバストに推定する手法を提案する。本手法は、全方位センサで得られた画像から生成した全周囲エッジヒストグラムを用いて、センサの位置と姿勢を推定する。まず、環境中のいくつかの参照点において、全方位センサで取得した画像からエッジを検出し、それらのエッジを円筒座標系に写像し、垂直方向に投影することで全周囲エッジヒストグラムを生成しておく。

位置・姿勢推定を行う際、センサの現位置で得られた全周囲エッジヒストグラムと各参照点の全周囲エッジヒストグラムをマッチングし、各方位角でのエッジシフト量を求める。センサの現位置と参照点の相対的な移動方向と回転角度は、エッジヒストグラムのシフト量に反映され、回転によるヒストグラムのシフト量はヒストグラム全体のシフト量であり、位置移動によるシフト量は参照点からの移動方向に関係し、 \sin 曲線の特性を持つ。本研究では、センサの現位置と参照点のエッジヒストグラムに対して、動的計画法(DP)を用いてそれぞれの方位角におけるエッジのシフト量を求める。全周囲エッジヒストグラムのエッジシフト量は 2π の周期を持っているため、ここでは普通のDP法を2パス(two passes) DPに拡張し、周期性を満たすエッジヒストグラムのマッチングを求める。次に、各方位角のエッジシフト量に対して、その全体シフト量と \sin 曲線の0位相を独立に当てはめることによって、参照点に対するセンサの移動方向と回転角度を推定する。最後に、最も近い2つの参照点に対する移動方向からセンサの正確な位置を計算する。

3.1.1 全方向エッジヒストグラムとセンサの移動・回転



(a) パノラマエッジヒストグラム



(b) パノラマエッジ画像

図1 エッジヒストグラムとパノラマ画像

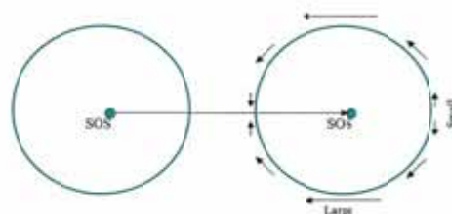


図2 センサの平行移動によるエッジヒストグラムのシフト

室内や市街地などの環境では、垂直方向のエッジが多く存在し、その分布をシーンの特徴として使うことができる。位置・姿勢の推定には個々のエッジを直接特徴として使うことができるが、ノイズや視点の違いによるエッジ抽出の安定性の問題や異なる視点のエッジのマッチングの難しさといった問題がある。本研究では、全方位センサで得られた画像からエッジを抽出し、 360° 円筒画像に射影する。さらに、これらのエッジを垂直方向に投影し、全周囲エッジヒストグラムを生成する。この全周囲エッジヒストグラムを用いてセンサの位置と姿勢を推定する。図1(a)に生成されたエッジヒストグラムと図1(b)にそのパノラマエッジ画像の一例を示す。

センサの移動や回転運動は、全周囲エッジヒストグラムのシフトを引き起こす。センサの回転によって生じたヒストグラムのシフト量はすべての方位角において一定であるが、センサの平行移動で生じたヒストグラムのシフト量は移動方向とエッジの方位角に関係する。図2に示すように、センサが参照点からある方向 ω に向いて動いたとき、 $\omega \pm n\pi$, $n=0, 1$ の方位角においてはヒストグラムのシフト量が小さく、 $\omega \pm \frac{(2n+1)}{2}\pi$, $n=0, 1$ の方位角においてはそのヒストグラムのシフト量が大きくなる。

センサが ω 方向に沿う移動距離を l とし、移動しながら角度 ϕ を回転したとする。この場合、ある方位角 θ に位置するエッジピクセルの円柱座標系における移動量は次の式で決まる。

$$\delta_\theta = \begin{cases} \arccos\left(\frac{d_\theta \cos\theta - l \cos\omega}{\sqrt{d_\theta^2 + l^2 - 2d_\theta l \cos(\theta - \omega)}}\right) - \theta + \phi, & \text{if } d_\theta \sin\theta - l \sin\omega \\ 2\pi - \arccos\left(\frac{d_\theta \cos\theta - l \cos\omega}{\sqrt{d_\theta^2 + l^2 - 2d_\theta l \cos(\theta - \omega)}}\right) - \theta + \phi, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 d_θ は方位角 θ に位置するエッジの 3 次の元奥行き（センサ中心までの距離）である。

実際には、多くの場合同じ方位にあるエッジは異なる奥行きを持っているため、式(1)は理想的な場合（同じ方位のエッジは同一奥行きを持つ場合）だけを表している。

センサの現位置の全周囲エッジヒストグラムと各参照点の全周囲ヒストグラムをマッチングし、各方位角におけるヒストグラムのシフト量 δ_θ を求め、式(1)を用いて参照点に対する移動方向 ω と移動距離 l 及び回転角度 ϕ を推定することが考えられる。しかし、そのためには各方位のエッジピクセルの奥行き情報が必要である。エッジの奥行きを求めるにはステレオ画像間でエッジマッチングを行う必要があり、それはコンピュータビジョン分野における最も難しい課題の一つである。

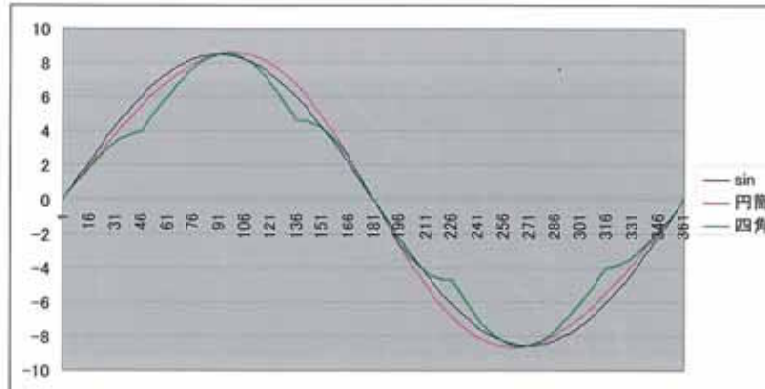


図3 異なる空間のヒストグラムのシフトと sin 曲線（横軸と縦軸の単位は度）

式(1)はエッジの奥行きに影響されるが、sin 曲線で近似することができる。また、式(1)は sin 曲線と同じように 2π の周期を持ち、さらに、式(1)からエッジヒストグラムの全体シフト量 ϕ を除けば、その符号は π 周期毎に反転することが分かる。図3はセンサが円柱形と正方形の部屋で動いた場合のエッジヒストグラムのシフト量を式(1)から計算した曲線で示す。図3からセンサの移動によって生じたエッジヒストグラムのシフト量が sin 曲線の周期性を持っていることが分かる。そこで本研究では、式(1)が π の周期でエッジヒストグラムの全体シフト量を中心に上下反転する特徴を利用して、全周囲ヒストグラムのシフト量からセンサの移動方向 ω と回転角度 ϕ を簡単かつロバストに推定する手法を提案する。なお、複数の参照点から移動方向が求められることができれば、センサの正確な位置推定も可能である。これらについては後でその詳細について述べる。

3.1.2 DP を用いたエッジヒストグラムのマッチング

各参照点に対するセンサの移動方向と回転角度を求めるには、現位置の全周囲エッジヒストグラムと参照点の全方位ヒストグラムをマッチングし、それぞれの方位角におけるヒストグラムのシフト量を求めればよい。動的計画法(DP)を用いて、2つの全周囲エッジヒストグラムを効率的にマッチングする手法について述べる。

3.1.2.1 問題の定義

参照点と現位置の全周囲エッジヒストグラムをそれぞれ $H_r = \{h_r(i), i=0, \dots, N-1\}$ と $H_c = \{h_c(j), j=0, \dots, N-1\}$ とする。 N は 360 の倍数であり、エッジヒストグラムを生成するときの方位角の分解能で決まる。本研究では、 $N = 720$ とした。つまり、エッジヒストグラムの方位角分解能は 0.5° である。参照点の全周囲エッジヒストグラム H_r の 1 つのピン $h_r(i)$ は、センサの移動と回転によって現在の位置のヒストグラム H_c においてシフト量 s_j が生じたとき、 $h_r(i)$ と $h_c(i+s_j)$ は似ていると仮定することができる。 $h_r(i)$ と $h_c(i+s_j)$ との差の二乗を $h_r(i)$ と $h_c(i+s_j)$ の間のマッチングコストとすれば、次のマッチングコストマトリクス $C(s, i)$ が得られる。

$$C(s,i) = (h_r(i) - h_c(i+s))^2 \quad (2)$$

ただし $i, s = 0, \dots, N-1$

ここで、全周圏エッジヒストグラムが 2π の周期を持つため、 $i+s \geq N$ の場合、 $h_c(i+s) \equiv h_c(i+s-N)$ とする。

$\{(h_r(i), h_c(i+s_i)), i=0, \dots, N-1\}$ が正しいマッチングである場合、それらのマッチングペアはマトリクス $C(s,i)$ の中でコストが低くかつ式(1)の形をした曲線をなす。図4はセンサの2つの位置における全周圏エッジヒストグラムのマッチングコストマトリクス $C(s,i)$ を示す（表示上、マトリクス中のマッチングコストの低いパスをセンタリングし上下をカットした）。 $C(s,i)$ 中の \sin 曲線に似たコストの低い曲線は各方位角におけるエッジヒストグラムのシフトに対応する。

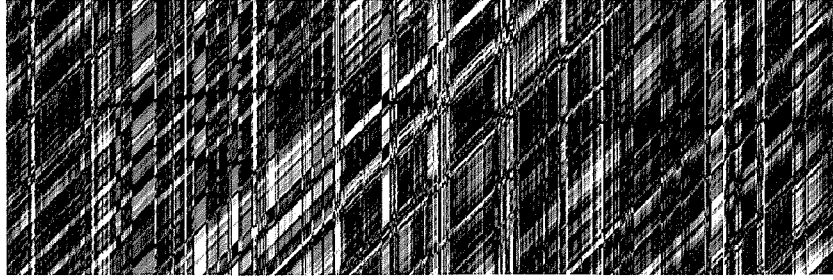


図4 エッジヒストグラムのマッチングコスト

$C(s,i)$ 中の \sin 曲線に似たコストの低い曲線を探索することで、 H_r と H_c の間のヒストグラムのシフト量を求めることができる。厳密に言えば、 $C(s,i)$ から式(1)を満たしかつコストの和を最小となる曲線経路（パス）を探索する必要があるが、式(1)中の d_θ （エッジの奥行き）が未知であり、また、効率的な探索手法がないため、計算コストが高くなる。そこで本研究では、動的計画法（DP）を用いて、 $C(s,i)$ から周期 2π を持ちかつ連続した最小コストのパスを求め、そのパスからロバストに回転角度 ϕ と移動方向 ω を推定する手法を考案する。さらに、そのパスを \sin 曲線で近似したときの振幅も推定する。

$C(s,i)$ から周期 2π を持ちかつ連続した最小コストのパスは次の条件付き最小化問題に定義することができる。

$$\sum_{i=0}^{N-1} (h_r(i) - h_c(i+s_i))^2 = \sum_{i=0}^N C(s_i, i) \rightarrow \min \quad (3)$$

ただし $-g \leq s_{i+1} - s_i \leq g, i=0, \dots, N-1$

ここで、 s_i は求めたいヒストグラムのシフト量である。 $h_r(i)$ と $h_c(j)$ の周期が N であるため、 $C(s,i)$ のインデックス s と i に関しては、 $s \pm N \rightarrow s$ と $i \pm N \rightarrow i$ で計算される。

パスが特定の行 k から始まる（つまり、 $s_0 = k$ ）と仮定した場合、式(3)の最小化は次のように動的計画法で求めることができる。

$$S(s,i) = \min\{S(s-1, i-1), S(s, i-1), S(s+1, i-1)\} + C(s,i) \quad (4)$$

$$S(s,-1) = \begin{cases} 0 & \text{if } s = k \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$C_{\min}(k) = \min\{S(k-1, N-1), S(k, N-1), S(k+1, N-1)\} \quad (6)$$

$S(s, i)$ を計算するとき、 $\min\{S(s-1, i-1), S(s, i-1), S(s+1, i-1)\}$ の中のどれが最小になったかを記憶しておき、 $C_{\min}(k)$ まで来たパスを逆に辿れば、最小コストのパスが得られる。

$k=0, \dots, N-1$ に対して、上のように $C_{\min}(k)$ を計算し、その中で最小値 $\hat{C}_{\min} = C_{\min}(\hat{k})$ を求める。

$C_{\min}(\hat{k})$ が対応しているパスを H_r と H_c の間の最適マッチングとする。

3.1.2.2 効率的な探索手法

前節の計算方法は、 2π の周期を持ちかつ連続性のある全周囲エッジヒストグラムのマッチングパスを探索することができるが、パスの始まる行をすべての $k=0, \dots, N-1$ に仮定して探索を行う必要があるため、計算コストが大きい。式(3)の最小化の条件から、パスが閉じている条件 $-1 \leq s_0 - s_{N-1} \leq 1$ を除けば、普通の DP マッチングで最小コストパスを効率的に探索することができる。本研究では、 $i=0 \rightarrow i=N-1$ の順とその逆順で DP マッチングを行い、2つの探索手順で得られたマッチングパスから式(3)の条件を満たしかつコストが最小になるパスを探索する手法を提案する。

まず、式(7)と(8)のように普通の DP で、 $i=0 \rightarrow i=N-1$ 順のヒストグラムのマッチングパスを計算する。

$$S_s(s, i) = \min\{S_s(s-1, i-1), S_s(s, i-1), S_s(s+1, i-1)\} + C(s, i) \quad (7)$$

$$I_s(s, i) = I_s(\hat{s}, i-1) \quad (8)$$

ただし、 $S_s(s, -1) = 0$ 、 $I_s(s, -1) = s$ 。 \hat{s} は $S_s(s, i) = \min\{S_s(s-1, i-1), S_s(s, i-1), S_s(s+1, i-1)\}$ に対応する s の値である。 $I_s(s, -1)$ は現パスのスタート行を記憶する。

同様に、 $i=N-1 \rightarrow i=0$ 順のヒストグラムのマッチングパスは次の式で計算される。

$$S_r(s, i) = \min\{S_s(s-1, i+1), S_s(s, i+1), S_s(s+1, i+1)\} + C(s, i) \quad (9)$$

$$I_s(s, i) = I_s(\hat{s}, i+1) \quad (10)$$

ただし、 $S_s(s, N) = 0$ 、 $I_s(s, N) = s$ 。 \hat{s} は $S_s(s, i) = \min\{S_s(s-1, i+1), S_s(s, i+1), S_s(s+1, i+1)\}$ に対応する s の値である。

上の2通りの DP マッチングパスから次のように式(3)の条件を満たす最小コストマッチングパスを求めることができる。

$$S_s(s, i) + S_r(s, i) - C(s, i) \rightarrow \min \quad (11)$$

ただし $-1 \leq I_s(s, i) - I_r(s, i) \leq 1$

$S_s(\hat{s}, \hat{i})$ と $S_r(\hat{s}, \hat{i})$ が式(11)を最小化した場合、前節で述べたように $S_s(\hat{s}, \hat{i})$ と $S_r(\hat{s}, \hat{i})$ から、それぞれ $S_s(s, 0)$ と $S_r(s, N-1)$ までのマッチングパスを辿れば最小コストのマッチングパスが得られる。

前節で述べた全探索手法は、 N 回の DP マッチングが必要となる。これに対し、本手法では 2

回の DP マッチングと 1 回の最小値探索のみで、 2π の周期を持ちかつ連続性のあるエッジヒストグラムのマッチングパスを効率よく探索することができる。しかしこの方法では、現位置と参照点の距離が大きい場合、 $S_s(s, i)$ と $S_r(s, i)$ の中に式(11)の条件を満たすパスが必ずしも存在しないことがある。次章で述べるように、センサの位置と姿勢を推定する際、センサに最も近いと考えられる 2 つの参照点を選び、それに対するセンサの相対的な移動方向と回転角度を用いてセンサの位置と姿勢を推定している。式(11)の条件を満たすパスが存在しない場合、その参照点を選択対象から除外し、残った参照点から最も近い 2 つを選択すればよい。実験では、 $3m \times 3m$ のパーティションで区切られた閉空間において、本章で述べた効率的なマッチング手法は $1m$ 以上離れた 2 点の全周囲エッジヒストグラムを正しくマッチングできることがわかっている。また、それより広い空間ではエッジの奥行きがエッジヒストグラムのシフト量に与える影響が小さくなるため、参照点までの距離がある程度大きくても本手法は有効であると考えられる。つまり、空間の広さに応じて参照点を必要な密度で設置することで、提案した効率的なマッチング手法が有効となる。

3.1.3 センサの位置と姿勢の推定

センサの現位置と参照点の全周囲エッジヒストグラムのシフト量から参照点に対するセンサの移動方向と回転角度を推定することができる。2 点以上の参照点に対する移動方向がわかれば、センサの正確な位置を推定することができる。

3.1.3.1 センサの回転の推定

DP マッチングで得られた最小コストパス $s_i, (i=0, \dots, N-1)$ はセンサの現位置と参照点のそれぞれの全周囲エッジヒストグラム H_c と H_r の間のシフト量を表す。式(1)で示したように、これらのシフト量はセンサの回転角度 ϕ で生じたヒストグラム全体のシフト量と移動方向 ω における平行移動で生じた各方位角でのシフト量からなる。式(1)から分かるように、ヒストグラムのシフト量は回転角度 ϕ に相当するシフト量 s_ϕ を中心に π 周期で上下反転することがわかる。従って、 s_ϕ は次の式で推定することができる。

$$s_\phi = \min \left\{ k \left| \sum_{i=0}^{N-1} b(s_i, k) \geq \frac{N}{2} \right. \right\} \quad (12)$$

$$b(s_i, k) = \begin{cases} 1 & \text{if } s_i \leq k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

つまり、 s_ϕ がエッジヒストグラムのシフト量 $s_i, i=0, \dots, N-1$ を上下 2 等分に分けることになる。

3.1.3.2 センサの移動方向の推定

式(1)からわかるように、全周囲エッジヒストグラムマッチングで得られたエッジヒストグラムのシフト量から全体シフト量 ϕ を除けば、センサの移動によるエッジヒストグラムのシフト量 s'_i が得られる。 s'_i を \sin 曲線で近似することができるが、図 3 に示したように、これらのシフト量はエッジの奥行きや空間の形に影響される。ここで、我々は s'_i が \sin 曲線の周期性を保っていることを利用して、センサの移動方向 ω をロバストに推定する手法を提案する。

s'_i はエッジの奥行きや空間の形の影響で \sin 曲線からずれるが、 $(\omega, \omega + \pi)$ の区間では正の値を、 $(\omega + \pi, \omega + 2\pi)$ の区間では負の値を持っていると仮定することができる。従って、 s'_i の符号を用い

て sin 曲線をロバストに当てはめることができる。ここで、 s_ϕ によって s_i を -1、0、1 の 3 つの値に変換し、-1 と 1 の値に対応する s_i の中心がそれぞれなるべく sin 曲線の負と正のピークに対応するように ω を決める。これは次の最大化問題になる。

$$\sum_{i=0}^{N-1} f(s_i, s_\phi) \sin\left(\frac{2\pi i}{N} + \omega\right) \rightarrow \max \quad (14)$$

$$f(s_i, s_\phi) = \begin{cases} -1 & \text{if } s_i < s_\phi - 1 \\ 1 & \text{if } s_i < s_\phi + 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

ここで、 s_ϕ と $s_\phi \pm 1$ を 0 にすることによって、 s_i を -1,0,1 に変換するときのノイズの影響を軽減することができる。

式(14)の左辺の微分を 0 とすれば、次の方程式が得られる。

$$\sum_{i=0}^{N-1} f(s_i, s_\phi) \left(\cos \frac{2\pi i}{N} \cos \omega - \sin \frac{2\pi i}{N} \sin \omega \right) = 0 \quad (16)$$

上の式から次のように ω を直接求めることができる。

$$\omega = \arctan \frac{\sum_{i=0}^{N-1} f(s_i, s_\phi) \cos \frac{2\pi i}{N}}{\sum_{i=0}^{N-1} f(s_i, s_\phi) \sin \frac{2\pi i}{N}} \quad (17)$$

式(17)は式(14)の最大化のみならず、最小化も含んでいる。tan ω の周期が π であるから、 ω または $\omega + \pi$ のどちらかが式(14)を最大化することがわかる。

なお、式(1)を sin 曲線で近似したときの振幅 a は次の式で推定することができる。 a は参照点からの移動距離に比例する。

$$a = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sin \frac{2\pi i}{N} (s_i - s_\phi)}{\sum_{i=0}^{N-1} \sin^2 \frac{2\pi i}{N}} \quad (18)$$

3.1.3.3 センサ位置の推定

前節の手法により、参照点に対するセンサの回転角度や移動方向と移動距離に比例するマッチングパスの振幅 a を推定することができる。しかし、 a にはエッジの奥行きの影響も含んでいるので、参照点からのセンサの移動距離の相対値しか表していない。従って、1 つの参照点だけではセンサの正確な位置を推定するのは難しい。本研究では、センサの現位置に最も近い 2 つの参照点を用いて、図 5 のように 2 つの参照点に対する移動方向 ω_1 と ω_2 の交点を求め、センサの正確な位置を推定する手法を提案する。

前節で得られた現位置と参照点間のエッジistogramの最適マッチングパスの振幅 a は現位置と参照点間の距離に比例しているため、最も近い参照点の選択基準として使うことができる。一方、センサの現位置と参照点が近ければ近いほどその全周囲エッジistogramが似ているため、DP マッチングで得られた最適マッチングのコストを用いて最も近い参照点を決めることも考えられる。多くの場合、最適マッチングのコストとパスの振幅 a は同じ大小関係を保つが、エッジの奥行きや視点の違いによって生じた隠れの影響が強いとき、それらの大小関係が逆になる場合もある。高い

類似度のエッジヒストグラムマッチングを用いれば、より安定的にセンサの参照点に対する回転角度と移動方向を推定できることから、本研究では最適マッチングのコストを用いて最も近い参照点を決める。

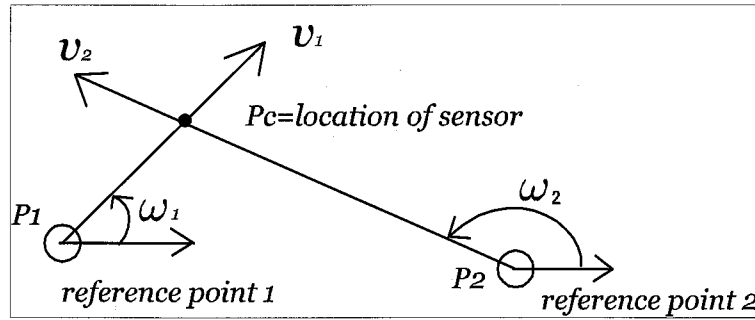


図5 センサの正確な位置推定

求めたいセンサの現位置を $P_c(x, y)$ とし、現位置から最も近い2つの参照点を $P_1(x_1, y_1)$ と $P_2(x_2, y_2)$ とする。 P_1 と P_2 からの移動方向 ω_1 と ω_2 のベクトルをそれぞれ v_1 と v_2 、現位置とのエッジヒストグラム最適マッチングパスの振幅をそれぞれ a_1 と a_2 とする。一般的に、次の2つの連立方程式からセンサの現位置 (x, y) を求めることができる。

$$(x - x_i) \cos \omega_i + (y - y_i) \sin \omega_i = 0 \quad (19)$$

ただし $i=1, 2$

しかし、 P_c 、 P_1 と P_2 がほぼ同一直線上にある場合、つまり、 $\angle(\overrightarrow{P_1P_2}, v_1)$ 及び $\angle(\overrightarrow{P_2P_1}, v_2)$ が小さいとき、上記の方法では移動方向の推定誤差がセンサの位置推定に大きな誤差を及ぼす。本研究では、

$\angle(\overrightarrow{P_1P_2}, v_1)$ 及び $\angle(\overrightarrow{P_2P_1}, v_2)$ が 30° より小さいとき、次のように a_1 と a_2 を用いてセンサの位置を推定する。

$$x = \frac{(a_1 \cos \omega_1 + a_2 \cos \omega_2) d}{g_1 a_1 + g_2 a_2} \quad (20)$$

$$y = \frac{(a_1 \sin \omega_1 + a_2 \sin \omega_2) d}{g_1 a_1 + g_2 a_2} \quad (21)$$

ここで、 d は P_1 と P_2 間の距離で、 g_1 と g_2 は次のように計算される。

$$g_i = \begin{cases} -1 & \text{if } \overrightarrow{P_iP_j} \cdot v_i < 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

ここでは、 $i, j=1, 2$ かつ $j \neq i$ 。 \cdot は2つのベクトルの内積演算である。

3.1.4 結果と考察

本提案手法の有効性を示すため、実環境において全方向ステレオシステム(SOS)を用いて実験を行った。SOSは正20面体の面上にマウントされた20個のステレオ・ユニットから構成され、実時間で $360^\circ \times 180^\circ$ の視野角の均一性のある高解像度カラー画像とステレオ情報を同時に取得することができる。本研究では本提案手法を検証するためにSOSの全方向画像から生成した $360^\circ \times \pm 45^\circ$ の視野角の全方位画像を用いた。図6(a)はSOSで取得した実験環境の全方向画像から生成した全天周画像を示す。図6(b)は本研究で用いた全方位画像を示す。参照点の相対的な位置関係の決定や推定した位置・姿勢の評価のために、SOSの真の位置・姿勢を正確に求める必要がある。そこで、床にあるエッジのパターンを利用した。



(a) 全方向画像



(b) 使用した視野角の全方向画像

図6 実験環境の全方向画像

全周囲エッジヒストグラムを生成するには、まず、SOS の各ステレオユニットのセンタカメラの画像に対して、LoG (Laplacian of Gaussian)フィルタを適用し、ゼロクロス点をエッジとして検出する。LoG はノイズに影響されやすいため、ノイズや照明の影響で偽のエッジが多く存在する。そこで、Sobel フィルタを用いて各エッジ画素におけるエッジ勾配 (強度) を計算し、画像中の最大エッジ勾配を求め、強度が最大エッジ勾配値の 5%未満のエッジ画素を削除する。得られたエッジ画像をさらに円筒画像に写像し、縦方向投影で全周囲エッジヒストグラムを生成する。

実験は約 $3.7m \times 3.7m$ の空間で行った。まず、空間の中心の1点とその左上、右上、左下と右下の4点計5点を参照点として選び、それぞれの参照点で全周囲エッジヒストグラムを取得する。次に、中心の参照点における SOS の座標系を基準座標系として、提案手法で周囲の4参照点に対し、まず中心の参照点に対する SOS の移動方向と回転角度を推定し、それに基づいて SOS で得られた床のエッジ画像のテンプレートマッチングで中心の参照点に対する周囲4参照点における SOS の相対位置と回転角度を求める。図7に求めた参照点の間の相対位置姿勢を示す。図7中の十字マークは各参照点における SOS の位置と向きを示す。黒と灰色のエッジは左上と中心の参照点における床のエッジをそれらの参照点間の相対位置姿勢パラメータに基づいて基準座標系に統合した結果を示す。

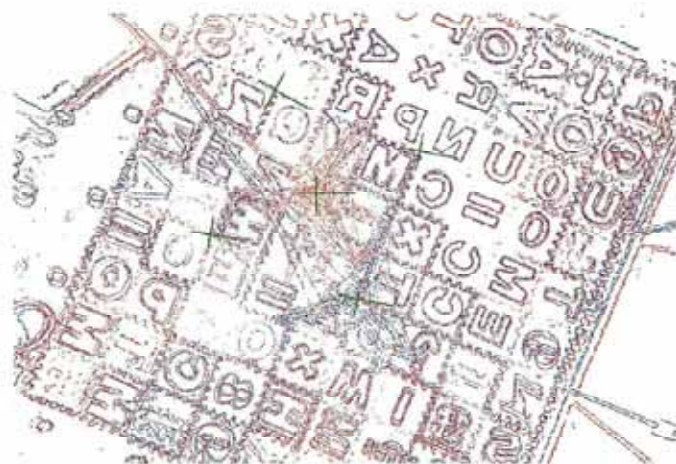


図7 参照点の位置姿勢関係

SOS の位置推定を行うため、まず SOS を空間内で動かし、各フレームに対して全周囲エッジヒストグラムを求める。次に、本提案手法で各参照点のエッジヒストグラムとマッチングし、マッチングコストが最も小さい 2 つの参照点を現位置に最も近い 2 つの参照点とみなす。最後に、SOS と 2 つの参照点間の相対回転角度と移動方向を求め、SOS の正確な位置を推定する。最も近い 2 つの参照点に対する回転角度を基準座標系に対する回転角度に変換し、変換後の 2 つの回転角度の平均値を SOS の姿勢とする。図 8 に SOS のある現位置とそれに最も近い参照点の全周囲エッジ画像とそのエッジヒストグラムを示す。図 9 と図 10 にそれぞれ現位置とそれに最も近い参照点と 2 番目に近い参照点の全周囲エッジヒストグラムのマッチング結果及び移動方向と回転角度の推定結果を示す。図 9 及び図 10 の画像の各画素の濃淡値は 3.1.2.1 節で定義した $C(s, i)$ の値を示す。ただし、表示のためセンタリング及び上下のカットを行った。白色の曲線は DP マッチングで得られた最小コストマッチングパスを示す。赤色の曲線と緑色の直線はそれぞれ移動方向と回転角度の当てはめ結果を示す。図 11 に 2 つの参照点を用いて推定した SOS の位置と姿勢を示す。赤色のエッジは基準（中心）参照点における床のエッジを示し、青色のエッジは現位置の SOS の位置と姿勢に基づき基準座標系に変換した床のエッジを示す。



図 8 全方位エッジ画像とそのヒストグラム

本研究では、効率的なマッチング手法を用いているため、全探索手法に比べれば計算コストが遥かに小さい。例えば、実験のように分解能 0.5° の全周囲エッジヒストグラムを用いている場合、全探索の手法では、探索範囲を $180(\pm 45^\circ)$ に制限することが出来るが、720 回の DP 探索を行う必要がある。それに対して、提案した 2 パス DP では、探索範囲は $720(\pm 180^\circ)$ であるが、2 回の DP と 1 回の最小値探索しか行わず、計算量は全探索に比べて約 1/60 程度となる。

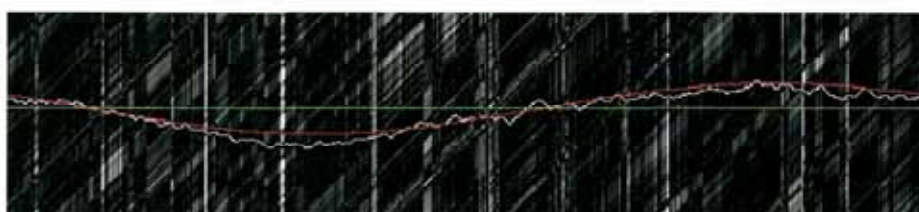


図 9 エッジヒストグラムマッチングと回転・移動推定結果（現位置と最も近い参照点）

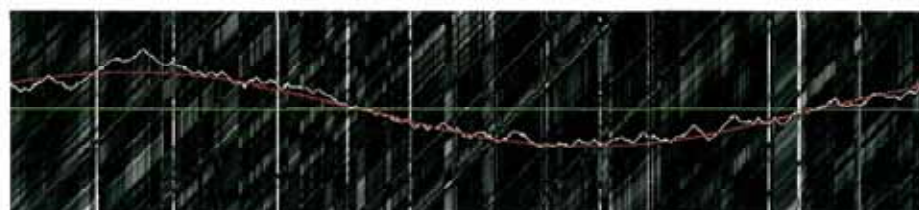


図 10 エッジヒストグラムマッチングと回転・移動推定結果（現位置と 2 番目に近い参照点）



図 11 SOS の位置・姿勢の推定結果



図 12 推定結果(赤色)と“真”の値(青色)の比較

本手法で推定した SOS の位置・姿勢を評価するため、床のエッジのテンプレートマッチングによって得られた位置・姿勢を SOS の“真”の位置・姿勢として扱う。図 12 は本手法で推定した SOS の位置・姿勢（赤色の十字）と“真”の値（青色の十字）を示す。十字における長い線の方向は SOS の姿勢（向き）を示す。45 フレームにおける位置推定の誤差の平均は 2.43cm で、標準分散は 0.70 であった。回転角度推定の誤差の絶対値の平均値は 0.39° で、その標準分散は 0.15 であった。図 13 に 45 フレームにおける位置と姿勢推定の誤差の分布を示す。

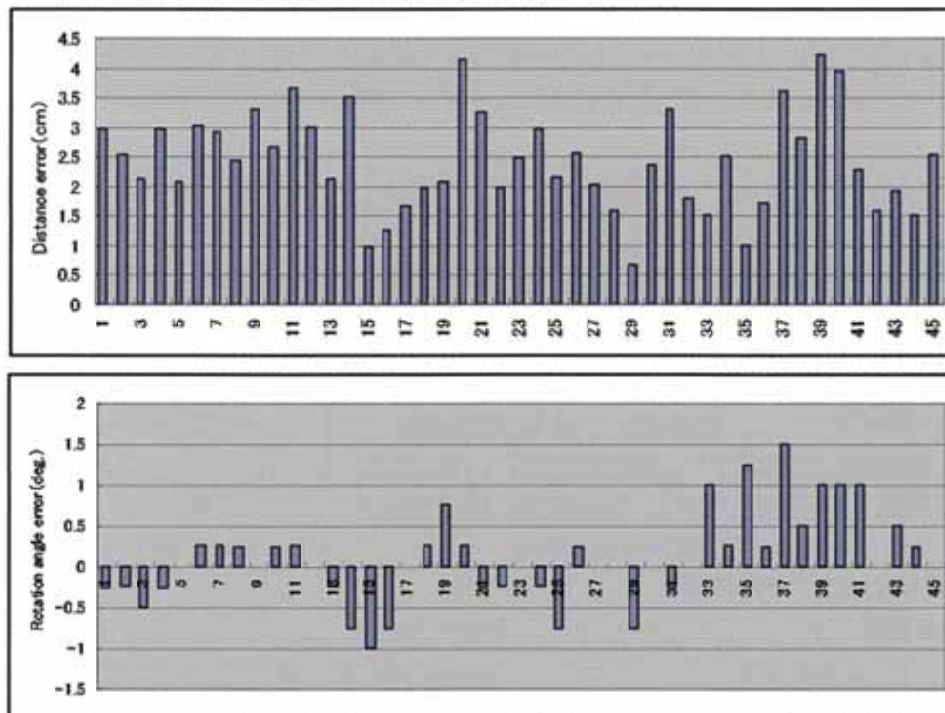


図 13 位置・姿勢推定誤差の分布（横軸はフレーム番号）

全周囲エッジヒストグラムを用いて全方位センサの位置・姿勢（水平回転）を精度よくロバストに推定する手法を提案した。本手法は、いくつかの参照点とセンサの現位置で得られた全周囲エッジヒストグラムに対して、2パス DP マッチング手法で参照点と現位置のエッジヒストグラムのマッチングコストマトリクスから“閉じた”最小コストマッチングパスを探索し、このマッチングパスからセンサの回転角度及び参照点からの移動方向をロバストに推定した。最も近い2つの参照点に対するセンサの移動方向を用いてセンサの正確な位置を求めた。実環境における全方向ステレオシステム(SOS)で得られた全方位画像を用いてセンサの位置・姿勢の推定を行い、その実験結果によって本提案手法の有効性およびロバスト性を示した。

3.2 移動体 SOS による動物体検出

視測系が移動しつつ、他の動物体を検出するための技術は、任意に歩き回る複数の人物などを回避しながら安全に移動したり、人物を追跡するなど、人間と協調した動作を可能とするために重要である。

SOS は完全な全球視野を持つため、センサの回転運動によって視野が変化しない特性を持つ。この特性は、ヒューマノイドなど激しい姿勢変化が予想される移動体等において特に重要で、姿勢変化が生じた場合においても周囲のセンシングを安定して継続することが可能になる。

本研究では、この特性を活用し、観測系が任意の姿勢変化を伴いながら移動している場合においても、他の動物体を安定に検出するための手法を提案する。

本手法では、基本的にはフレーム間差分の発想で動物体検出を行う。しかしながら、観測系も運動するため、得られる画像全体が常に変化しており、単純なフレーム間差分で動物体のみを検出することは困難である。そこで SOS でリアルタイムに取得される距離情報に着目し、前時刻において得られた全方向距離画像から、現時刻における全方向距離画像を予測し、現時刻における実測値との比較を行うというアプローチをとる。具体的にはまず、全方向画像におけるエッジ情報の統計量から相対的な自己位置・姿勢をロバストに推定し、前時刻から現時刻までの自己運動パラメータを求める。次に、この自己運動パラメータと、前時刻における全方向距離画像から現時刻における「予測全方向距離画像」を生成する。この「予測全方向距離画像」と現時刻において実測された全方向距離画像の差分をとることで、動物体を検出する。

3.2.1 動き補償型距離差分法

提案手法の概要を図 14 に示す。まず、SOS で取得した全方向のカラー画像と距離画像から前時刻($t-\Delta t$)と現時刻(t)間の SOS の相対的な自己運動パラメータを推定する。次に、自己運動パラメータと時刻 $t-\Delta t$ で取得した全方向距離画像から時刻 t における全方向距離画像を推定する。最後に、この予測全方向距離画像と実際に時刻 t にて得られる画像の差分をとることにより動物体を検出する。このとき、SOS の移動により生じるオクルージョン領域を推定し、オクルージョンの影響を低減する。

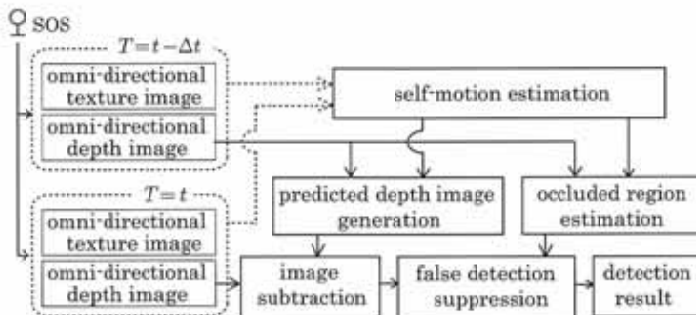


図 14 動き補償型距離差分法の概要

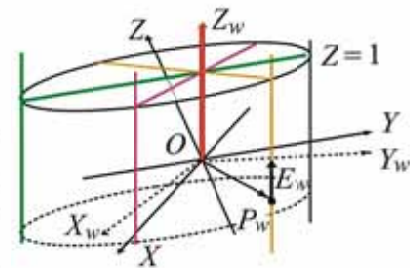


図 15 SOS の傾きと水平エッジ

3.2.1 自己運動パラメータの推定

3.2.1.1 傾き推定

SOS の傾き角度を推定することは、ワールド座標系($X Y Z$)における SOS の垂直な軸 (Z 軸) の方向を見つけることである。この問題は SOS 座標系におけるワールド座標系($X_w Y_w Z_w$)の垂直軸 (Z_w 軸)を見つけることと等価である。 Z_w 軸の方向は実空間における垂直エッジと同じ方向であり、垂直エッジの分布のピークを見つけることで傾きを推定する。ワールド座標系の 3 次元エッジ点を P_w 、その方向を $E_w = (X_{E_w} Y_{E_w} Z_{E_w})^T$ が、それぞれ SOS 座標系では P, E として得られるとする。3 次元空間において垂直エッジ $P + \lambda E$ と Z_w は並行であり、同一平面上であるので、

P, E, Z_w は $(Z_w \times P)^T E = (P \times E)^T Z_w = 0$ を満たす。図 15 に示すように、この関係は Z_w が $(X Y Z)(P \times E) = 0$ の平面上にあることを示している。明らかに、垂直エッジと原点を含む全て

の平面は平面 $Z=1$ と Z_w 軸である $p=(x,y,1)$ で交わる。実環境において垂直エッジは主要なエッジグループを形成しており、投影面では大きな分布となる。それゆえ、 Z_w 軸の方向は投影面おけるピーク $(x_p, y_p, 1)$ を検出することによって推定できる。

3.2.1.2 水平回転、移動方向の推定

3.2節の手法により水平回転、移動方向を推定する。

3.2.1.3 移動距離の推定

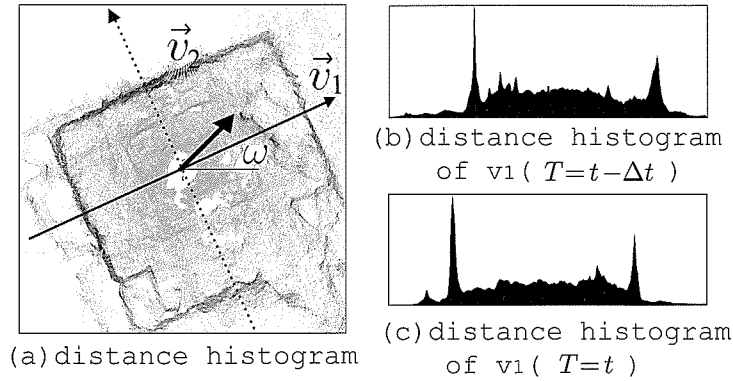


図 16 距離ヒストグラム

全方向距離画像を用いて、垂直方向と水平方向の移動距離を推定する。垂直移動距離 l_v は時刻 $t-\Delta t$ と時刻 t における水平方向に投影した距離ヒストグラムをマッチングすることにより推定する。水平移動距離 l_h の推定に用いるため、垂直に投影した 2 次元距離ヒストグラム (図 16(a)) を生成する。床に垂直な平面が直線状のピークとして表れていることがわかる。このヒストグラムにおける 2 次元座標点に対して、各点のヒストグラム値を重みとして考慮した Hough 変換を行い、主要な鉛直平面を検出する。

これらの平面に対する距離変化を見るため、2 次元距離ヒストグラムをさらに各平面に垂直な方向 (ドミナント投影方向 \vec{v}_1, \vec{v}_2) に投影した 1 次元距離ヒストグラムを生成する。移動方向 ω に最も近いドミナント投影方向 (図 16 では \vec{v}_1) における時刻 $t-\Delta t$ と時刻 t の距離ヒストグラム (それぞれ図 16(b)、(c)) をマッチングすることにより SOS の移動距離 l_h を求める。

3.2.2 予測全方向距離画像の生成

時刻 $t-\Delta t$ で得られた全方向距離画像と時刻 $t-\Delta t$ 、 t 間の自己運動パラメータから時刻 t における全方向距離画像を予測する。時刻 $t-\Delta t$ の SOS 座標系において得られる 3 次元点 $P(x, y, z)$ が時刻 t の SOS 座標系において $P'(x', y', z')$ として観測されると仮定する。そのとき、 $P'(x', y', z')$ は SOS の運動パラメータを用いて式(1)で計算できる。ただし、 $P(x, y, z)$ 、 $P'(x', y', z')$ 共に 3.2.1.1 にて推定した傾き補正後の 3 次元点である。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi & 0 \\ \sin \phi & \cos \phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} l_h \cos \omega \\ l_h \sin \omega \\ l_v \end{pmatrix} \tag{23}$$

3.2.3 オクルージョンの推定

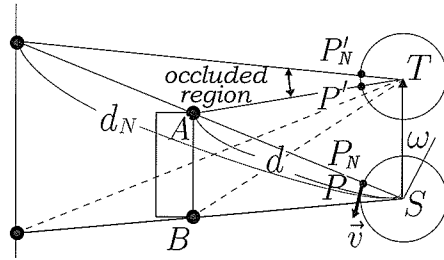


図 17 オクルージョン領域の算出

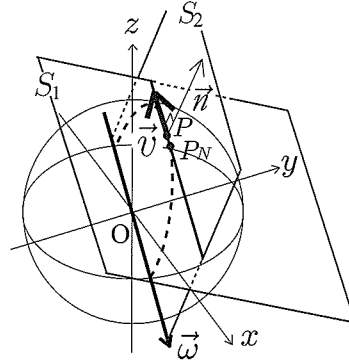


図 18 オクルージョン方向

SOSの動きにより生じるオクルージョン領域を推定する。オクルージョンはSOSに対する環境の物体の位置とSOSの動きに関する。図17に示すように、SOSがS地点からT地点に移動した場合、S地点において球面画像の画素Pは、T地点において $P' \sim \vec{v}$ に沿って移動する。図18に示すように、 \vec{v} は画素Pの球面における接面と画素Pと水平移動方向ベクトル $\vec{\omega} = (\omega, \arctan(l_v/l_h))$ を含む平面との交線方向である。

\vec{v} は $\vec{\omega}$ とPにおける接面の法線ベクトルである \vec{n} から、 $\vec{v} = \vec{n} \times (\vec{n} \times \vec{\omega})$ と表される。画素Pとその $-\vec{v}$ 方向に隣り合う画素 P_N の距離値を d, d_N とする。オクルージョン領域は $d_N - d > T_d$ を満たすジャンプエッジにおけるP, P_N 間の領域として推定できる(図17におけるA)。 T_d は距離値に対する閾値であり、実験では15cmとした。

一方、図7のBのように $d_N - d < -T_d$ を満たすジャンプエッジが存在するが、このようなジャンプエッジは予測距離画像において手前のものがオーバーラップするため考慮する必要がない。

3.2.4 動物体の検出

予測全方向距離画像と時刻 t において実際に取得した全方向距離画像の差が大きい領域を動物体領域として検出する。予測全方向距離画像における距離値を $d'_{t-\Delta t}(\theta, \gamma)$ とし、時刻 t で取得した全方向距離画像の距離値 $d_t(\theta, \gamma)$ とする。差分画像 $\delta(\theta, \gamma)$ は $\delta(\theta, \gamma) = d_t(\theta, \gamma) - d'_{t-\Delta t}(\theta, \gamma)$ により生成される。SOSに近づく動物体の領域は $\delta(\theta, \gamma) > T_\delta$ を満たし、遠ざかる動物体の領域は $\delta(\theta, \gamma) < -T_\delta$ 満たす。これらの式により検出した結果にはオクルージョン領域を含まれるので、推定したオクルージョン領域を取り除く。ここで、すべてのオクルージョン領域を単純に取り除くのではなく、検出されたSOSに近づく動物体領域の距離値と連続した距離値をもつ領域は取り除かない。

3.2.5 結果と考察

図19(a)と(b)に時刻 $t - \Delta t$ 、 t それぞれの全方向カラー画像と距離画像を示す。図19(b)はSOSのZ軸が垂直軸に対して傾いているので、傾きを含んでいる。図19(a)中の人物を左からそれぞれA、B、Cとする。人物AはSOSの移動方向線上を移動している。人物BはSOSと平行に、人物Cは斜めに移動している。このとき、得られたSOSの自己運動パラメータは $l_h = 29.0(\text{cm}), \omega = 1.73(\text{rad}), \phi = 0.54(\text{rad}), l_v = 14(\text{cm})$ である。図19(c)と(d)は図19(a)と(b)の傾きを補正した全方向距離画像である。図19(e)に自己運動パラメータと時刻 $t - \Delta t$ の全方向距離画像から推定した時刻 t の予測全方向距離画像を示す。

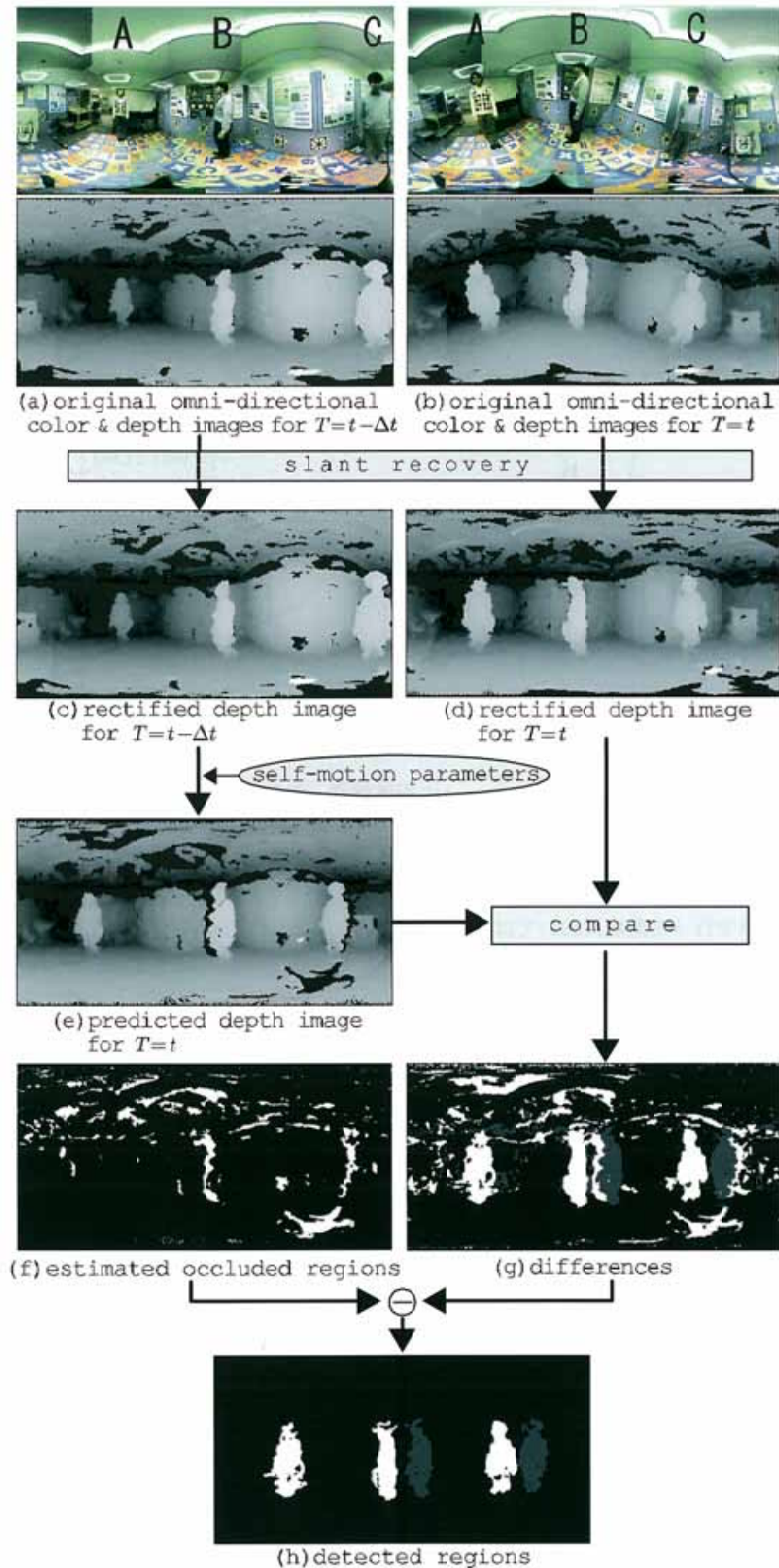


図19 実験結果

図 19(g)は差分値が正である領域を白、負である領域をグレーで示したものである。ここで、グレーの領域は時刻 $t-\Delta t$ から t の間に消えたものの候補であり、白の領域は現れた候補をそれぞれ示す。オクルージョン領域も候補として検出されているが、図 19(f)に示すこれらの領域は推定でき取り除くことができる。この後、ノイズ除去のため面積フィルタをかけ、図 19(h)に示す最終結果を得る。各人物が安定に検出できていることがわかる。特に、オプティカルフローを用いた手法では困難である SOS の移動方向線上を移動している人物 A もこの手法で検出できていることがわかる。図 20 に時刻 $t-\Delta t$ 、時刻 t の全方向距離画像(それぞれ図 19(b)、(d))、予測全方向距離画像(図 19(e))の各距離画像の中央水平 1 ラインの距離値をプロットしたものである。このグラフから、動物体が存在しない領域では、予測距離値と実測距離値が一致しているが、動物体が存在している領域では大きな差が生じていることがわかる。このことから、それぞれの領域は十分判別可能であり、提案したアルゴリズムが良好に機能していることがわかる。

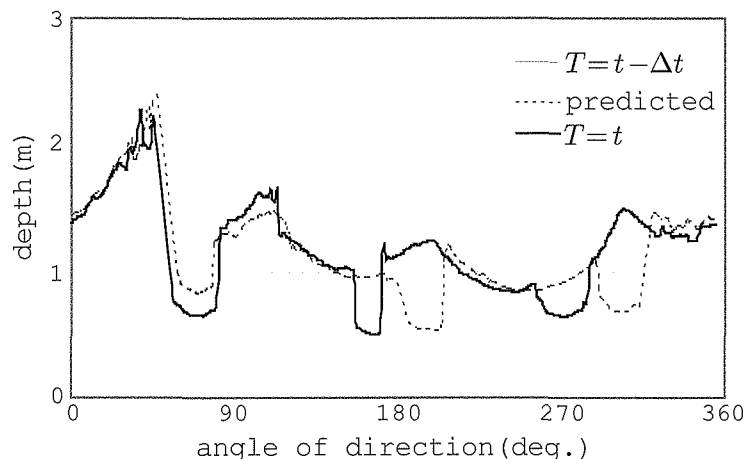


図 20 時刻 $t-\Delta t$ 、 t の距離画像、予測距離画像の距離値

この手法の検出能力は距離情報の精度に依存する。距離の誤差としては、理論的に対象までの奥行き z の2乗に比例した奥行き誤差が生じるほかに、SOSではパッシブステレオを採用しているため、ステレオ対応点探索精度が環境のテクスチャに依存する。このため一概には論じることができないが、今回実験を行った環境においては、2mの距離にて ± 5.6 cm程度の誤差を観測した。このことから、例えば人物が壁に沿って移動する場合においても、通常人間の幅は20cm以上あるため検出が可能であることがわかる。一方、図 19の人物AのようにSOSの進行方向線上を運動する場合には、壁ではなく、 Δt 時間前の人物位置との比較になるため、距離の誤差より大きな人物の移動量が大いとき検出が可能である。

3.3 ヒューマノイドロボット基本ハードウェアの開発

現在、わが国において世界に例を見ない高齢化が進行する中で、高齢者支援ロボットや福祉関連ロボットは、今後、市場の拡大が期待できる民生用ロボットの有力な候補である。現在、この分野の福祉機器は、介護者支援を目的に開発されているものが多いが、超高齢化社会においては、高齢者の自立を支援するロボット技術に大きな期待が寄せられている。

このような分野に使用するロボットには、産業用ロボットとは異なり、「人がロボットに合わせるのではなく、ロボットが人に合わせる」といった新たな機能が必要となる。この機能を実現する要素技術の1つとして、人とロボットの親和性向上技術がある。この技術は、人のロボットに対する違和感や恐怖感を和らげるための技術である。これを実現するアプローチとしては、ロボットと人が相互にリアクションすることにより親和性を向上させる手法(インタラクションに基づく手法)とロボットに柔軟な素材を使用したり、機械的な安全機構を装着したりするハードウェア的な手法が考えられる。

本研究では、人とロボットの親和性を向上させるため、次に示す研究課題に取り組む。

(1) インタラクションに基づく親和性向上に関する研究

画像情報に基づいて人を識別し、その意図に応じたリアクション(ロボットの動作を含む)を行う技術を開発する。ロボットが、各個人に対応したリアクションを返すことにより、従来手法に比

べ、ロボットへの親近感が向上することが期待できる。本課題における具体的な内容としては、研究用ロボットプラットフォームの開発、人物認識、リアクションの行動生成アルゴリズム等がある。

(2) 柔軟な素材を用いたアクチュエータの開発

小型の積層静電アクチュエータを新たに開発する。これにより、ハードウェア的にソフトなアクチュエータの民生用ロボットへの適用可能性を検討する。

本研究では、インタラクションに基づく親和性向上に関する研究における研究用ロボットプラットフォームの開発を行う。

3.3.1 開発するロボットの仕様

本研究では、人とのインタラクションを行うための研究用プラットフォームとして、小型のヒューマノイドロボットを開発する。その仕様を次に示す。

- 1) 関節自由度 30自由度 (図21)
- 2) 機能
 - ・画像認識
 - ・音声認識
 - ・音声合成
- 3) その他
 - ・身長 80cm程度
 - ・体重 15kg以内
 - ・電源 バッテリーと外部電源の併

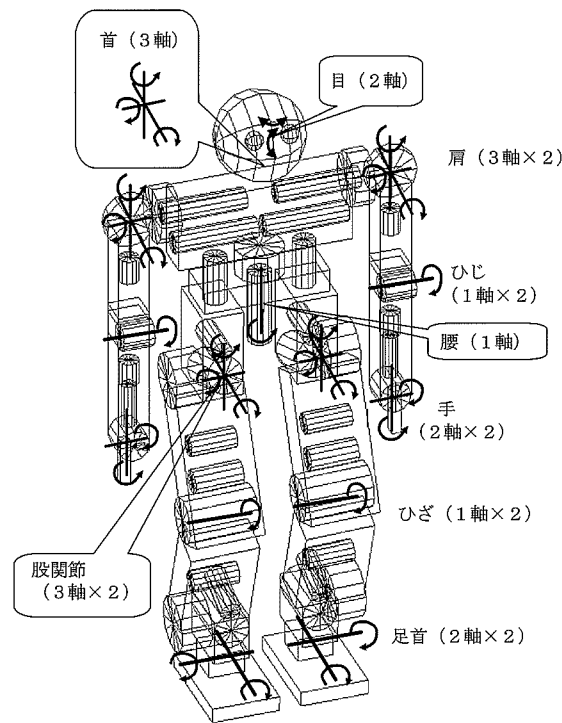


図21 ロボットの関節自由度

3.3.2 制御ハードウェアの設計

3.3.2.1 システム構成

ヒューマノイドロボットは、非常に多くの関節を同時に制御するとともに画像、音声処理や行動計画の生成等多くの情報を処理する必要がある。さらに、関節自由度が多いため、可能な限り配線量を少なくする必要がある。このため、処理内容のレベルを3つの階層（アプリケーション、運動制御、モータ制御）に分類し、これらに関して独立のコントローラで処理することとした（図22）。以下に各コントローラの構成と処理内容を示す。

(1) アプリケーションコントローラ

アプリケーションコントローラは、人とのインタラクションを行うための行動計画を行う。具体的な処理内容としては、人物認識、音声認識、音声合成、行動パターンの生成を行う。この結果（行動パターンデータ）を、下位の運動制御コントローラに送る。

アプリケーションコントローラのハードウェア構成を図 22 に示す。この構成においては、比較的処理の重い人物認識と音声処理を別モジュールにして、負荷を分散させている。

(2) 運動制御コントローラ

運動制御コントローラは、あらかじめ登録した行動パターンに従って、各関節の移動量を計算し、その結果（関節移動量）をモータコントローラに送る。また、モータコントローラから実際の関節の原点からの移動量を受け取る。このデータと各種のセンサ（ロードセル(足裏)、力覚センサ（足首）、ジャイロ、加速度センサ）の値から、歩行の安定化制御を行い、その結果をモータコントローラへ送信する関節移動量に反映させる。

(3) モータコントローラ

モータコントローラは、運動制御コントローラから関節移動量を受け取り、モータを制御するとともに、現在の原点からの関節移動量を運動制御コントローラに送る。

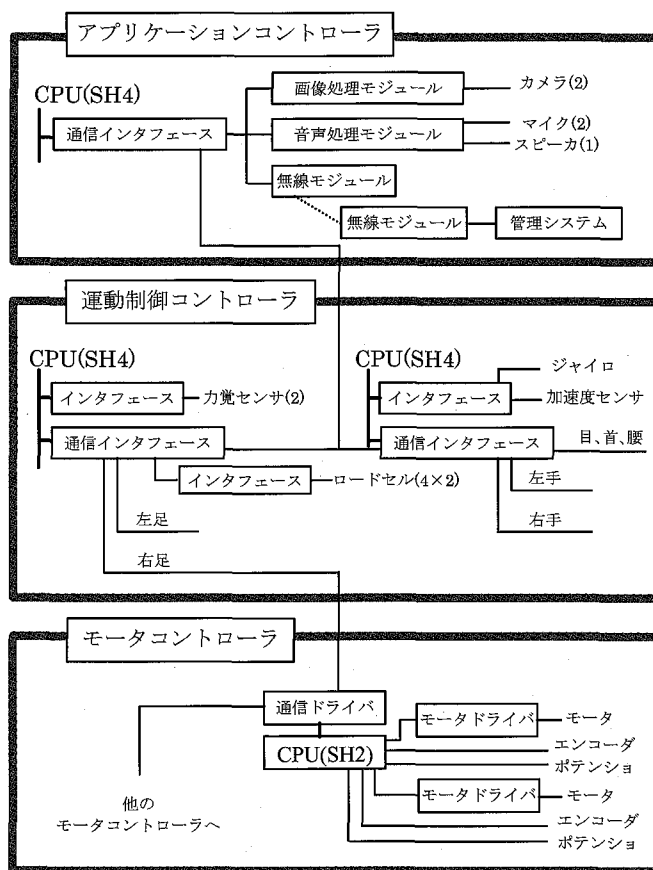


図 22 コントローラのシステム構成

3.3.2.2 体内 LAN

本システムは、モータコントローラをヒューマノイドロボットの各部に分散させて配置している。歩行の安定化を図るためには、運動制御コントローラからモータコントローラをミリ秒のオーダーで制御する必要がある。このため、体内 LAN は、次に示す要件を満たす必要がある。

- (1) 高速（1Mbps以上）に通信ができる。
- (2) CPUに大きな負荷をかけない。
- (3) 配線が容易である。（小型のコネクタでも対応可能）
- (4) 小型のワンチップマイコンでも容易に実現できる。
- (5) ノイズの影響を受けにくい。
- (6) マルチキャストな通信が可能である。

本研究では、これらの要件を満たし、実装が容易であることから、RS-485を体内LANとして使用することとする。また、CPUへの負荷を最小にするため、アプリケーションコントローラと運動制御コントローラに関しては、FIFO機能のあるドライバICを使用する。

3.3.3 歩行制御アルゴリズム

2足歩行ロボットにおいては、動力的な安定規範としてZMP (Zero Moment Point) [6] が一般に用いられている。このZMPは、Vukobratovicによって提案されたパラメータで、全身運動にともなう発生する慣性力と重力の合力が路面に作用する点(回転中心)である。このZMPが路面に接しているロボットの足裏の内部(境界を除く)にあれば、ロボットに働くモーメントを打ち消す反力が足裏と路面の間に働き、ロボットは転倒しない。本研究においてもこのZMP規範に基づいて歩行アルゴリズムを構築する。

本研究では、歩行アルゴリズムをZMP規範を満たす歩容を生成する問題と外乱等に対して歩行の安定化を図る問題に分けて検討する。

3.3.3.1 歩容の生成

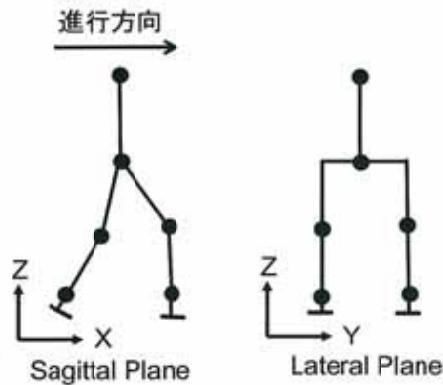


図23 Sagittal Plane と Lateral Plane

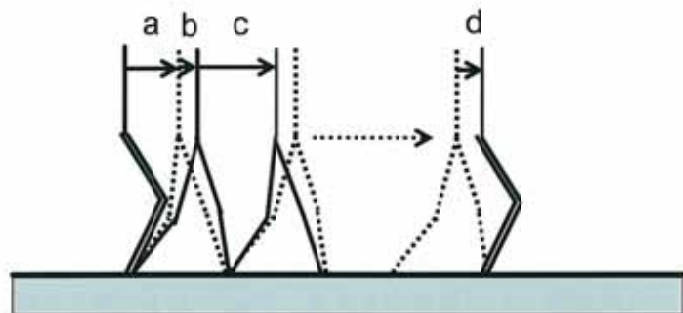


図24 4つの基本フェーズ

歩容の生成に関してはこれまでいろいろな手法が提案されているが、本研究では、問題を簡単化するため、歩容をSagittal Plane、Lateral Planeに分離して定めることとする。また、具体的な歩容は、倒立振子の倒れ込みの自由運動を基本としているため、エネルギー消費量が小さくなることが期待でき、リアルタイムに歩容を生成することが可能であるといった理由により、梶田が提案した手法[9]に基づいて歩容を生成することとする。但し、この文献には、Sagittal Planeの運動については記述されているが、Lateral Planeの運動は陽には記述されていない。このため、本研究においては、Lateral Planeの運動を倒立振子の運動に基づいて定義する。

また、歩容を支持脚の状態により、次の4つの基本フェーズに分類する(図24)。ここで、初期状態は、両足を揃え、腰が水平に運動できるようにするため両膝を曲げた状態とする。

- a. 初期状態から両足支持期になるまで
- b. 両足支持期
- c. 片足支持期
- d. 両足支持期から初期状態になるまで

各フェーズに対する具体的な歩容(歩行パターン)を、支持脚に関して、足首から見た腰の運動として、遊脚に関しては、腰から見た足首の運動として記述する。このように運動を定義することにより、具体的な各関節の回転移動量を容易に求めることができる。本研究において、歩行パターンの定義に用いたパラメータを表1および図25に示す。

3.3.3.1.1 Sagittal Plane の歩行パターン

最初に、支持脚の腰の運動について検討する。線形倒立振子モードにおいて、水平面の歩行に関して、腰の高さを定数として設定するため、x座標における運動のみを定めればよい。線形倒立振子モードにおける片足支持期の腰の軌跡は、

$$x = X_I \cdot \cosh\left(\frac{t}{T_C}\right) + T_C V_I \cdot \sinh\left(\frac{t}{T_C}\right) \quad (24)$$

となる。ここで、 $T_C = \sqrt{Z_C/g}$ 、 X_I 、 V_I 、 g は、初期位置、初期速度、重力加速度である。

次に、片足支持期における歩容パラメータから初速度 V_{0x} を求めると

$$V_{0x} = \left\{ X' + X' \cdot \cosh\left(\frac{T_S}{T_C}\right) \right\} / \left\{ T_C \cdot \sinh\left(\frac{T_S}{T_C}\right) \right\} \quad (25)$$

となる。ここで、 $X' = (X_S - X_W)/2$ である。

表1 歩容に関する設定パラメータ

歩容パラメータ	
一歩あたりの片足支持期の時間	T_S
一歩あたりの両足支持期の時間	T_W
一歩の歩幅	X_S
両足支持期における腰のX軸方向の移動量	X_W
重心のY軸方向の最大移動量	Y_S
両足支持期開始時のY軸方向の重心位置	Y_W
遊脚の運動における足底の床からの最大高	h
腰の足首からの高さ	k
物理パラメータ	
重心の足首からの高さ	Z_C
股関節と重心の間のY軸方向の距離	c
腰から重心までのZ軸方向の距離	d
足首から膝までの長さ	L_1
膝から股までの長さ	L_2

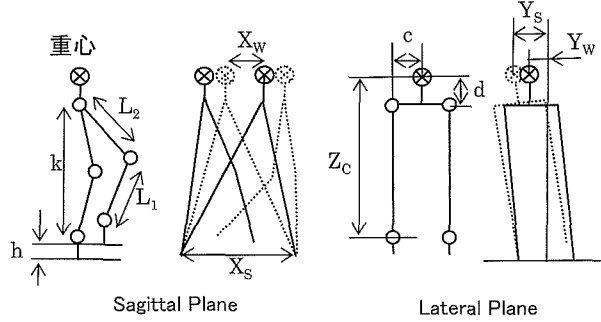


図25 歩容に関する設定パラメータ

本研究では、フェーズ a、d については、各フェーズの最初と最後における位置と速度を満足させる 3 次関数として歩容を与える。フェーズ b (両足支持期) は、理想的な線形倒立振子モードの歩容には存在しないが、歩行安定化制御等により目標パターンから外れた腰の運動を補正するために設定している。位置と速度と加速度の補正を実現する最小次元の 5 次関数として歩容を与える。これらより、各フェーズにおける腰の運動は次のようになる。

○フェーズ a

$$x = \left(\frac{V_{0x} T_S - 2X'}{T_S^3} \right) t^3 + \left(\frac{3X' - V_{0x} T_S}{T_S^2} \right) t^2 \quad (26)$$

○フェーズ b

$$\begin{aligned} x = & \left(\frac{12P_{EX} - 12P_{SX} - (6V_{EX} + 6V_{SX})T_W - (A_{SX} - A_{EX})T_W^2}{2T_W^5} \right) t^5 \\ & + \left(\frac{30P_{SX} - 30P_{EX} + (14V_{EX} + 16V_{SX})T_W + (3A_{SX} - 2A_{EX})T_W^2}{2T_W^4} \right) t^4 \\ & + \left(\frac{20P_{EX} - 20P_{SX} - (8V_{EX} + 12V_{SX})T_W - (3A_{SX} - A_{EX})T_W^2}{2T_W^3} \right) t^3 \\ & + \frac{A_{SX}}{2} t^2 + V_{SX} t + P_{SX} \end{aligned} \quad (27)$$

ここで、 P_{SX} 、 V_{SX} 、 A_{SX} は前フェーズ終了時の、位置、速度、加速度であり、 P_{EX} 、 V_{EX} 、 A_{EX} は次フェーズの初期値となる位置、速度、加速度で、

$$\begin{aligned} P_{EX} &= (X_S + X_W)/2, V_{EX} = V_{0x}, \\ A_{EX} &= \begin{cases} -X'/T_C^2 & : \text{次のフェーズが} c \\ 2\{(3X' - 2V_{0x}T_S)/T_S\} & : \text{次のフェーズが} d \end{cases} \end{aligned} \quad (28)$$

となる。

○フェーズ c

$$x = -X' \cosh\left(\frac{t}{T_C}\right) + T_C V_{0x} \sinh\left(\frac{t}{T_C}\right) \quad (29)$$

○フェーズ d

$$x = \left(\frac{V_{0x}T_S - 2X'}{T_S^3} \right) t^3 + \left(\frac{3X' - 2V_{0x}T_S}{T_S^2} \right) t^2 + V_{0x}t - X' \quad (30)$$

次に遊脚の運動について検討する。遊脚の運動は着地時に足裏が地面に対し垂直/水平方向に速度が0となるように4次関数で記述する。4次関数で運動を定義した理由は、各フェーズの位置、速度を連続的に結合させるためである。ここでの運動は、腰を原点とし、進行方向を+x、鉛直下向きを+zとして記述する。

○フェーズ a

$$x = -\frac{2V_{0x}}{T_S^3}t^4 + \left(\frac{3V_{0x}}{T_S^2} - \frac{X_S + X_W}{T_S^3} \right) t^3 + \left(\frac{3(X_S + X_W)}{2T_S^2} - \frac{V_{0x}}{T_S} \right) t^2 \quad z = -\frac{16h}{T_S^4}t^4 + \frac{32h}{T_S^3}t^3 - \frac{16h}{T_S^2}t^2 + k \quad (31)$$

○フェーズ b

両脚支持期に関しては、腰の位置を原点としているため、腰が動く分だけ逆方向に足先が動いているとみなせる。よって、

$$x = \frac{X_S + X_W}{2} - (X_b - P_{SX}) \quad (32)$$

$$z = k$$

ここで X_b はフェーズ b の腰の軌跡 x である。

○フェーズ c

$$x = -\frac{2(X_S + X_W + V_{0x}T_S)}{T_S^3}t^3 + \frac{3(X_S + X_W + V_{0x}T_S)}{T_S^2}t^2 - V_{0x}t - \frac{X_S + X_W}{2} \quad (33)$$

$$z = -\frac{16h}{T_S^4}t^4 + \frac{32h}{T_S^3}t^3 - \frac{16h}{T_S^2}t^2 + k \quad (34)$$

○フェーズ d

$$x = \frac{2V_{0x}}{T_S^3}t^4 - \left(\frac{X_S + X_W + 5V_{0x}T_S}{T_S^3} \right) t^3 + \left(\frac{3X_S + 3X_W + 8V_{0x}T_S}{2T_S^2} \right) t^2 - V_{0x}t - \left(\frac{X_S + X_W}{2} \right) \quad z = -\frac{16h}{T_S^4}t^4 + \frac{32h}{T_S^3}t^3 - \frac{16h}{T_S^2}t^2 + k \quad (35)$$

3.3.3.1.2 Lateral Plane での運動

Lateral Plane に関する運動の記述は、重心に質点が集中していると仮定した倒立振子の根元関節に一定のトルクが働く場合の運動方程式から重心の軌道関数を計算する。その後、幾何学的に足首と股の関節角を計算する。

図6に倒立振子のモデルを表す。重心に質点 m が集中していると仮定した長さ Z_c の倒立振子の根元関節に一定のトルク τ が働く場合の運動方程式は、

$$mZ_c^2\ddot{\theta} - mgZ_c \cdot \sin\theta = \tau \quad (36)$$

この運動方程式の一般解は、 θ が十分小さいとすると、

$$\theta = A \cdot \exp(\alpha \cdot t) + B \cdot \exp(-\alpha \cdot t) + C \quad (37)$$

となる。ここで、 $\alpha = \sqrt{g/Z_c}$ で A 、 B 、 C は未知数である。また $\theta_W = \sin^{-1}(Y_W/Z_c)$ 、

$\theta_S = \sin^{-1}(Y_S/Z_c)$ として、これらの間を往復運動するように未知数 A 、 B 、 C を定めると

$$C = \frac{\theta_S + \beta^2 \theta_S - 2\beta \theta_W}{(\beta - 1)^2}, A = \frac{\theta_S - C}{2\beta}, B = \frac{\theta_S - C}{2\beta^{-1}} \quad (38)$$

となる。ここで、 $\beta = \exp\{\alpha \cdot (T_S/2)\}$ である。

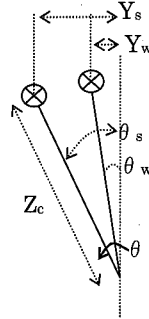


図 26 倒立振子のモデル

本研究では、フェーズ a、d に関しては、フェーズ b と境界が速度までなめらかにつながるように 5 次関数として歩容を与える。フェーズ b は、歩行安定化制御等により目標パターンから外れた腰の運動を補正するために 5 次関数として歩容を与える。これらより、各フェーズにおける腰の運動は次のようになる。

○フェーズ a

$$y = \left(\frac{-24Y_W - 4V_{0y}T_S}{T_S^5} \right) t^5 + \left(\frac{16Y_S + 52Y_W + 8V_{0y}T_S}{T_S^4} \right) t^4 + \left(\frac{-32Y_S - 34Y_W - 5V_{0y}T_S}{T_S^3} \right) t^3 + \left(\frac{16Y_S + 7Y_W + V_{0y}T_S}{T_S^2} \right) t^2 \quad (39)$$

ここで、 V_{0y} は、フェーズ c における初速度で、

$$V_{0y} = Z_C(A \cdot \alpha - B \cdot \alpha) \quad (40)$$

となる。

○フェーズ b

$$\begin{aligned} y = & \left(\frac{12P_{EY} - 12P_{SY} - (6V_{EY} + 6V_{SY})T_W - (A_{SY} - A_{EY})T_W^2}{2T_W^5} \right) t^5 \\ & + \left(\frac{30P_{SY} - 30P_{EY} + (14V_{EY} + 16V_{SY})T_W + (3A_{SY} - 2A_{EY})T_W^2}{2T_W^4} \right) t^4 \\ & + \left(\frac{20P_{EY} - 20P_{SY} - (8V_{EY} + 12V_{SY})T_W - (3A_{SY} - A_{EY})T_W^2}{2T_W^3} \right) t^3 \\ & + \frac{A_{SY}}{2} t^2 + V_{SY} t + P_{SY} \end{aligned} \quad (41)$$

ここで、 P_{SY} 、 V_{SY} 、 A_{SY} は前フェーズ終了時の、位置、速度、加速度であり、 P_{EY} 、 V_{EY} 、 A_{EY} は次フェーズの初期値となる位置、速度、加速度で、

$$P_{EY} = -Y_W, V_{EY} = -V_{0y},$$

$$A_{EY} = \begin{cases} Z_C(A \cdot \alpha^2 + B \cdot \alpha^2) & : \text{次のフェーズが } c \\ 2 \left\{ (16Y_S - 23Y_W - 6V_{0y}T_S) / T_S^2 \right\} & : \text{次のフェーズが } d \end{cases} \quad (42)$$

となる。

○フェーズ c

$$y = Z_C \cdot \sin \theta = Z_C \cdot \sin(A \cdot \exp(\alpha \cdot t) + B \cdot \exp(-\alpha \cdot t) + C) \quad (43)$$

○フェーズ d

$$y = \left(\frac{24Y_W + 4V_{0y}T_S}{T_S^5} \right) t^5 + \left(\frac{16Y_S - 68Y_W - 12V_{0y}T_S}{T_S^4} \right) t^4 + \left(\frac{-32Y_S + 66Y_W + 13V_{0y}T_S}{T_S^3} \right) t^3 + \left(\frac{16Y_S - 23Y_W - 6V_{0y}T_S}{T_S^2} \right) t^2 + V_{0y}t + Y_W \quad (44)$$

3.3.3.1.3 歩行シミュレーション

前節で定めた歩容に関してロボットがどのような挙動を示すかをシミュレーションにより検証した。このシミュレーションには、機構解析ソフトウェアDADSを使用した。シミュレーションに使用したパラメータは表2のとおりである。X_s、X_w、Y_s、Y_wに幅があるのは、歩行中に歩幅等を変更しているためである。

表2 シミュレーションに使用したパラメータ

T _s	1.2	sec	Z _c	0.59	m
T _w	0.4	sec	c	0.07	m
X _s	0.05~0.1	m	d	0.1	m
X _w	0.019~0.038	m	L1	0.15	m
Y _s	0.029~0.035	m	L2	0.15	m
Y _w	0.017~0.02	m			
h	0.025	m			
k	0.28	m			

図27にシミュレーション結果を示す。図27に示すグラフにおいて、どの状態においてもZMPは足裏の領域（グラフにおいて、ZMP上限、下限を示す破線に挟まれた領域）に存在することが確認でき、設定した歩容の妥当性を確認した。

3.3.3.2 歩行の安定化

外乱等に対する歩行安定化問題は、指標とするZMPの測定とそれを用いたフィードバック制御の2つの課題に大別できる。本研究では、これらについて検討した。

3.3.3.2.1 ZMPの測定

ZMPの測定に関しては、足裏センサを用いた手法と力覚センサを用いた手法がこれまでに提案されている。これらの測定法は原理的には等価であるが、ロボットの振動（サーボ振動を含む）等の外乱の影響でどちらの手法が有利であるかは簡単に見極めることは困難であるため、両者を併用することとする。以下にこれらの測定に関する原理を示す。

○足裏センサ（ロードセル）によるZMP測定

図28に示すようにロードセル（A~D）の中心が足底に装着されているとすると、片足支持期のZMPは、次式により求まる。

$$\begin{aligned}
 p_x &= \frac{(f_A + f_B)\alpha + (f_C + f_D)\beta}{f_A + f_B + f_C + f_D} \\
 p_y &= \frac{(f_A + f_C)\gamma + (f_B + f_D)\delta}{f_A + f_B + f_C + f_D}
 \end{aligned}
 \tag{45}$$

ここで、 f_A, f_B, f_C, f_D はロードセルが検出した力である。

○力覚センサによるZMP測定

図29に示すように、足底座標系の原点は足首中心を通る足底平面に垂直な直線と足底平面が交わる点とする。図中の記号Sは6軸力覚センサおよびその位置 (s_x, s_y, s_z) 、Aはセンサより下の構造物（質量 m ）の重心位置 (a_x, a_y, a_z) を表す。このとき、ZMPは次式により求まる。

$$\begin{aligned}
 p_x &= \frac{-s_z F_x - M_y - m g a_x}{F_z - m g} \\
 p_y &= \frac{-s_z F_y + M_x - m g a_y}{F_z - m g}
 \end{aligned}
 \tag{46}$$

ここで、 F_x, F_y, F_z, M_x, M_y は、力覚センサで検出した力とモーメントで、 g は、重力加速度である。

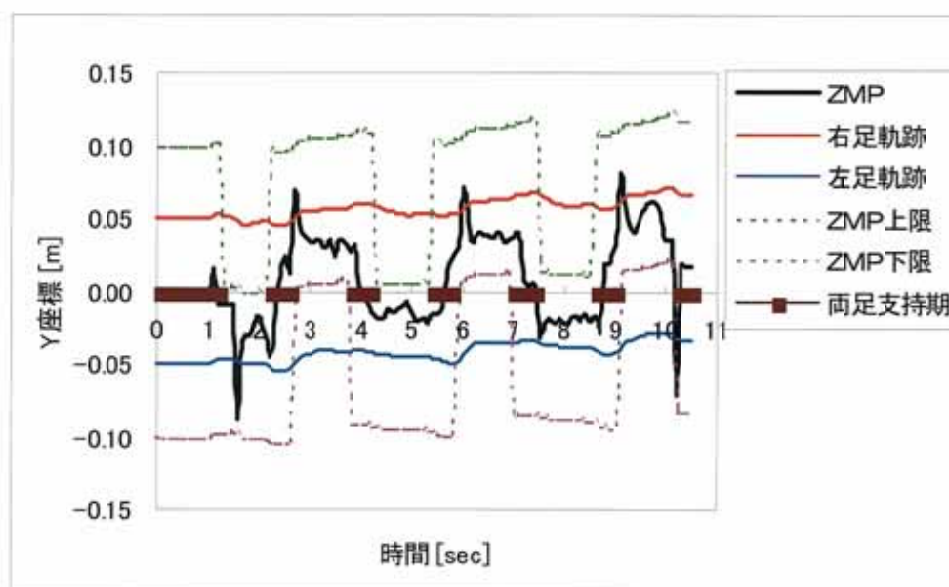
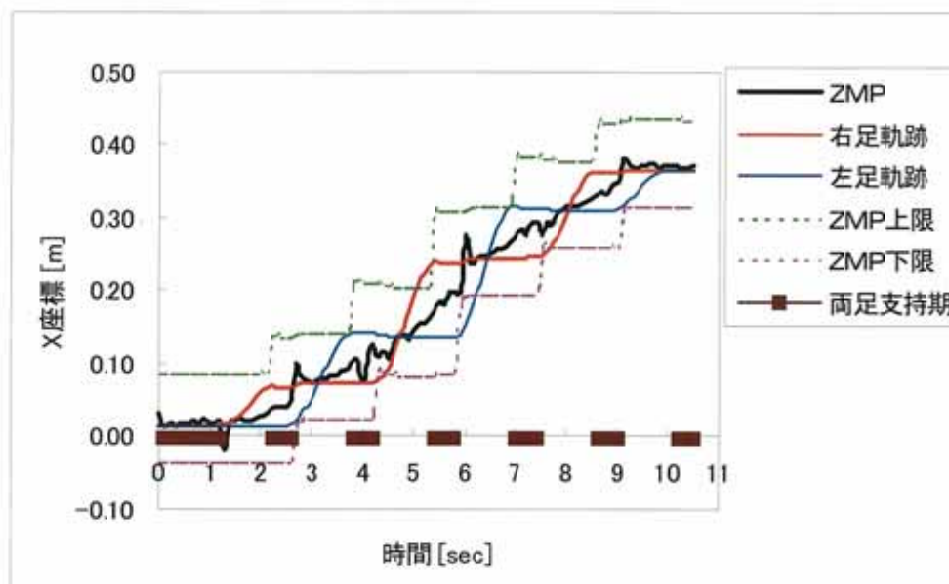


図 27 シミュレーション結果図

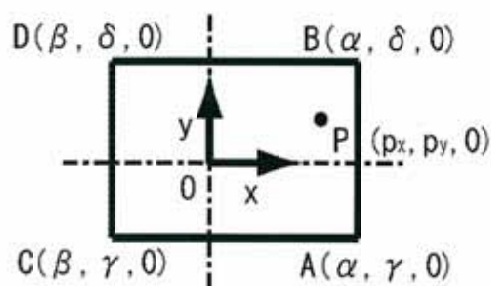


図 28 ロードセルによる測定

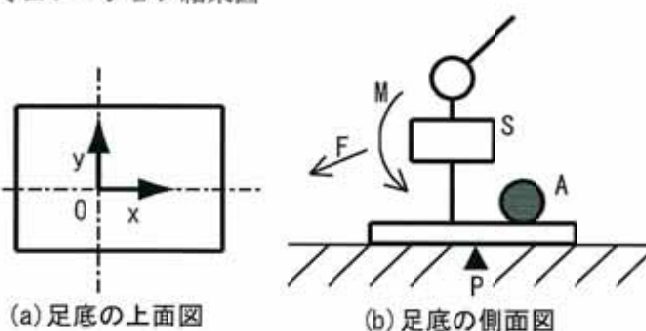


図 29 6軸力センサによる ZMP 測定

3.3.3.2.2 歩行安定化のためのフィードバック制御

外乱等に対する歩行安定化制御に関しては、いくつかの手法が提案されている。本研究では、上肢の運動は人に対するリアクションに使用することを計画しているため、上肢の姿勢に影響を与えない体幹位置コンプライアンス制御 (図 30) に基づいたフィードバック制御を使用する。このフィードバック制御においては、Qiang Huang らに従って、足裏にフィードバック制御を行わない不感領域 (転倒に対する安全領域) を設定し、ZMP がこの領域から外れた距離に関して PD 補償器により補正量を決定する。この補正量は、次式により決定する。

$$K \left[f(\text{margin}, ZMP) + D \frac{df(\text{margin}, ZMP)}{dt} \right] \quad (47)$$

ここで、K、D はそれぞれ比例動作、微分動作に関する係数であり、

$$f(\text{margin}, ZMP) = \begin{cases} |\text{margin} - ZMP|, & \text{if } \text{margin} < |ZMP| \\ 0, & \text{if } \text{margin} > |ZMP| \end{cases} \quad (48)$$

である。

具体的なプログラムの実装に関しては、ZMP の値が離散的にしか得られないため、微分値は現在から直前の過去 10 個のデータの変化を 3 次の最小自乗法で近似し、これを微分した値を使用することとする。また補正量が大きすぎるとその位置に移動できない(逆運動学が解けない)ので、補正量には限界値を設定する。

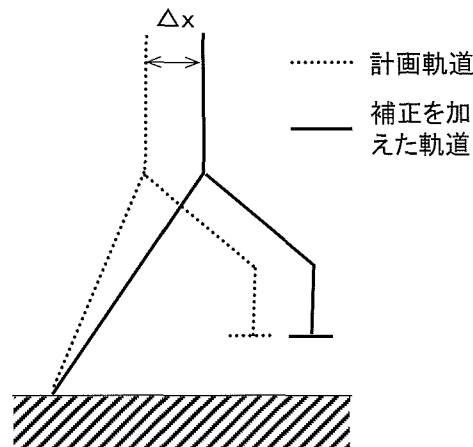


図 30 体幹位置コンプライアンス

3.3.4 歩行制御ソフトウェア

歩行アルゴリズムに従って、歩行制御ソフトウェアを試作した。各コントローラに対して試作したソフトウェアの概要を以下に示す。

○運動制御コントローラ

運動制御コントローラにおける歩行制御ソフトウェアは次に示す 3 つのタスクからなる。尚、OS には、μITRON を使用した。

- ・コマンド解析タスク

アプリケーションコントローラからの(歩行)コマンドを解析し、それを 3.3.3.1 で述べた歩行パターンに分解して、動作コマンドバッファに登録する。

- ・ZMP 測定タスク

力覚センサ等に基づき ZMP を計測し、それに基づいて歩行安定化に関する補正量を計算し、それを歩行制御タスクに送信する。

- ・歩行制御タスク

動作コマンドバッファの歩行パターン、ZMP 測定タスクから受け取った補正データ、各関節の現在値を基に、各関節へ指令値を作成し、それを各軸のモータコントローラへ送信する。また、モータコントローラから現在値を受信する。

○モータ制御コントローラ

運動制御コントローラから受信した移動量の目標値に基づいて、モータを制御するとともに、現在の位置データを運動制御コントローラに送信する。

3.3.5 結果と考察

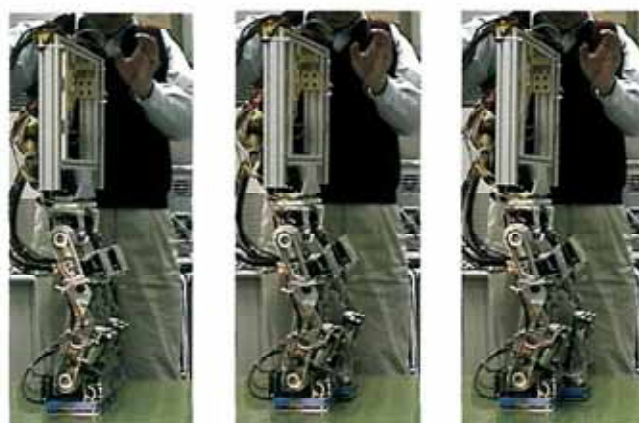
先行的に試作した下肢の機構を使用し、3.3.3.1 で示した歩容に基づいて、歩行実験を行った。使

用した歩容パラメータを表3に示す。尚、本実験では、歩行の安定化制御は、行わなかった。

図31に歩行実験結果の一例を示す。この結果において、各フェーズ間の移行がスムーズに行われ、歩行が実現されている。しかし、図31(f)に見られるようにヨー軸のモーメントの影響で、ロボットの移動方向が少し変化している。これを改良することに関しては、足底の素材を検討したり、モーメントを打ち消す補正を加えたりすることが考えられる。図32に歩行中の片足支持期（フェーズc）のZMPの変化の一例を示す。足底の範囲は、X座標に関して-0.049~0.068、Y座標に関して、-0.038~0.038である。一部、測定により求めたZMPの位置が、足底の範囲を外れそうになっているところがあるものの、おおむね足底にある。今後、歩行安定化制御を加えることにより、ZMPが安定して足底の範囲に維持されることが期待できる。

表3 実験パラメータ

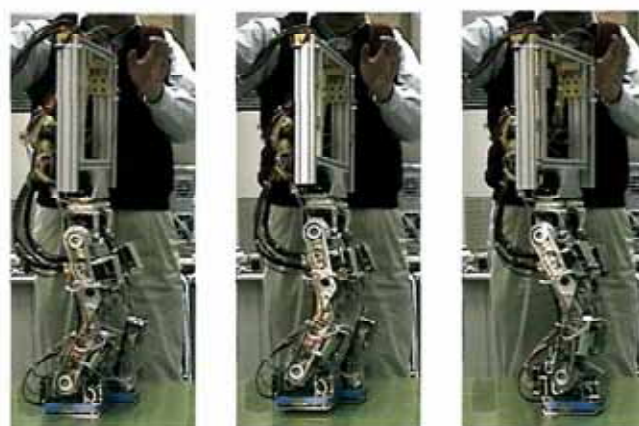
T_s	1.2	sec	Z_c	0.59	m
T_w	0.4	sec	c	0.07	m
X_s	0.05	m	d	0.1	m
X_w	0.019	m	L1	0.15	m
Y_s	0.0525	m	L2	0.15	m
Y_w	0.03	m			
h	0.005	m			
k	0.28	m			



(a)初期状態

(b)フェーズ a

(c)フェーズ b の開始



(d)フェーズ c の開始

(e)フェーズ c

(f)フェーズ b の開始

図31 歩行実験

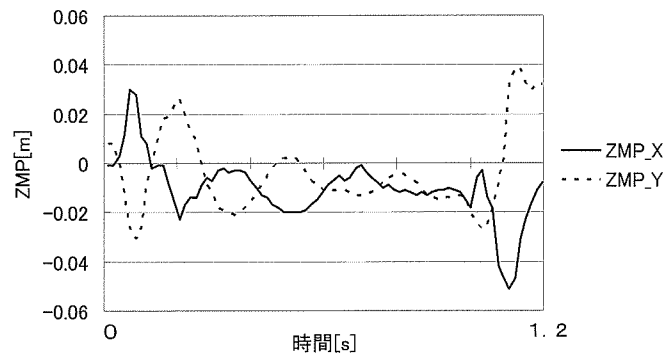


図 32 歩行中の片足支持期における ZMP

本研究では、インタラクションに基づく親和性向上に関する研究における研究用ロボットプラットフォームの基本ハードウェアと歩行のための基本ソフトウェアを開発した。開発したロボットハードウェアは、30の自由度（下肢：12、上肢：18）があり、歩行の他にいろいろなアクションを生成することが可能である。歩行に関しては、線形倒立振子モデルに基づき歩容を生成するソフトウェアを開発し、その有効性を歩行実験により検証した。

フェーズ II

1 研究の概要

フェーズ I では、移動体にとって重要となる自己位置・姿勢推定手法、動物体検出手法の開発、そしてヒューマノイドロボットのハードウェア開発を行った。人ごみの中を移動するなど人間共存型ロボットが人間の生活環境という複雑かつ時間的変化の大きな環境で効率よく移動するために、障害物回避、行動計画に3次元情報が利用できるメリットは大きく、特にこのような情報を死角なく全方向にわたってリアルタイムに取得できることが有効であることを示した。フェーズ II では、更に、SOSの死角のない全方向画像を活用し、カメラの任意の姿勢に対して不変な画像の生成手法を開発した。この技術により、フェーズ I にて開発した動揺が激しいヒューマノイドロボットに搭載し実験においても、姿勢の動揺を吸収し安定な画像を供給が可能であった。また、ロボットが自律的に環境内を移動するために求められる環境マップをロボットが移動しながら生成する手法を開発した。そして、これら移動体が自律移動するための環境認識技術をインプリメントし、災害地などにて情報収集するロボットの開発を行う。

2 研究の目標

フェーズ I にて開発した移動ビジョンのための自己位置・姿勢推定手法、動物体検出手法の開発、また、ロボットのハードウェアの開発を行った。障害物回避、行動計画に3次元情報が利用でき、特にこのような情報を死角なく全方向にわたってリアルタイムに取得できる SOS の特性、更に、フェーズ I での SOS の特性を用いた自己位置・姿勢推定手法、動物体検出手法は人間共存型のロボットのためのセンサとして大変有効であることがわかる。フェーズ II では、更に、移動ビジョンシステムによる遠隔監視や情報収集などのシステムにおいては、カメラの姿勢の変化によらず、周辺的环境に対して安定した画像を提示することが必要となる。これまで、従来のカメラシステムにおいて、手振れ等の微小な姿勢変化を補正する試みはなされていたが、カメラが大きな姿勢変化を受けた場合、視野角が限定されているために元々の撮影対象がフレームアウトしてしまう問題があり、姿勢変化の影響を除去することは困難であった。それに対して、我々の開発した SOS は全天周の視野角を有するため、その姿勢パラメータがわかれば、任意の姿勢変化に対して不変な画像を生成することが可能である。本研究では、全方向画像中のエッジ方向の分布に対して統計手法を用いることで SOS の姿勢パラメータを推定し、姿勢変化に対して不変な画像を実時間で生成する。フェーズ I にて開発した動揺が激しいヒューマノイドロボットに搭載し、姿勢の動揺を吸収し安定な画像の供給を目指す。また、ロボットが自律的に環境内を移動するために求められる環境マップをロボッ

トが移動しながら生成する手法を提案する。ロボットへの要求のひとつに災害地等では被害状況の確認や生存者の探索などの情報収集活動を遠隔地から安全かつ効率的に行うことがある。そこで、本研究で開発した SOS の特性を生かした環境認識技術を組み込んだ遠隔情報収集ロボットの開発を行う。

3 実施内容

3.1 SOS の全方向画像による回転不変な画像の生成

移動ビジョンシステムによる遠隔監視や情報収集などのシステムにおいて、カメラの姿勢変化によらず、周辺環境に対して安定した画像を提示することが必要である。これまで、従来のカメラシステムにおいて、手振れ等の微小な姿勢変化を補正する試みはなされていたが、カメラが大きな姿勢変化を受けた場合、視野角が限定されているために撮影対象がフレームアウトしてしまう問題があり、そのため、姿勢変化の影響を完全に除去することは困難であった。それに対して、我々は $360^\circ \times 180^\circ$ (全天周) の視野角をカバーし、実時間かつ均一性のある高解像度なカラー情報とステレオ情報を同時に取得できる全方向ステレオシステム(SOS)を開発した。SOSは全天周の視野角を有するため、その姿勢パラメータがわかれば、任意の姿勢変化に対して不変な画像を生成することが可能である。本研究では、全方向画像中の2次元エッジ方向の分布に対して統計手法を用いることでSOSの姿勢パラメータを推定し、姿勢変化に対して不変な画像を実時間で生成する。

本研究では、我々はSOSの全方向画像の局所エッジの勾配方向の分布を用いて、環境に対するSOSの姿勢を高速かつ安定的に推定する手法を提案する。本手法は、画像平面上の2次元エッジと座標原点で構成される同次平面の法線ベクトル(以下エッジ平面法線と呼ぶ)がその対応する3次元エッジの方向に垂直となることに注目し、SOSの全方向画像の局所エッジのエッジ平面法線の分布から鉛直・水平エッジの3次元向きを検出する。ここで、全方向画像の局所エッジとその勾配方向からエッジ平面法線のヒストグラムを生成し、生成されたエッジ平面法線のヒストグラムに対してHough変換を行い、垂直・水平エッジの3次元方向を高速に検出する。最後に、得られた姿勢パラメータを用いてSOSの全方向画像から回転不変な全方向画像を実時間で生成する。

3.1.1 SOS の姿勢推定

本研究では、室内や市街地など鉛直・水平エッジが多く存在するシーンを対象とする。本章では、SOSの全方向画像中の局所エッジの勾配方向を用いて、シーンに多く存在する鉛直・水平エッジの3次元向きを検出することによりSOSの姿勢を推定する手法について述べる。

3.1.1.1 エッジ平面法線

ここで、画像平面上の2次元エッジとカメラ座標系の原点で構成される同次平面 Π_e の法線ベクトル(エッジ平面法線) n_e を考える。図33に示すように、画像平面における2次元エッジはエッジピクセルの3次元同次座標 p およびその方向 e によって表される。2次元エッジに対応する3次元エッジはエッジピクセルの3次元点 p およびその3次元方向 E で表す。画像平面の2次元エッジ $p + \lambda e$ とそれに対応する3次元エッジ $P + \lambda E$ は同一同次平面上にあるため、エッジ平面法線 n_e は3次元エッジの方向 E に対して垂直になる。次に、シーンに存在する3次元鉛直エッジを考える。これらの鉛直エッジは3次元空間において平行な直線群であり、同じ方向 E_v を持っている。これらの3次元エッジは2次元画像において、異なる方向の2次元エッジに写像されるが、上で述べたように、そのエッジ平面法線 n_v は3次元エッジの方向 E_v と垂直になる。2次元画像に写像された鉛直エッジ点の3次元同次座標を p_v とし、その方向を e_v とすれば、次の関係式が得られる。

$$n_v \cdot E_v \equiv (p_v \times e_v) \cdot E_v = 0 \quad (49)$$

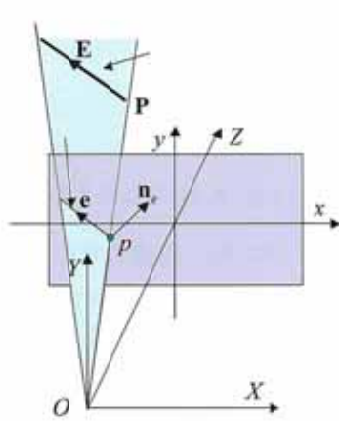


図 33 エッジ平面法線

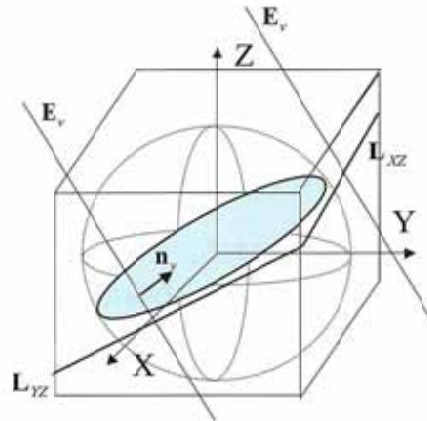


図 34 エッジ平面法線ヒストグラム

つまり、図34に示すように、2次元画像に写像された3次元鉛直エッジのエッジ平面法線 n_v は一つの平面(またはGauss球面上の一つの大円)をなし、その平面法線ベクトルは鉛直エッジの3次元方向 E_v と同じ方向である。したがって、鉛直エッジのエッジ平面法線が構成する平面 Π_{n_v} を検出すれば、SOSの傾きを推定することができる。

一方、シーンの中にお互いに平行になる水平エッジ群が存在する場合、鉛直エッジと同様に、そのエッジ平面法線は一つの平面をなし、その平面の法線ベクトルは水平エッジ群の3次元方向 E_h と同じ方向になる。そのため、次の関係式が得られる。

$$n_h \cdot E_h \equiv (p_h \times e_h) \cdot E_h = 0 \tag{50}$$

水平エッジ群のエッジ平面法線がなす平面を検出することで、水平エッジ群の3次元方向 E_h を得ることができる。それを基準にSOSの相対的な水平回転角度を推定することができる。

3.1.1.2 エッジ平面法線の分布

前節に述べたように、鉛直エッジやお互いに平行となる水平エッジのエッジ平面法線 n_e は一つの平面をなし、その平面はGauss球面上の一つの大円に対応する。したがって、各エッジのエッジ平面法線をGauss球面に写像し、ヒストグラムを生成すれば、鉛直エッジと水平エッジが対応するGauss球面上の大円に環状の分布が形成される。この分布を検出することによって鉛直エッジや平行する水平エッジ群とその3次元方向を検出することができる。

本研究では、計算の簡単化のため、図34に示すように、Gauss半球面を $X=1, Y=1$ と $Z=1$ の3つの平面空間で表し、エッジ平面法線をその3つの平面空間に写像し、エッジ平面法線のヒストグラムを生成する。各平面のヒストグラム空間において、鉛直エッジや水平エッジ群のエッジ平面法線はそれぞれ1本の直線に写像される。

図34から分かるように、鉛直エッジの3次元方向 E_v 、そのエッジ平面法線が対応する平面(あるいはGauss上の大円) Π_v および $X=1$ と $Y=1$ 平面のヒストグラム空間におけるエッジ平面法線の写像直線 L_{yz} と L_{xz} の間には、次の対応関係が成り立つ。

$$E_v = (a \ b \ c)^T \tag{51}$$

$$\Pi_v : aX + bY + cZ = 0 \tag{52}$$

$$L_{yz} : a + by + cz = 0 \quad (53)$$

$$L_{xz} : ax + b + cz = 0 \quad (54)$$

ここで、 a, b, c は鉛直エッジ E_v のベクトル方向で、 (y, z) と (x, z) はそれぞれ $X=1$ と $Y=1$ 平面におけるヒストグラム空間である。また、水平エッジについても、同様の対応関係が得られる。

SOSで得られた全方向画像を用いる場合、各カメラの座標系におけるエッジ平面法線をSOSのグローバル座標系に変換し、上述の3つの平面ヒストグラム空間に写像することで、全方向画像のエッジ平面法線のヒストグラムが得られる。エッジ平面法線は3次元方向を表しているため、SOSの各カメラの並進と関係なく、各カメラの回転マトリックスのみによって、下式のようにSOSのグローバル座標系に変換される。

$$n_g = R_c n_c = R_c (p_c \times e_c) \quad (55)$$

ここで、 p_c と e_c はそれぞれカメラ c の画像におけるエッジとその方向である。 R_c はカメラ c とSOSのグローバル座標系の間の変換マトリックスである。

3.1.1.2 鉛直・水平エッジの3次元方向の推定

前節で得られたエッジ平面法線のヒストグラムから鉛直エッジが対応する直線を検出する手法について考える。水平エッジも同様な手法を適用することができる。

前節の式(51)～(54)から分かるように、鉛直エッジのエッジ平面法線から $X=1$ と $Y=1$ 平面のヒストグラム空間に写像することで表れる直線 L_{yz} と L_{xz} は鉛直エッジの3次元方向 (a, b, c) を共通のパラメータとして持っている。したがって、鉛直エッジの3次元方向 (a, b, c) をパラメータとしたHough変換を用いることで、 $X=1$ と $Y=1$ 平面のヒストグラム空間から、鉛直エッジとその方向を検出することができる。

得られた $X=1$ と $Y=1$ 平面上のエッジ平面法線ヒストグラム $h_{yz}(y, z)$ と $h_{xz}(x, z)$ に対し、Hough変換を用いて、垂直エッジのエッジ平面法線の方向 (a, b, c) を求める。 (a, b, c) は方向ベクトルであるため、 c を1にし、パラメータの次元数を減らすことができる。ここで、Hough変換はエッジ平面法線のヒストグラムに対して行うため、エッジの消失点を投票する方法と比較して計算コストが遥かに小さい。

得られた (a, b) 空間のHough投票から最も高いピークを検出することによって、鉛直エッジの3次元方向を推定することができるが、本研究では、さらに高速化を図るため、まず、低解像度の投票空間を用いて、 (a, b) 空間におけるピークの値 (a_p, b_p) を求め、 (a_p, b_p) で決められたエッジ平面法線ヒストグラム $h_{yz}(y, z)$ と $h_{xz}(x, z)$ における直線の近傍の点を用いて、重み付け最小二乗法で a と b の値をより正確に推定する。

$X=1$ と $Z=1$ 平面におけるエッジ平面法線のヒストグラムに対して上述の手法を適用することで、お互いに平行になる水平エッジ群とその3次元方向を求めることができる。同様に、 $Y=1$ と $Z=1$ 平面におけるエッジ平面法線のヒストグラムからも他の水平エッジ群を検出することができる。

3.1.2 姿勢センサの併用

本研究では、画像と姿勢センサを併用し、SOSの姿勢をより安定的にかつ効率良く推定する。ここで、ジャイロと加速度センサをSOSに装着し、実時間でSOSの大まかな姿勢情報を取得し、それを用いて全方向画像による姿勢推定のパラメータ探索空間を絞り込む。ここで、我々は個々のセンサで得られた情報を評価し、より信頼性の高い姿勢情報からSOSの大まかな姿勢を推定する。まず

加速度センサの3軸加速度の二乗和 G_t を計算し、SOSが静止または等速運動の状態であることを判断する。SOSが静止または等速運動の場合は加速度センサから、その他の場合はジャイロからSOSの傾きパラメータを取得する。センサから得られたSOSの姿勢パラメータに基づいて、前章で述べた手法でSOSの全方向画像から環境に対するSOSの絶対的な姿勢を求め、それを用いてSOSの回転不変な全方向画像を生成する。また、全方向画像で得られたSOSの姿勢は環境に対する絶対的な姿勢であり、時間的な誤差の蓄積がないため、それを用いてジャイロのドリフト誤差を修正することができる。

3.1.3 回転普遍的な画像の生成

SOSの姿勢がわかれば、その姿勢パラメータを用いてSOSの全方向画像から回転不変な画像を生成することができる。ここでは、SOSの全天周球面展開画像の生成方法について述べる。

得られたSOSの姿勢パラメータを X, Y, Z 軸のそれぞれに対応した回転角度 α, β, γ で表す。姿勢が変化したときの全天周球面画像を3軸角度座標系 (A, B, Γ) で表せば、SOSの姿勢変化のないときの全天周球面画像は $(A - \alpha, B - \beta, \Gamma - \gamma)$ として得られる。この関係から、 X, Y, Z 軸の回転量は、それぞれの軸を縦軸とした円筒展開画像においては、画像の横シフト量となる。そこで、この特徴を利用して、次のような手順でSOSの各カメラで得られた全方向画像から、SOSの姿勢変化を補正した回転不変な2次元円筒展開画像を高速に生成する。

まず、SOSのグローバル座標系の X 軸を縦軸とした円筒展開画像とSOSの各カメラの画像の対応関係を計算する。SOSの各カメラ座標系とSOSのグローバル座標系の関係が既知であるため、それを用いて平面射影モデルに基づき、SOSの各カメラの画像と X 軸を縦軸とした円筒展開画像との対応関係は簡単に求めることができる。その対応関係を $c_x(\theta_x, \phi_x)$ 、 $i_x(\theta_x, \phi_x)$ 、 $j_x(\theta_x, \phi_x)$ で表す。

(θ_x, ϕ_x) は X 軸を縦軸とした円筒展開画像の座標である。 c_x はカメラ番号で、 i_x と j_x はカメラ c_x の画像座標である。

次に、SOSのグローバル座標系の Y 軸を縦軸とした円筒展開画像 (θ_y, ϕ_y) と X 軸を縦軸とした円筒展開画像 (θ_x, ϕ_x) との対応関係を計算し、 $x_\theta(\theta_y, \phi_y)$ 、 $x_\phi(\theta_y, \phi_y)$ で表す。同様に、 Z 軸を縦軸とした円筒展開画像 (θ_z, ϕ_z) と Y 軸を縦軸とした円筒展開画像 (θ_y, ϕ_y) との対応関係を $y_\theta(\theta_z, \phi_z)$ 、 $y_\phi(\theta_z, \phi_z)$ で表す。SOSの姿勢パラメータ (α, β, γ) を用いて姿勢変化のないときの縦方向の円筒展開画像とSOSの各カメラ画像の対応関係 $c_r(\theta, \phi)$ 、 $i_r(\theta, \phi)$ 、 $j_r(\theta, \phi)$ は上述の対応関係から多重インデックスで求めることができる。次の式はカメラ番号の対応関係 $c_r(\theta, \phi)$ の計算式を示す。

$$c_y(\theta_y, \phi_y) = c_x(x_\theta(\theta_y, \phi_y) - \alpha, x_\phi(\theta_y, \phi_y)) \quad (56)$$

$$c_z(\theta_z, \phi_z) = c_y(y_\theta(\theta_z, \phi_z) - \beta, y_\phi(\theta_z, \phi_z)) \quad (57)$$

$$c_r(\theta, \phi) = c_z(\theta - \gamma, \phi) \quad (58)$$

式(56)~(58)と同様に、 $i_r(\theta, \phi)$ と $j_r(\theta, \phi)$ についても多重インデックスを構築することができる。

3.1.4 結果と考察

提案手法の有効性を示すため、実環境において実験を行った。SOSで取得した全方向画像からエッジを検出し、個々のエッジピクセルに対してエッジの勾配方向を計算する。エッジの方向はその

勾配方向と垂直な方向となる。次に、SOSの全方向画像のエッジ平面法線のヒストグラムを生成する。得られたヒストグラムの値を濃淡で表示した結果を図35に示す。図35(i)~(iii)はそれぞれ図34中の $X=1, Y=1$ と $Z=1$ 平面对応する。図35の(i)と(ii)から得られた鉛直エッジ方向のHough投票結果(投票数を擬似カラーで表示)を図4(i)に示す。同様に、図35の(i)と(iii)、(i)と(iii)から得られた水平エッジの方向のHough投票結果をそれぞれ図36(ii)と(iii)に示す。図36(ii)、(ii)と(iii)からピークを検出することで、鉛直エッジの方向と第一と第二の水平エッジの方向を得ることができる。

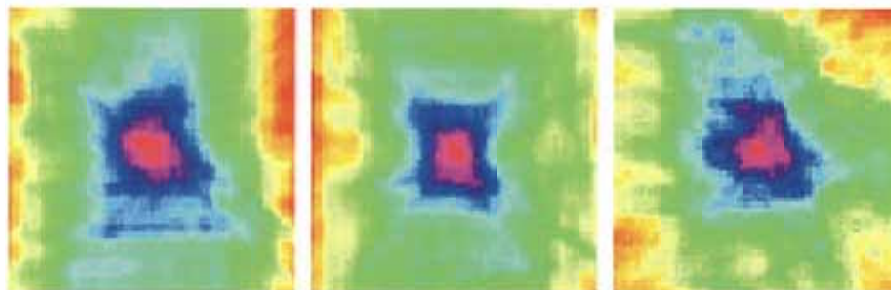


(i) $X=1$ 平面

(ii) $Y=1$ 平面

(iii) $Z=1$ 平面

図35 エッジ平面法線ヒストグラム



(i) (a,b) 空間

(ii) (a,c) 空間

(iii) (b,c) 空間

図36 鉛直・水平エッジ方向投票



(i) 姿勢補正がない場合の円筒画像



(ii) 姿勢補正により生成した円筒画像

図37 回転普遍的な画像生成の実験結果 (傾き+水平回転)

図37はSOSの姿勢を変化させて取得した全方向画像から、本手法で推定したSOSの姿勢パラメータを用いて回転不変な円筒画像を復元した結果を示す。図37 (i)は姿勢補正がないときの円筒画像である。図37 (ii)は推定したSOSの姿勢パラメータを用いてSOSの姿勢変化を補正して生成した円筒画像を示す。図37 (ii)において垂直線分がほぼ垂直に投影されていることから、SOSの姿勢がほぼ正確に推定されていることがわかる。

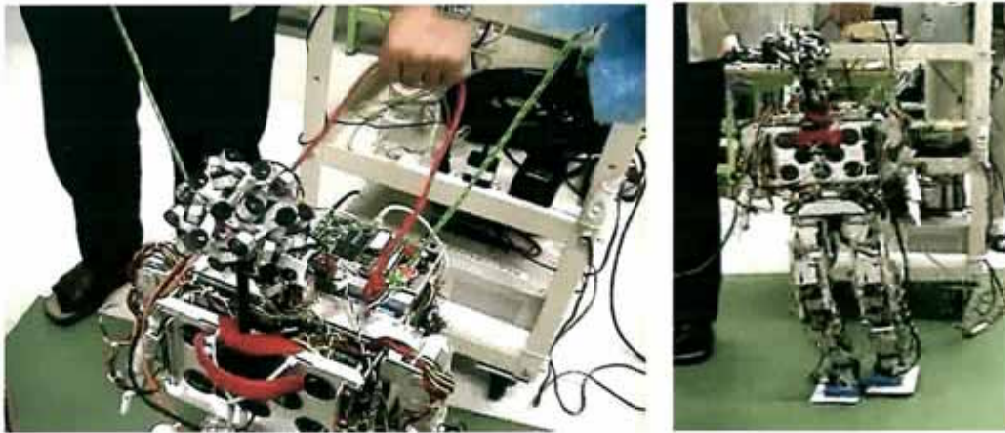


図38 SOSを搭載したヒューマノイドロボット



図39 姿勢補正により生成した円筒画像

センサの姿勢によらず一定の画像が得られていることがわかる。この性質を応用することで、災害地など条件の悪い不整地での走行、飛行体への搭載、クレーンなどのアーム上への実装を行った場合にも常に安定した映像を提供することが可能であり、自律制御、あるいは観測者への映像提供のいずれを想定した場合においても全方向画像を死角無く取得できるメリットは大きい。更に、この特性は、ヒューマノイドなど激しい姿勢変化が予想される移動体等においても周囲のセンシングを安定して継続することが可能となる。フェーズIIにて開発したヒューマノイドロボットに実際に搭載して実験を行った。SOSをヒューマノイドロボットに搭載した様子を図38に示す。そして、ロボットの姿勢変化を伴う歩行時にSOSにより得られた画像に対し、提案手法により姿勢補正を行った円筒画像を図39に示す。垂直線分がほぼ垂直に投影されていることから、SOSの姿勢がほぼ正確に推定されており、姿勢変化の激しいヒューマノイドロボットに搭載した場合でも、安定した映像を得ることができることがわかる。

姿勢センサを使用せず画像のみによる補正として、前フレームで得られた姿勢を用いてSOSの姿勢推定の実験を行った結果、3.0GHz の2CPUのPCで約15フレーム/秒となり、実時間で姿勢推定ができることを確認した。

全方向ステレオシステム(SOS)の特徴である死角の無い全天周画像を活用し、SOSで得られた全方向画像から回転不変な画像を生成する手法を提案した。本手法は、全方向画像のエッジ方向の分布から、室内環境や市街地などのシーンに多く存在する鉛直エッジと水平エッジの3次元方向を検出し、SOSの傾きと水平回転を安定的に推定する。本手法では、蓄積されたエッジ平面法線のヒストグラム空間に対してHough変換を行うため、姿勢推定を高速に行うことができる。また、得られた

SOSの姿勢パラメータを用いて、任意の姿勢変化に対して不変な画像を実時間で生成し、実環境での実験結果により提案手法の有効性を示した。

3.2 SOS を用いた環境マップの自動構築

ロボットが自律的に環境内を移動するため、実環境の3次元形状を計測し、その環境マップを生成することは重要な研究課題の一つである。

人間の生活環境下で環境マップを生成するため、比較的安全かつ簡易的に実環境内の距離情報を取得する方法の一つとして、ステレオビジョンが挙げられる。我々は開発した SOS はリアルタイムに全方向のカラー画像と3次元の距離情報を取得できるため、ナビゲーションや環境マップ生成には有効なシステムである。SOS等のステレオビジョンで取得された距離画像は、レーザレンジファインダ等の能動的センサと比較すると、視差画像における対応点マッチングの問題から距離情報の欠落やノイズが多く含まれるため、ステレオビジョンで得られた多視点の距離情報の精度良い統合手法がないのが現状である。

ここで、我々は SOS から得られるカラー画像や3次元情報は環境内の多くの情報を含んでいることを利用し、3次元情報から得られるグローバルな特徴及び、カラー情報から得られるテクスチャ情報を基にロバストにフレーム間の相対的な位置姿勢を推定し、多視点の3次元データを統合する手法を提案する。具体的には、環境内に存在するほぼ同じ向きの平面の集合を一つのグループとして取り扱い、これをマッチング対象とし、その向き及びそれに含まれる平面内の RGB 色分布をグローバル特徴として定義する。平面グループのグローバル特徴の類似度に基づき、多視点間において全体の平面グループの類似度が最大になるように平面グループの対応付けを行うことで、各視点間の回転パラメータを推定する。次に、各視点のカラー画像から特徴点を抽出し、各視点で得られた個々の特徴点が別の視点の特徴点と対応するかどうかを、3次元距離を用いた確率分布に基づき、最適マッチングを行う。最後に、対応関係を持つ視点間の全ての特徴点を基に全体の位置合わせ誤差が小さくなるように回転・並進パラメータを推定する。本手法の有効性を室内環境の実測データを用いて示す。

3.2.1 平面グループ抽出と視点間の平面グループマッチング

3.2.1.1 平面グループ抽出

一つの平面グループ内に存在する各平面上の局所領域について考える。それらの局所領域は平面グループと似た法線ベクトルを持つため、その局所法線ベクトルは、法線ベクトルヒストグラム空間上において、一つの分布をなす。ここで、SOS で得られた3次元データの局所領域の法線ベクトルの分布を用いて、平面グループを抽出する。そこで、本研究では以下のように平面グループを求める。

3次元データに対して、はじめに注目点を中心とする局所領域に対して、平面方程式を用いた最小2乗近似により平面当てはめを行い、平面パラメータを推定する。得られた平面のパラメータを基に単位法線ベクトルを求め、その向きが外に向くように単位法線ベクトルの符号を決める。得られた法線ベクトルは球面に分布しているが、球面座標系は扱いにくいいため、本研究では球面に投影された法線ベクトルヒストグラムを二つのリング状領域の直交座標空間に展開して、これを法線ベクトルの特徴空間とする。

実環境において似た向きを持つ複数の平面は、法線ベクトルヒストグラム空間上で一つの分布をなす。そのため、局所領域の平面ベクトルのヒストグラムからピークを検出し、そのピークを中心とする分布を抽出することで、平面グループを得ることができる。そこで、法線ベクトルヒストグラム分布に対して最も大きなピーク値から順にピークを検出する。これらの一つ一つのピーク値が平面グループとなる。

3.2.1.2 平面グループ抽出

同一の平面グループが二つの視点から得られた場合、それぞれの視点から得られた対応する平面グループのグローバル特徴は、似た分布を示すと仮定することができる。そこで、本研究では、それぞれの視点から一つずつ抽出した二つの平面グループ間の類似度を、それらのグローバル特徴の類似度として定義する。ここでグローバル特徴はそれぞれの平面グループの RGB 色分布とする。具体的に、視点1の平面グループ G_{1i} と視点2の平面グループ G_{2j} のグローバル特徴をそれぞれと $H(G_{1i})=(H_r(G_{1i}),H_g(G_{1i}),H_b(G_{1i}))$ と $H(G_{2j})=(H_r(G_{2j}),H_g(G_{2j}),H_b(G_{2j}))$ とする。ここで、 $H_r(G),H_g(G),H_b(G)$ は各平面グループ内にあるカラー画像に対して RGB 各色素を 256 階調にしたヒストグラムである。グローバル特徴の類似度は下式のように G_{1i} と G_{2j} の色分布 $H(G_{1i})$ と $H(G_{2j})$ のヒストグラムの残差2乗和(SSD)を用いて定義する。

$$S(H(G_{1i}), H(G_{2j})) = 1 - \frac{\sum \|H(G_{1i}) - H(G_{2j})\|^2}{\sum \|H(G_{1i})\|^2 + \sum \|H(G_{2j})\|^2} \quad (1)$$

本研究では周囲環境が剛体であると仮定し、二つの視点間でシーンの剛体拘束条件を満たし、かつ全体の類似度が最大になる平面グループの対応付けを二つの視点間の平面グループの最適マッチングとする。ここで、二つの視点間で対応する全ての平面グループの間の座標変換関係が共通した回転パラメータ R に従う場合、シーンの剛体拘束条件を満たす平面グループの最適マッチングは次の最大化問題として定義することができる。

$$\sum S(H(G_{1i}), H(G_{2j})) \rightarrow \max \quad (2)$$

剛体拘束条件: $|\mathbf{n}_{1i} \cdot R\mathbf{n}_{2j}| \geq T_a$

ここで、 \mathbf{n}_{1i} と \mathbf{n}_{2j} はそれぞれ平面グループ G_{1i} と G_{2j} の法線ベクトルである。剛体拘束条件として、 \mathbf{n}_{1i} と $R\mathbf{n}_{2j}$ の内積が閾値 T_a 以上である。

一般的に、面積の大きい平面グループはより安定である。本研究では、各平面グループのピクセル数を重みとし、式(2)に重みをつけて、下式の重み付け最大化で平面グループの最適マッチングを求める。但し、式(2)と同じ制約条件である。

$$\sum ((w_{\text{total}}(G_1) - w(G_{1i})) / w_{\text{total}}(G_1)) ((w_{\text{total}}(G_2) - w(G_{2j})) / w_{\text{total}}(G_2)) S(H(G_{1i}), H(G_{2j})) \rightarrow \max \quad (3)$$

ここで、 $w_{\text{total}}(G)$ は平面グループ全体の重みを、 $w(G_{kj})$ は視点 k の j 番目の平面グループの重みを示す。

3.2.2.3 次元特徴のマッチング

回転パラメータ R を用いることで二つの視点間の座標軸の方向を一致させることができる。次に各視点のカラー画像から特徴点を抽出し、各視点で得られた特徴点の対応関係から並進パラメータを推定する。

3.2.2.1.3 次元特徴点による並進パラメータの推定

各視点のカラー画像から局所領域のテクスチャ情報量がある閾値以上となる特徴点を抽出する。SOS はカラー画像のみならず画像座標上の各点の 3 次元情報も取得可能であるため、得られた特徴点の 3 次元情報も得ることができる。

視点 1 と視点 2 においてそれぞれの 3 次元特徴点集合 $\{X_{1i}\}$ と $\{X_{2j}\}$ が得られたとする。視点 2 の 3 次元特徴点 $\{X_{2j}\}$ に対し、前章で得られた回転パラメータ R を用いて、視点 2 の座標系軸の方向を視点 1 の座標系に合わせる。この場合、新しい座標系における視点 2 の 3 次元特徴点は $\{RX_{2j}\}$ となる。もし $\{X_{1i}\}$ と $\{X_{2j}\}$ が 3 次元環境における同じ特徴点から構成されているなら、 $\{X_{1i}\}$ と $\{RX_{2j}\}$ のそれぞれの重心を用いて視点 1 と視点 2 の間の平行移動量を決めることができる。しかし、SOS の移動による環境の見えの変化や遮蔽などによって、それぞれの視点で検出される特徴点異なる場合が多い。従来の手法では、視点 1 と視点 2 の間で特徴点の対応付けを行うことで、並進パラメータを推定することができるが、視点の変化が大きい場合、特徴点間の対応付けは非常に困難な問題である。ここで我々は視点間の 3 次元特徴点の適合度を定義し、それらの 3 次元特徴点の全体適合度が最大になるような並進パラメータを推定する手法を提案する。

視点 2 の特徴点 X_{2j} を回転パラメータ R と並進パラメータ T で視点 1 の座標系に変換した場合、変換された 3 次元点 $X'_{2j} = RX_{2j} + T$ の近くに視点 1 の特徴点 X_{1i} が存在すれば、回転パラメータ R と並進パラメータ T は特徴点 X_{2j} に適合しているとする。その適合度は X'_{2j} と X_{1i} の間の距離で定義される Gauss 分布で表す。

$$P(X_{2j}, X_{1i}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{\|RX_{2j} + T - X_{1i}\|^2}{2\delta^2}} \quad (4)$$

上述の並進パラメータ推定問題は次の最大化問題に帰着することができる。

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{\|RX_{2j} + T - X_{1i}\|^2}{2\delta^2}} \rightarrow \max \quad (5)$$

ここで、N, M は視点 1, 2 における特徴点の数である。一方、2 視点間の 1 組の正しい特徴点がわかれば、視点間の並進パラメータ T を大まかに決めることができる。本研究では、このことを利用して特徴点を全探索することで式(5)が最大になる並進パラメータ T を探索する。それぞれの視点から 1 つの特徴点を選び、T を推定し、式(5)の適合度を計算する。全ての特徴点に対して計算を行い、得られた最大適合度に対応する T を視点間の並進パラメータとする。

3.2.2.2 高精度な回転・並進パラメータの推定

最大適合度を持つそれぞれの視点の対応する3次元特徴点から、視点間の座標変換パラメータを推定することができる。最大適合度を持つ3次元特徴点の対応関係を (X_{1i}, X_{2j}) とすると、下記の重み付け最小二乗法から座標変換パラメータが得られる。条件を満たす回転パラメータRと並進パラメータを推定する。

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \|W_{ij}(X_{1i} - RX_{2j} - T)\|^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

$$W_{ij} = e^{-\frac{\|X_{1i} - RX_{2j} - T\|^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

ここで、RとTは最終的に求める視点間の回転パラメータと並進パラメータである。

上記の重み付け最小二乗法を繰り返し行うことで、対応する特徴点同士のユークリッド距離の誤差が収束し、精度の高い座標変換パラメータを求めることができる。

実験では20回ほど重み付け最小二乗法を繰り返し、精度良い座標変換パラメータを推定した。

3.2.3 実験と考察

提案手法の有効性を検討するため、実環境においてSOSで取得したカラー画像及び距離情報に適用し、その有効性を検証した。12m×9m×2.7mの室内環境を11視点で計測し、統合実験を行った。図40は実験の様子を、図41は実験で用いた実内環境の見取り図を示す。



図40 実験の様子



図41 室内環境の見取り図

SOSを①から⑪の方向へ連続的に移動させデータ取得を行い、その中で11地点のカラー画像と距離情報を用いて統合実験を行った。また、提案手法は2視点間の座標変換パラメータの推定を行う手法であるため、図41の計測番号に対して、連続する2つの視点同士の座標変換パラメータの推定を行い、次に、それぞれで得られた座標変換パラメータを計測番号①の座標系に統一するように座標変換パラメータを変換し、最終的に11視点全ての点列データの統合を行った。

図42は11視点を統合した室内全体の統合結果(上面図)を示す。ここでは見やすくするため、天井面と床面の点列データを削除した。また、図3の赤く囲んだ部分を拡大した結果を図43に示す。図43の赤く囲んだ部分は、図41の計測番号⑤付近にあるパーティションであり、6視点以上の箇所から計測されている。図43に示す通り、これらの点列データがほぼ1つの線上に集まっている。

図42, 43に示す実験結果から、提案手法はSOSで得られた多視点データの統合に対して有効であることがわかる。

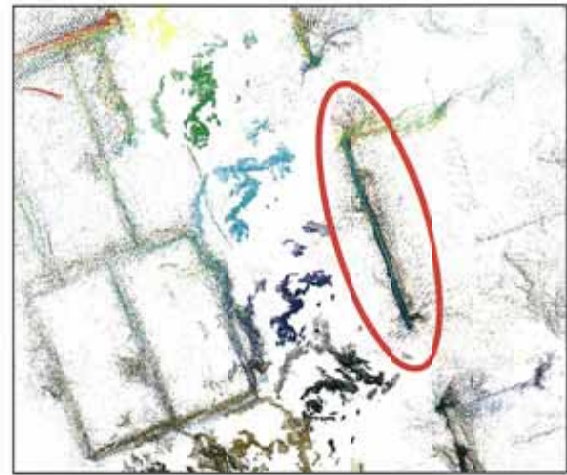
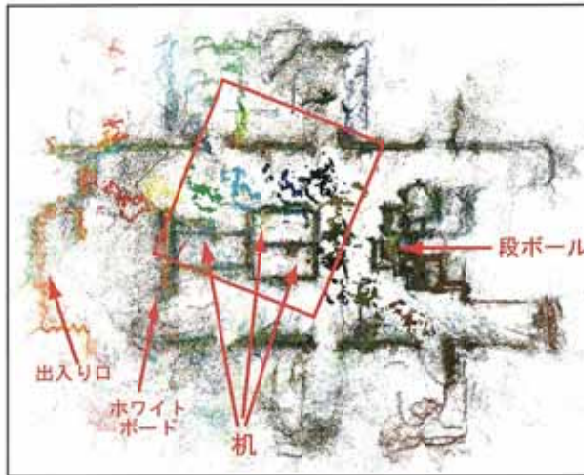


図42 11視点の統合実験結果（上面図）

図43 11視点の統合実験結果（図42の赤枠）

図43の赤く囲んだ部分は、図41の計測番号⑤付近にあるパーティションであり、6視点以上の箇所から計測されている。図43に示す通り、これらの点列データがほぼ1つの線上に集まっている。

図42、43に示す実験結果から、提案手法はSOSで得られた多視点データの統合に対して有効であることがわかる。

4 結果

本研究で開発した移動体の環境認識技術をインプリメントした災害地における情報収集を目的とした全方向ステレオ3次元遠隔情報収集ロボットの開発を行っている。

災害地等において、被害状況の確認や生存者の探索などの情報収集活動を遠隔地から安全かつ効率的に行うことを検討する。従来、このような情報収集活動は人手によるものが大半で、その活動自体が生命に危険が及ぶレベルのリスクが伴うことや、収集した情報を迅速に司令部へ送信する方法などに問題があった。

この問題を解決するために従来いくつかの情報収集ロボットが提案されてきた。しかしながら、これらのロボットは一般的なカメラシステムを搭載しているために画角が限られており、一度に収集できる情報量は限られている。このため広範囲の情報を収集するにはロボットを停止した後回転させるなどの動作が必要で、情報の取得に時間がかかる上に、情報に時間差が生ずるため、周辺状況を迅速かつ確実に収集する目的には適さない。この問題を解決するために、双曲面ミラーなどを用いた全周囲カメラシステムを搭載するものも提案されているが、1台のカメラのみで全周をカバーするために解像度が極めて低くなり、周辺状況の分析を行うためには不十分である。

これらに対し、我々の提案する「全方向3次元遠隔情報収集ロボット」においては、ソフトピアジャパンにおいて世界に先駆けて開発され、国内最大級の人工視覚に関するシンポジウム「画像センシングシンポジウム」において2000年、2003年の2回にわたって優秀論文賞を受賞するなど専門分野においても極めて高い評価を受けている「全方向3次元視覚センサ（Stereo Omni directional System: 以下SOS）」をロボットの視覚センサとして活用し、その情報を基に情報収集およびロボットの自律制御を行う。

このロボットは全方向を全く死角無くリアルタイムに観測することができるため、周囲の情報収集のためにロボットを停止させる必要はなく、走行させるだけで全方向にわたって全く死角のない情報を収集することができる。これにより従来とは比較にならないレベルで情報収集に要する時間の短縮を図ることが可能になり、一刻を争う生存者の確認作業などにおいて多大な貢献が期待できる。

またこのロボットは全方向のカラー映像に加えて、全方向にわたって死角のない3次元情報も同時に取得できるため、周囲の様子をリアルタイムに3次元CG化して提示することが可能であるほか、探索し終えた地域全体の3次元CGを合成・生成し、地域全体の状況を視覚的・直感的に提示することが可能である。この情報はレスキュー隊員等が装備するGPS（全地球測位システム）との協調も

容易であり、これらのチームを安全・正確・迅速に現地に配置し、その後の行動も一元的に管理するシステムなどへの応用が検討できる。

加えて、全方向3次元視覚センサ(SOS)は、全く死角を持たないため、全方向3次元視覚センサに任意の傾き(回転)が加わった場合にも、ソフトウェアによる処理によって、その影響を完全に排除することができる。これにより、不整地を走行している場合、通常のカメラではロボットの揺れによって取得される映像にも大きな動揺を伴うが、本ロボットにおいてはこれらの動揺の影響を受けない安定な映像を提供することが可能になる。また、全方向3次元視覚センサを固定しているアームを可動式とすることで、全方向3次元視覚センサを瓦礫の隙間などに挿入して内部の状況確認を全方向画像により迅速に行うことができるが、この場合にも全方向3次元視覚センサの姿勢に関わらず常に傾きのない安定した画像を得ることができる。

ロボットの駆動系に関しては、不整地であっても安定に走行できることを目的として、6脚による駆動を採用する。また、高圧空気を用いて6脚を駆動する方式とする。これにより、軽量化および高速化を図ると同時に、高速空気圧制御装置の高度化を検討することができ、今後のロボットや自動化装置の駆動形式として新たな道を切り開く可能性がある。以上の機構を用いて、20cm程度の段差を問題にせず、不整地を走破する能力を持つ。また、全方向3次元視覚センサから得られる全方向3次元情報に基づいて障害物や段差などを判別し、自律的に回避しながら目標地点に移動する能力を持つ。

提案しているロボットはロボット技術のみならず、人工視覚技術においても世界トップレベルの先進性と独自性を有しており、我が国の産業、ひいては経済に与えるインパクトも高いレベルにあると考えられる。

この人工視覚技術は実時間で全方向画像が取得できると同時に3次元画像をも提供できることから、人との共存を考慮したロボット用の新しい視覚センサとして、通信やコンピュータ、撮像素子といった周辺技術の進歩により2010年にはエンターテインメント用、家庭用、介護用、巡回監視用ロボットへと適用範囲が大きく広がることが予想される。

また、ロボットの移動機構には高圧空気を使用し、軽量化と高速化を図ると同時に新しい高速空圧機器制御技術が用いられることから、ロボットや自動化装置の駆動形式として新たな道を切り開く可能性がある。

フェーズ III

今後の取り組み

これまでの研究において、SOS がもつ障害物回避、行動計画に3次元情報が利用でき、特にこのような情報を死角なく全方向にわたってリアルタイムに取得できるSOSの特性が、移動体が環境を理解する上で非常に有効であることを示した。また、この特性を用いた安定な自己位置・姿勢推定手法、動物体検出手法、回転不変画像生成手法、環境も出る生成手法などを開発した。今後の取り組みとしては、ロボットの自律移動に必要な更なる技術の開発の検討を行う。また、引き続きこれらの技術を組み込んだ災害収集ロボットの開発を進める。