

全方位カメラを搭載した移動ロボットの環境認識

清水, 学 / SHIMIZU, Manabu

(発行年 / Year)

2007-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2007-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

2006 年度 修士論文

全方位カメラを搭載した
移動ロボットの環境認識

指導教授 渡辺嘉二郎 教授

法政大学大学院工学研究科
システム工学専攻修士課程

05R6120

シミズ マナブ

清水 学

**A STUDY OF OMNI-DIRECTIONAL IMAGE BASED
ENVIRONMENT RECOGNITION FOR MOBILE ROBOT**

Manabu SHIMIZU

Abstract

Development of intelligent autonomous mobile robot is one of current active research area. To develop intelligent autonomous mobile robot, selection of appropriate sensing device and robust environment recognition algorithm is necessary. According to results of environment recognition, the robot has to find appropriate path for navigation. To detect allowable path, we employ an omni-directional camera as a sensing device for environmental recognition. According to image captured by omni-directional camera, we newly develop environment recognition algorithm for autonomous navigation. The features of developed new environment recognition algorithm are following ;(1) Morphological operations are applied to detect robust and accurate obstacle detection.(2) Region segmentation based lane detection algorithm is applied.(3) Improved Hough transform which can detect curvy lane is applied to confirm the results of (2). The effectiveness of proposed new algorithm has been demonstrated in this study.

Key Words: Omni-directional camera , mobile robot , environment recognition , lane detection

目次

1. はじめに	5
1.1 背景と目的	5
1.2 IGVC	5
2. システムと問題の記述	6
2.1 Autonomous Challenge Competition (ACC) の走行環境	6
2.1.1 コースについて	6
2.1.2 障害物について	7
2.2 移動ロボットのシステム	8
2.3 仮定と問題の記述	9
2.3.1 仮定	9
2.3.1 問題	9
3. 全方位カメラ画像からの環境認識アルゴリズム	10
4. 全方位カメラ	11
4.1 全方位カメラの構成と特徴	11
4.2 全方位カメラの地面平面への復元	12
5. 画像からの障害物検出	16
5.1 障害物検出アルゴリズム	16
5.2 障害物の赤色成分検出	17
5.2.1 RGB 画像から YUV 画像への変換	17
5.2.2 U 成分画像を利用した赤色成分検出	17
5.3 障害物の検出	18
5.3.1 形態学演算	18
5.3.2 形態学演算による障害物検出	19
5.4 画像からの障害物除去	19
6. 白線の検出	20
6.1 白線検出アルゴリズム	20
6.2 白線のエッジ検出	20
6.2.1 エッジ検出	21
6.2.2 Sobel フィルタによるエッジ検出	21

目次	4
6.3 領域分離法を利用した動的閾値処理	22
6.3.1 領域分離法	22
6.3.2 動的閾値処理	23
6.4 ラベリングによる線成分検出	23
6.4.1 ラベリング	23
6.4.2 線成分の検出	25
7. コースの検出	26
7.1 コース検出アルゴリズム	26
7.2 Hough 変換を利用した走行コース検出	27
7.2.1 Hough 変換	27
7.2.2 画像空間と Hough 空間における左右白線の関係	29
7.2.3 Lane fitting によるカーブ検出	30
8. 実験	32
8.1 画像データを用いたシミュレーション実験	32
8.1.1 実験装置	32
8.1.2 実験環境	32
8.1.3 実験結果	32
8.1.4 考察	34
8.2 屋外環境における自律走行実験	35
8.2.1 実験装置	35
8.2.2 実験環境	35
8.2.3 実験結果	36
8.2.4 考察	36
9. むすび	37
参考文献	38
付録	39
謝辞	41
研究業績	42

1. はじめに

1.1 背景と目的

近年, 様々な分野で自動化が試みられている中, 移動ロボットの自律走行が様々な機関で研究されている. 移動ロボットの研究において, 環境を認識しロボットを誘導することは最も基本的な課題である. 最近の多くの移動ロボット研究ではセンサとして視覚を用いて外界のセンシングを行っている[1]. 移動ロボットが安全に自律走行するためには, 視覚センサで得られた画像から走行領域や障害物などの対象物を正確に, そしてロバストに認識するアルゴリズムが求められる.

このような環境認識アルゴリズムは, 国際自律走行車競技会(IGVC: Intelligent Ground Vehicle Competition)の ACC(Autonomous Challenge Competition)では, 非常に重要な要素のひとつとなる[2]. ACC は, 移動ロボットが屋外に設置された走行コースにおいて, 障害物を避けながら, 自律走行する競技である. 安全に自律走行するためには, 視覚センサから正確に走行領域である白線や障害物を検出する必要がある.

本研究は, ACC の環境を想定して, 全方位カメラを搭載した移動ロボットの走行環境認識について新たな手法を提案する.

1.2 IGVC

IGVC とは国際自律走行車協会(AUVSI: Association for Unmanned Vehicle Systems International)の開催する屋外環境における自律走行車の競技大会であり, 1993 年から毎年開催されている. 大会目的は, 自動運転において「人間らしい運転」を実現するために, 人間の目の特性(視覚的認知)と運転方法(制御則)を模倣した自律走行車のシステムを提案することである. 法政大学渡辺・小林研究室では 1996 年から自律走行技術向上のため参加している.

IGVC の競技には, Autonomous Challenge Competition, Navigation Challenge Competition, Design Competition の 3 種目があり, その合計得点で勝敗を争う. ACC は, 屋外環境において各種センサを用いた自律走行車が障害物のあるコースを規定された時速 8 km以内で自律走行タイムを競う競技である.



(a) Vehicle of each university



(b) Autonomous Challenge Competition

Photo 1 IGVC

2. システムと問題の記述

2.1 Autonomous Challenge Competition (ACC) の走行環境

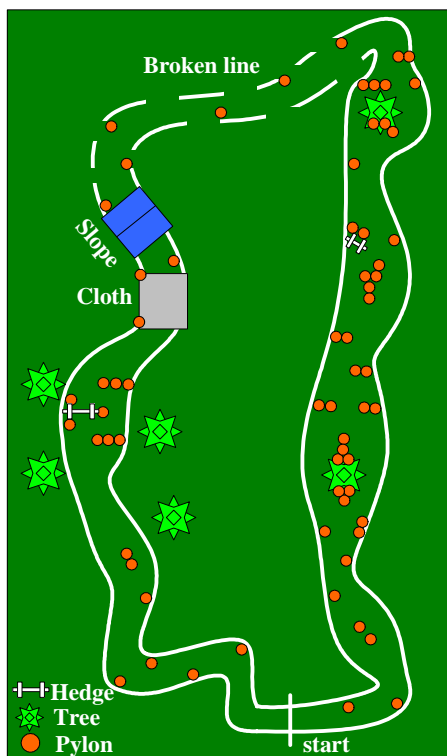
IGVC のルールにより ACC の走行環境は以下のように定められる .

2.1.1 コースについて

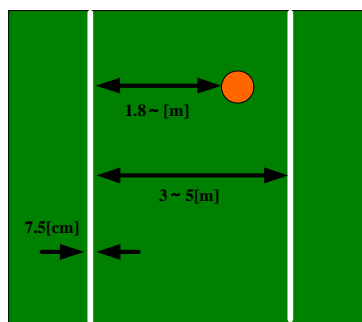
ACC のコースは芝生上に 2 本の平行な白線で引かれる . コース幅は 3 ~ 5[m] 間隔で変化し , 部分的に白線が途切れる箇所 , 急カーブなどが存在する . Table 1 にコースの設定 , Fig.1 にコース図を示す .

Table 1 Regulations of Autonomous Challenge Competition

路面	芝生
コース長	180 ~ 240[m]
白線の太さ	7.5[cm]
コース幅	3 ~ 5[m]
カーブの半径	1.5[m]以上
白線と障害物の間隔	1.8[m]以上



(a) Course of ACC 2006



(b) Details in course

Fig.1 Course of ACC

2.1.2 障害物について

コース上には主にパイロンが障害物として設置される。その他に柵、バケツ、ポットホール、坂等の障害物が設置される。2006年コースにはポットホール、バケツは設置されず、新たに木が障害物として設置された。Table 2 に障害物の設定、Photo 2 に障害物を示す。

Table 2 Regulations of Obstacles

パイロン	赤と白の縞々模様, 高さ 1.2[m], 半径 0.25[m]
柵	赤と白の縞々模様, 高さ 1.2[m], 幅 1.5[m]
バケツ	白色, 高さ 0.6[m], 半径 0.15[m]
ポットホール	白色, 半径 0.3[m]
坂	傾斜 15 度以内



(a) Pylon



(b) Hedge



(c) Slope

Photo 2 Obstacles

Photo 3 に 2006 年 ACC の走行環境例を示す。



Photo 3 Course environment

2.2 移動ロボットのシステム

本研究では、白線や障害物を認識するセンサとして、全方位カメラとレーザレーダを併用し環境認識を行なう。全方位カメラは双曲面ミラーと CCD カメラにより構成され、移動ロボットの上部に設置される。全方位カメラは一度に車両周囲 360 度の画像を得られる特徴を持ち、主に白線を検出するために用いる。レーザレーダは移動ロボットの前方に設置され、前方 180 度の距離データを 0.5 度の間隔で得ることができる。レーザレーダは安定した角度・距離検出が可能であるため、障害物検出に用いる。全方位カメラとレーザレーダを搭載した移動ロボットのシステムを Fig.2 に、自律走行アルゴリズムを Fig.3 に示す。

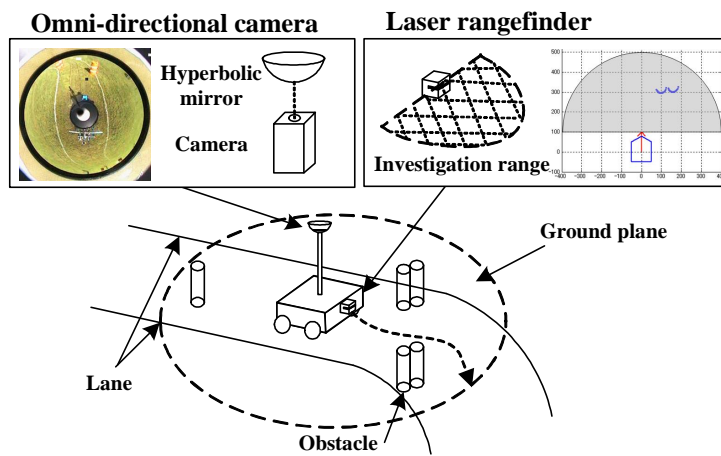


Fig.2 Autonomous mobile robot

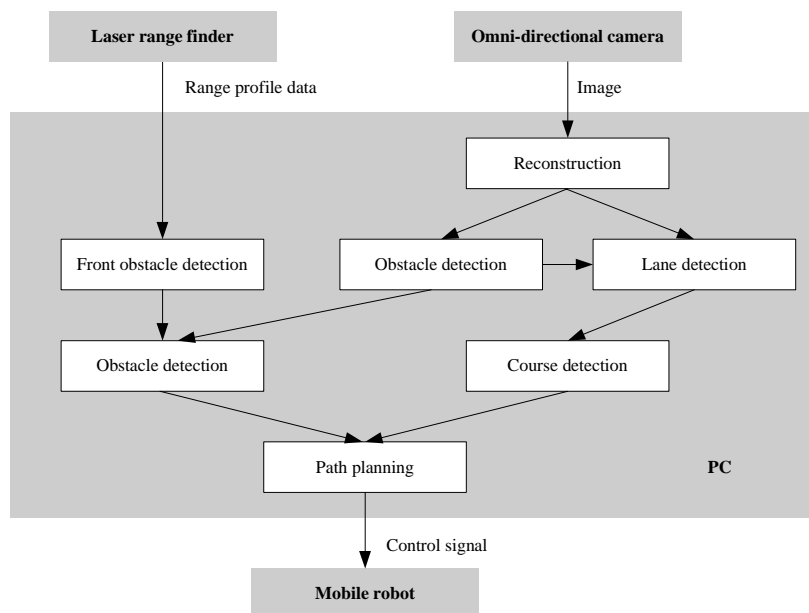


Fig.3 Autonomous running algorithm

2.3 仮定と問題の記述

2.3.1 仮定

IGVC の競技ルールに従い、以下のような仮定を設ける。

- (A1) 地面は局所的に水平な平面である。
- (A2) パイロンは赤白の縞模様である。
- (A3) コース幅は 3 ~ 5[m] である。
- (A4) 白線は局所的に平行に存在する。
- (A5) 移動ロボットはコースの内側を走行している。

(A1) は座標関係を近似するため、(A2) は障害物検出のため、(A3)、(A4)、(A5) は提案するコース検出アルゴリズムに必要である。

2.3.1 問題

ACC 環境において、移動ロボットが安定した自律走行を実現するために、従来の自律走行アルゴリズムで課題であった以下の問題について検討を行う。

(P1) どのようにして画像からパイロンを検出・除去するか。

コース上に設置された障害物はレーザレーダで検出するが、車両周辺より後方はレーザレーダで検出できない。また画像に写るパイロンの縞模様である白色成分は、白線誤検出の原因となりうる。よって画像中からパイロンを検出・除去する必要がある。

(P2) どのようにして白線を検出するか。

屋外環境では光量変化が激しく、画像には日光が強く当たる部分、影部分が同時に存在しており画像処理が非常に困難である。そこで光量変化がある画像から白線をうまく検出する必要がある。

(P3) どのようにして走行コースを検出するか。

ACC における走行コースは、コース幅の変化、部分的に白線が途切れる箇所、急カーブなどが存在するため、これらに対応した走行コース検出が必要である。

本研究では、以上の問題を解決するために、全方位カメラ画像からの環境認識について述べていく。本論文の構成は 3 章では環境認識アルゴリズムについて、4 章では全方位カメラについて、5 章では画像からのパイロン検出、6 章では白線検出、7 章ではコース検出について述べる。8 章では前章までに述べた処理を使った実験とその結果を、9 章では結論を述べる。

3. 全方位カメラ画像からの環境認識アルゴリズム

移動ロボットが安定した自律走行をするためには、視覚センサで得られた画像から走行領域や障害物などの対象物を正確に、そしてロボストに認識することが必要不可欠である。

従来の手法[3]と提案する手法の全方位カメラからの環境認識アルゴリズムを Fig.4 に示す。

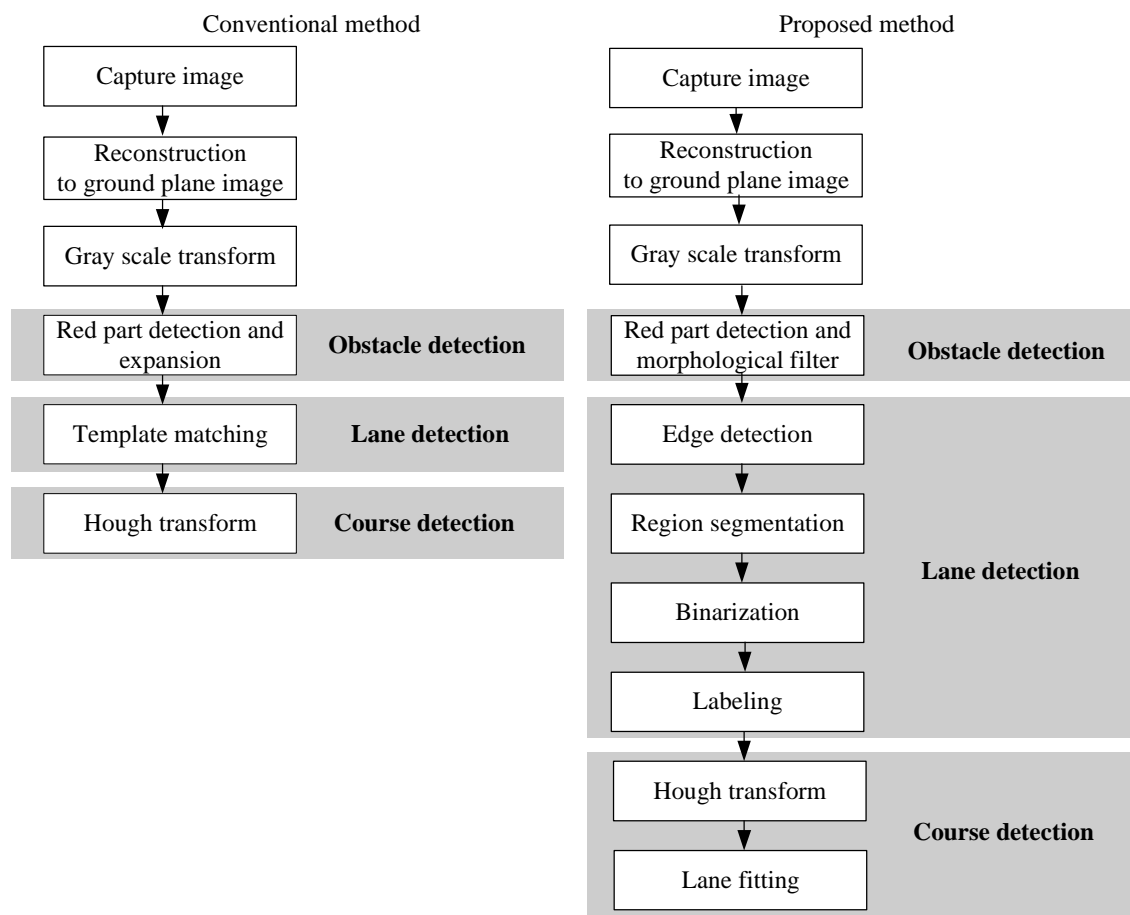


Fig.4 Environment recognition algorithm

本研究では、(P1) 障害物検出・除去の問題に対しては、障害物の色と形状に注目し、赤色成分抽出と形態学演算による障害物検出・除去を提案する。(P2) 白線検出の問題に対しては、画像内の光量変化と白線の特徴に注目し、領域分離法を基にして、エッジ検出、ラベリングを利用した白線検出を提案する。(P3) コース検出に対しては、コースの幅や形状を考慮して、Hough 変換をベースにしたコース検出を提案する。

4. 全方位カメラ

4.1 全方位カメラの構成と特徴

全方位カメラは、球面ミラー、円錐ミラー、双曲面ミラー等を使用する全方位視覚センサである。球面ミラーを用いた方法は側方の解像度が低い欠点を持ち、円錐ミラーを用いた方法は画像中心の近傍では、画像歪みが大きく、角度分解能も低いいため画像理解の目的には不十分である欠点を持つ。そして双局面ミラーを用いた方法は、側方中心でかつ足元視野も得られるという円錐ミラー及び球面ミラーを用いた両方法の視野における利点を持つ[4]。よって本研究では走行環境を認識するための視覚センサとして、双曲面ミラーを使用した全方位カメラを使用する。全方位カメラの構成と視野領域を Fig.5 に示す。

全方位カメラの特徴としては以下の2点があげられる。

- (1) 単一のカメラで1度に周囲360度の全方向視野画像を得ることが可能
- (2) 外来光が全体から入ってくるため移動に伴う光量変化が少ない

これらの特徴は屋外環境において自律移動ロボットが周囲の環境を認識するのに非常に有効となる。

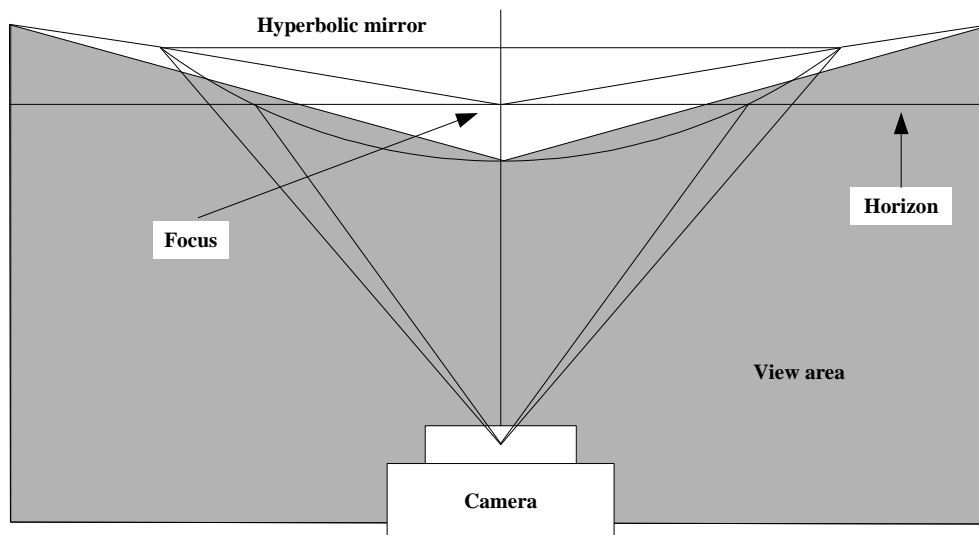


Fig.5 Composition and view area of Omni-directional camera

4.2 全方位カメラの地面平面への復元

全方位カメラより得られた画像は角度情報を保持するが、距離情報は非線形であり、大きな歪みをもっているため、画像平面から地面平面に画像を変換する必要がある。

全方位カメラでは双曲面として2葉双曲面を用いる。Fig.6 に示すように2葉双曲面とは双曲線を実軸(Z軸)周りに回転することで得られる曲面である。そして、以下の双曲線が持つ特徴も双曲面において保持される。

・ $(0,0,c)$ と $(0,0,-c)$ の2つの焦点を持つ。 $(c = \sqrt{a^2 + b^2})$

ここで Fig.6 に示すようにZ軸を鉛直軸とする3次元座標系 $O - XYZ$ を考える。このとき2葉双曲面は次式で表せる。

$$\frac{X^2 + Y^2}{a^2} - \frac{Z^2}{b^2} = -1 \quad (1)$$

なお、 a, b は双曲線の形状を定義する定数である。本視角系では、2葉のうち $Z > 0$ の領域にある双曲面をミラーとして利用する。

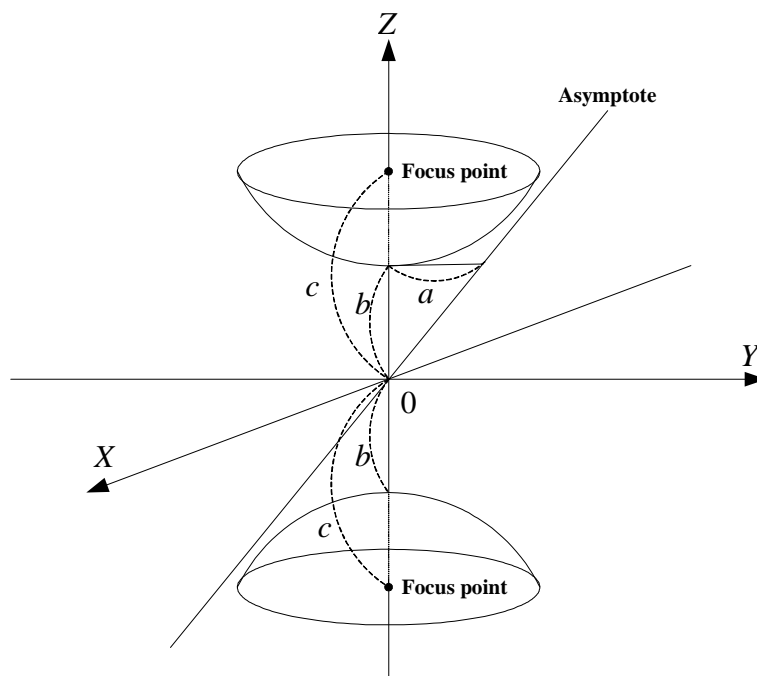


Fig.6 Hyperboloid of two sheets

全方位カメラは, Fig.7 に示すように鉛直下向きに設置した $Z > 0$ の領域にある双曲面ミラーとその下に鉛直上向きに設置したカメラから構成される. このとき, ミラーの焦点 O_M 及びカメラのレンズ中心 O_C は各々双曲面の 2 焦点 $(0,0,c), (0,0,-c)$ に位置し, 画像面 xy は XY 平面に平行でカメラのレンズ中心焦点 O_C からカメラの焦点距離 f だけ離れた平面とする. ミラー面とその焦点 O_M , カメラのレンズの中心 O_C は次式で表される.

$$\text{ミラー面} \quad \frac{X^2 + Y^2}{a^2} - \frac{Z^2}{b^2} = -1 \quad (2)$$

$$\text{ミラー焦点 } O_M \quad (0,0,+c) \quad (3)$$

$$\text{カメラレンズ中心 } O_C \quad (0,0,-c) \quad (4)$$

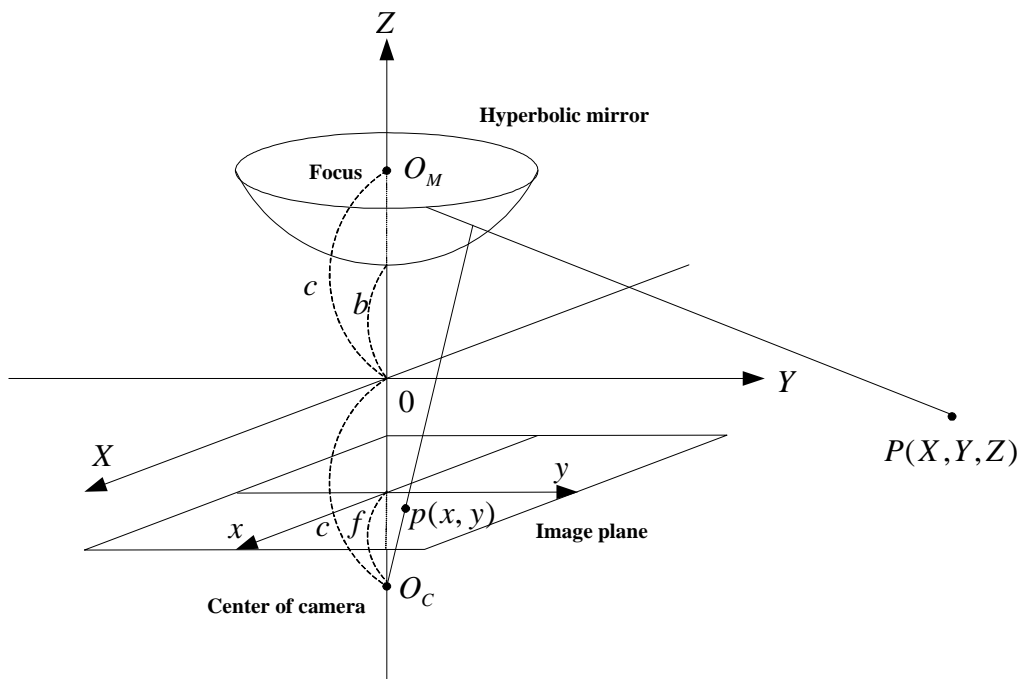


Fig.7 Composition of vision system

空間内の任意の点 $P(X,Y,Z)$ に対する画像上での写像点を $p(x,y)$ としたとき, 点 p の方位角 θ は次の式で表される.

$$\tan \theta = Y / X = y / x \quad (5)$$

すなわち Y / X で定まる点 P の方位角 θ は, y / x で定まる写像点 p の方位角 θ を算出することで得られる(Fig.8). この様に 360 度パノラマ状の領域内にある対象物体の方位角 θ が, その物体の画像面上の写像の方位として直接あらわれる.

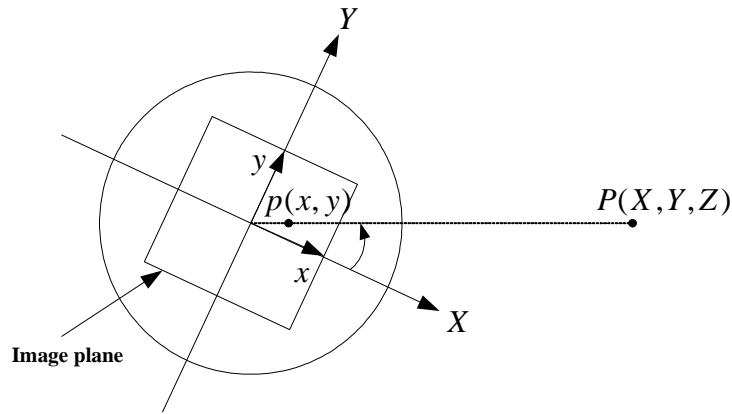


Fig.8 A projection horizontal direction of a point

また Fig.9 のように点 P と Z 軸を含む鉛直断面を想定すると, 点 P と写像点 p の間には次式の関係が成り立つ.

$$Z = \sqrt{X^2 + Y^2} \tan \alpha + c \quad (6)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \frac{(b^2 + c^2) \sin \gamma - 2bc}{(b^2 - c^2) \cos \gamma} \quad (7)$$

$$\gamma = \tan^{-1} \left(\frac{F}{x^2 + y^2} \right) \quad (8)$$

すなわちミラーの焦点 O_M からの点 P の方位角及び伏角 α は, カメラのレンズの中心 O_C を双曲面の焦点位置にすることで, 写像点 $p(x, y)$ より, 一意に求まる.

これより地面平面の画像に復元するには, 変換画像面が地面と同一になるように, 変換画像の光軸を鉛直下向きにし, 地面からカメラの焦点までの距離 H_r を変換画像の焦点距離とする. 地面方向への変換公式は以下ようになる. この変換公式により地面平面 $P(X, Y)$ に対応する全方位画像上の点 $p(x, y)$ を求めることができる.

$$x = \frac{Xf(b^2 - c^2)}{(b^2 + c^2)Z - 2bc\sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}} \quad (9)$$

$$y = \frac{Yf(b^2 - c^2)}{(b^2 + c^2)Z - 2bc\sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}} \quad (10)$$

$$R_p = \frac{-(b^2 - c^2)H_r r_p}{(b^2 + c^2)f - 2bc\sqrt{r_p^2 + f^2}} \quad (11)$$

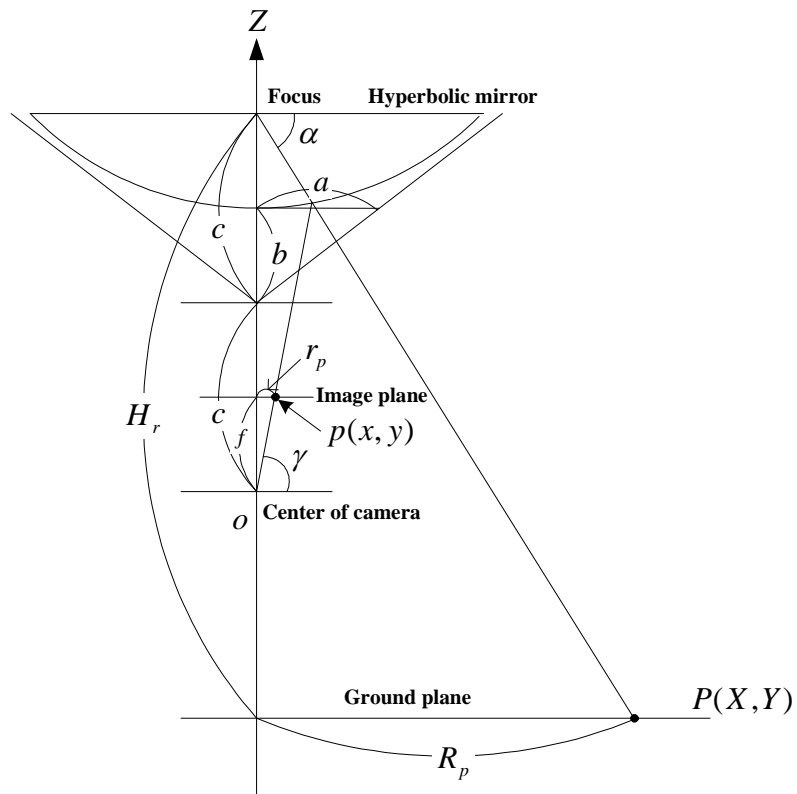


Fig.9 Relation between Omni-directional camera and ground plane

全方位カメラで得られた画像と変換公式により地面平面に変換した画像を Fig.10 に示す .



(a) Omni-directional image



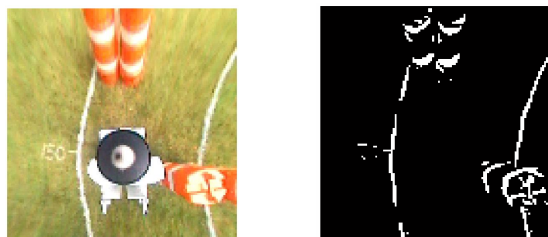
(b) Ground plane image

Fig.10 Reconstruction of omni-directional image

5. 画像からの障害物検出

5.1 障害物検出アルゴリズム

コース上に設置された障害物はレーザレーダにより検出するが、車両周辺、後方の障害物はレーザレーダでは検出できない。また画像に写るパイロンの縞模様である白色成分は、白線誤検出の原因となりうる。よって画像中からパイロンを検出・除去する必要がある。



(a) Ground plane image (b) Binary image

Fig.11 False detection of a lane

従来手法では、(A2)のパイロンは赤白の縞模様であるという仮定を利用し、YUV 成分画像の U 成分による赤色成分検出を行い、その周囲を膨張させる障害物検出を行なったが、膨張処理により実際の障害物より大きく検出してしまう問題点があった。

本研究では、画像に写る障害物の形状に対応するため形態学演算を利用した障害物検出を提案する。そして検出した障害物は画像からの除去をおこなう。従来の手法と提案する障害物検出アルゴリズムを Fig.12 に示す。

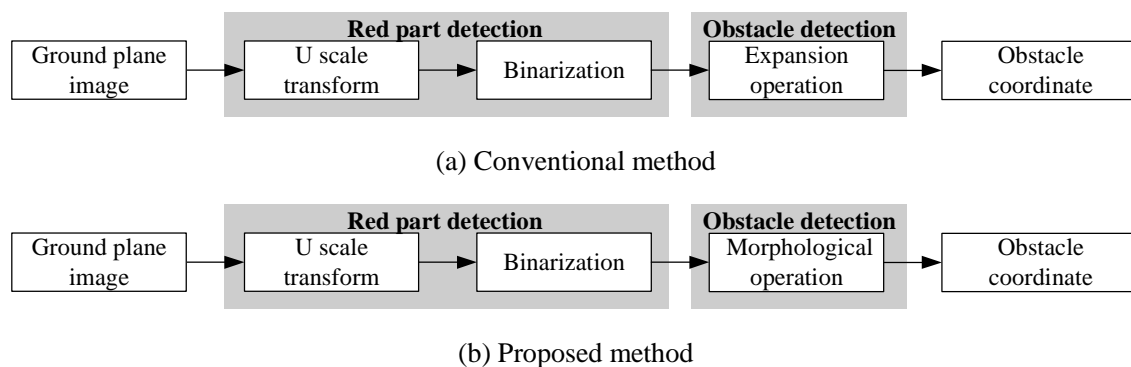


Fig.12 Obstacle detection algorithm

5.2 障害物の赤色成分検出

RGB 画像を YUV 画像に変換し, U 画像を利用することで,パイロンの赤色成分を検出する.

5.2.1 RGB 画像から YUV 画像への変換

RGB 画像は赤(Red), 緑(Green), 青(Blue)の輝度値の三次元配列で表現される. R 画像はパイロンだけでなく白線も高い輝度値を持つため,本研究では RGB 画像から YUV 画像への変換を行ないパイロンの赤色成分を検出する. YUV 画像は, Y は輝度, U は青の差分, V は赤の差分で表現される. RGB 画像から YUV 画像への変換は下式を用いる.

$$\begin{pmatrix} Y \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.2990 & 0.5870 & 0.1140 \\ -0.1687 & -0.3313 & 0.5000 \\ 0.5000 & -0.4187 & -0.0813 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (12)$$

Fig.13 に R 画像と U 画像の比較を示す. R 画像はパイロンだけでなく白線も高い輝度値を持つが, U 画像では白成分の輝度値が低くなり,パイロンの赤色成分が高い輝度値を持つ.

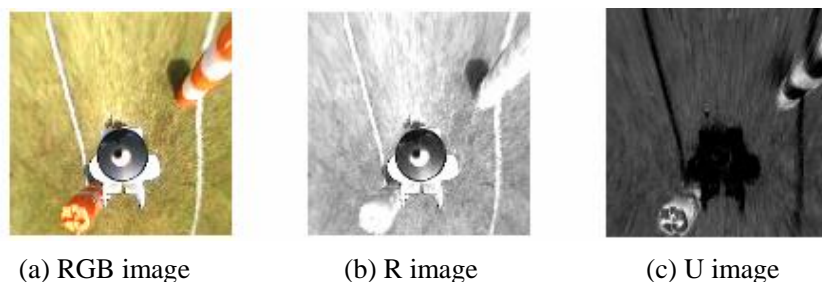


Fig.13 Comparison between R image and U image

5.2.2 U 成分画像を利用した赤色成分検出

RGB 画像を色変換した U 画像を用いて 2 値化処理を行い赤色成分の検出を行なう. Fig.14 に赤色成分検出結果を示す.

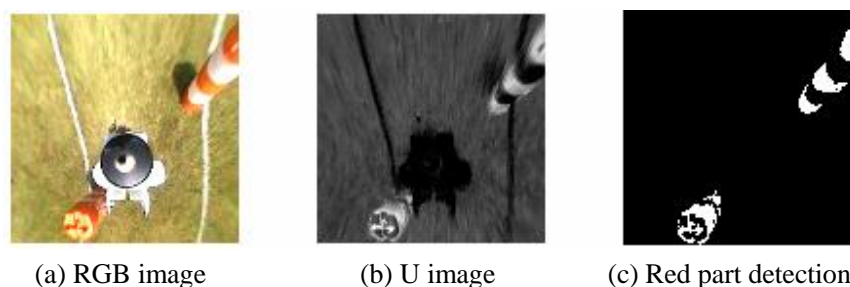


Fig.14 Result of red part detection

5.3 障害物の検出

形態学演算を用いてパイロンの形状に適した検出をする。

5.3.1 形態学演算

形態学演算とは、ものの形態変化を数学的にとらえた数理形態学の理論を画像解析に展開し、体系化したもので、複雑な 2 値画像変形操作も簡潔に記述できる特徴がある[5]。

2 つの集合 X , B に対する Minkowski 和と Minkowski 差は以下のように定義される演算である。

$$\text{Minkowski 和: } X \oplus B \equiv \bigcup_{b \in B} (X)_b \tag{13}$$

$$\text{Minkowski 差: } X \ominus B \equiv \bigcap_{b \in B} (X)_b \tag{14}$$

ここで

$$(X)_b = \{x + b \mid x \in X\} \tag{15}$$

であり、 X を b だけ平行移動した集合である。Minkowski 和と Minkowski 差の例を以下に示す。

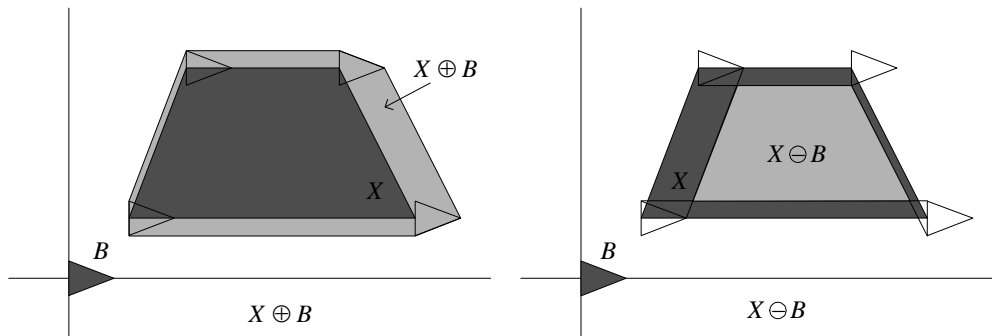


Fig.15 Minkowski sum and Minkowski difference

Minkowski 和は、 X の原点を $b \in B$ に平行移動した集合の集合和であり、 X が外側に膨張した集合になる。Minkowski 差は、Minkowski 和における集合和を集合積に置き換えたものである。その結果 X が内側に収縮した集合になる。

形態学演算における開放(opening)と閉鎖(closing)は以下のように定義される。

$$\text{開放(opening): } X \circ B \equiv (X \ominus B) \oplus B \tag{16}$$

$$\text{閉鎖(closing): } X \bullet B \equiv (X \oplus B) \ominus B \tag{17}$$

Fig.16 に開放と閉鎖の例を示す。開放の結果は、構造化要素を図形からはみ出さないように図形内を平行移動させたときに、構造化要素が到達できる領域になる。開放は、狭い地形形状、小島を除去する。また閉鎖の結果は、構造化要素の反転を図形の背景からはみ出さないように平行移動させたときに、到達できる領域の補集合になる。閉鎖は、狭い隙間、小さい穴を融解する。

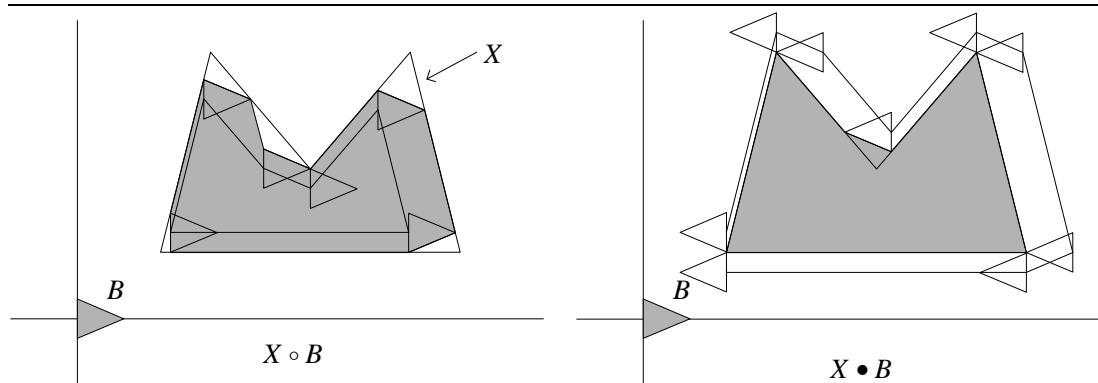


Fig.16 Opening and Closing

5.3.2 形態学演算による障害物検出

U 画像より検出した赤色成分に対して、形態学演算による閉鎖処理を行い、障害物の形状に適した検出を行なう。Fig.17 に障害物検出結果を示す。画像サイズ 128 * 128[pixel]に対して、構造化要素には半径 10[pixel]の円を使用した。

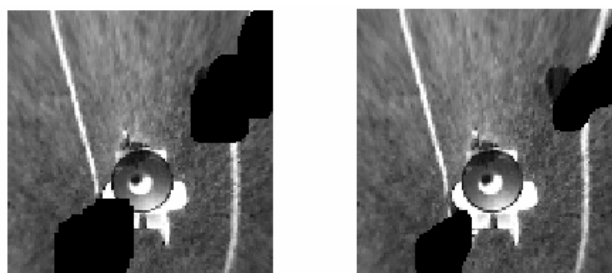


(a) Ground plane image (b) Red part detection (c) Closing

Fig.17 Result of obstacle detection

5.4 画像からの障害物除去

障害物の検出結果を用いて、画像から障害物除去を行なう。Fig.18 に従来手法と提案する手法の障害物除去結果の比較を示す。従来手法では赤色成分に対して増幅処理を行うことで障害物除去を行っていたため白線を除去する可能性があった。提案手法では形態学演算を利用することで障害物の形状に適した除去ができています。



(a) Conventional method (b) Proposed method

Fig.18 Result of obstacle removal

6. 白線の検出

6.1 白線検出アルゴリズム

屋外環境の画像内には、日光が強く当たる部分、影部分が同時に存在しており、濃淡値の閾値による2値化では白線をうまく検出することは困難である。

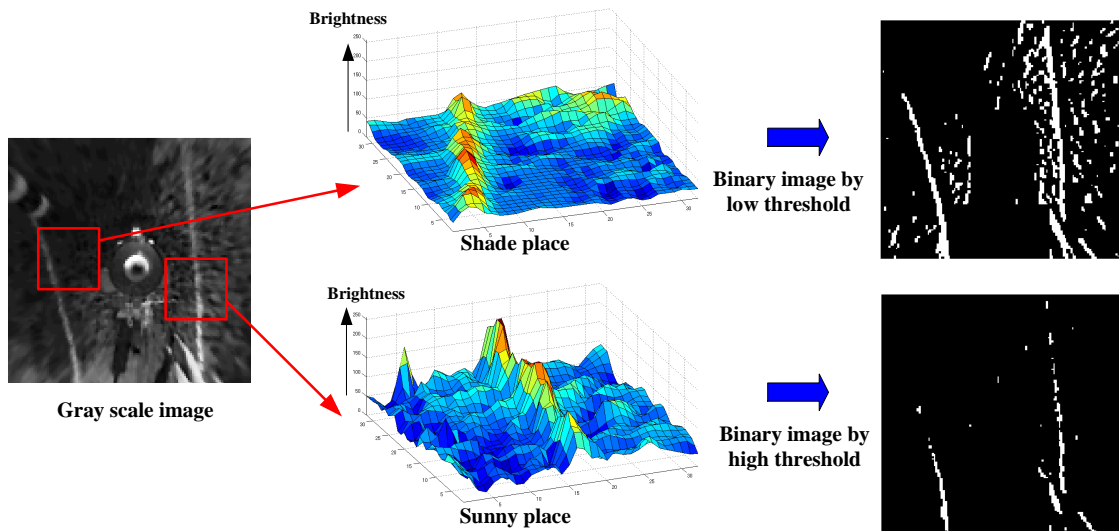


Fig.19 binary transform by threshold

従来手法では、白線の形状に注目し、テンプレートマッチングを利用した白線検出を行なったが、処理時間がかかるという問題点があった。

本研究では領域分離法を基にした動的閾値処理、そして白線の特徴である(1)周辺より明るい(2)線であるという2つの特徴を考慮した白線検出法を提案する。従来の手法と提案する白線検出アルゴリズムを Fig.20 に示す。

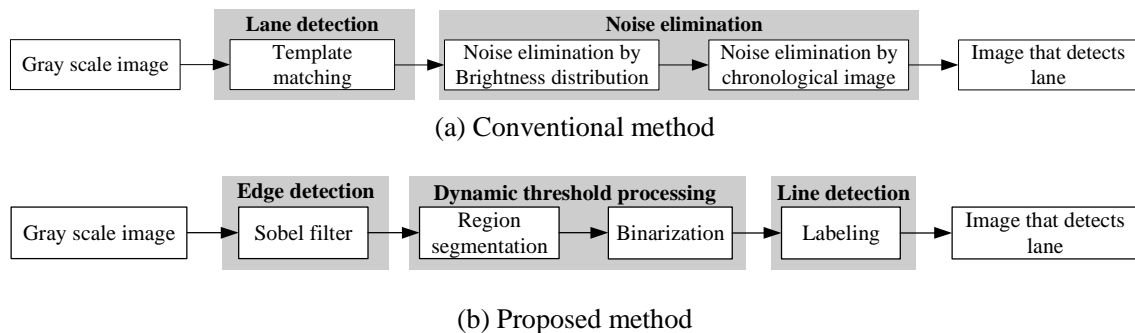


Fig.20 white lane detection algorithm

6.2 白線のエッジ検出

白線は周りの芝生よりも輝度が大きいという特徴を抽出するために、エッジ検出を行なう。

6.2.1 エッジ検出

エッジ検出とは、画像中の輝度が急激に変化する場所を検出する処理である。輝度の変化値は、微分演算を利用することで算出できる。具体的には、注目画素とその近傍画素の輝度の差を用いて微分値を計算する。

画像上の座標 (x, y) における明るさの勾配は一次微分により算出できる。またこの微分値は $(\Delta x, \Delta y)$ として表現できる。微分と強さを算出する式を次に示す。

$$x \text{ 方向の微分} \quad \Delta x = f(x+1, y) - f(x, y) \tag{18}$$

$$y \text{ 方向の微分} \quad \Delta y = f(x, y+1) - f(x, y) \tag{19}$$

$$\text{強さ} \quad \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \tag{20}$$

微分演算を行うための近傍画素同士の演算を表現する係数の組を微分オペレータと呼び、様々な微分オペレータが考案されている。微分オペレータの例を Fig.21 に示す。これらの数値列は、周囲の画素にその位置に相当する係数を乗じて和をとる計算を示す。

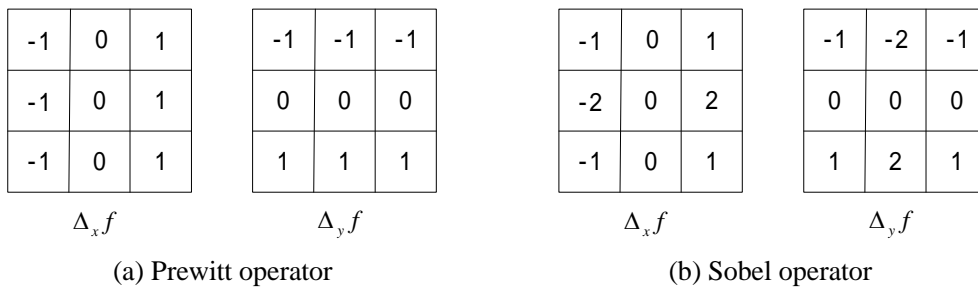


Fig.21 Edge detection operator

6.2.2 Sobel フィルタによるエッジ検出

ACC 環境では、移動ロボットは白線に平行して走行するため、Sobel オペレータを利用した x 方向の微分を行ない、白線のエッジを強調する。エッジ検出結果を Fig.22 に示す。

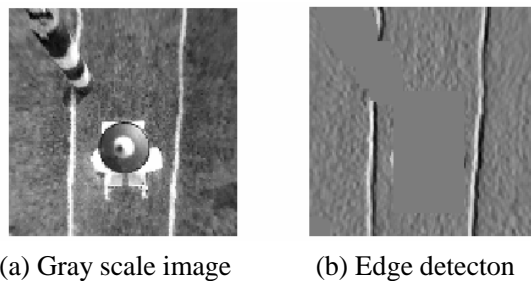


Fig.22 Result of edge detection

6.3 領域分離法を利用した動的閾値処理

屋外環境の画像内には、日光が強く当たる部分、影部分が同時に存在しているため、領域分割法を利用して、分割された領域に適した閾値による2値化処理を行なう。

6.3.1 領域分離法

領域分離法は、画像を小領域に分割することによって特徴の一様な領域を求める方法である[5]。具体的には次のような処理を行なう。

まず画像全体を一つの領域と考え、特徴の一様性を調べる。特徴の一様性は領域内の濃度の分散などを尺度として評価する。

特徴が一様でない場合は、図のように領域を4つの矩形領域に分割する。一様な場合は停止する。

分割でできた各矩形領域に対して、この処理を繰り返す。

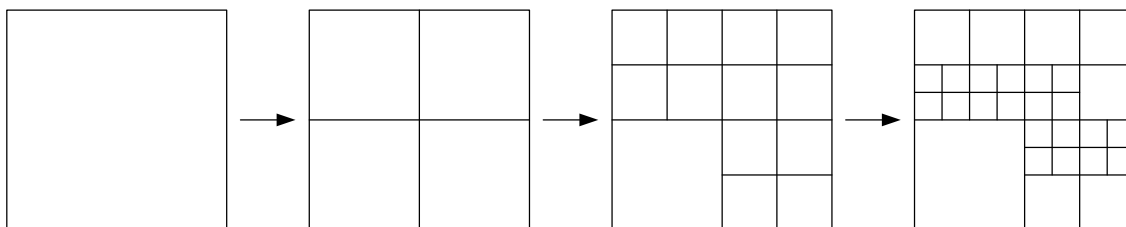
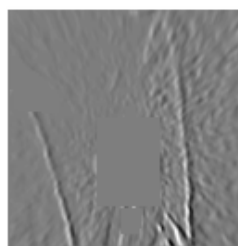


Fig.23 Region segmentation

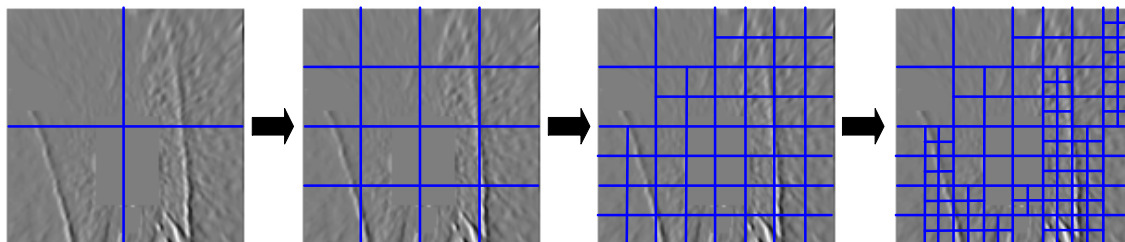
エッジ画像に対して、領域分割法により画像領域の分割を行なった結果を Fig.24 に示す。



(a) Ground plane image



(b) Edge image



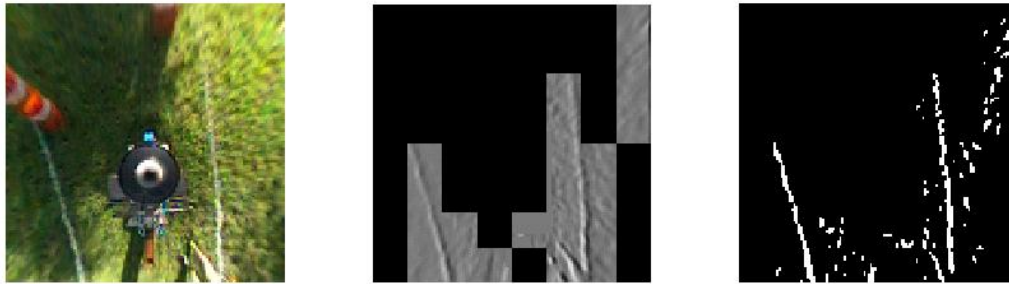
(a) Flow of region segmentation

Fig.24 Division of image by region segmentation

6.3.2 動的閾値処理

本研究では画像サイズ $128 * 128$ [pixel]に対して、 $16 * 16$ [pixel]まで分割を行い、特徴を持つ画像を抽出し、それぞれの領域に適した閾値を設け2値化を行なう。閾値には、切り出すべき白線の面積がある程度推定できるため、p-タイル法による閾値選択を行なった。

動的閾値処理の結果を Fig.25 に示す。日光が強く当たる部分、影部分に関わらず白線を検出できていることが分かる。



(a) Ground plane image (b) Extraction of a characteristic space (c) Binary image

Fig.25 Dynamic threshold processing

6.4 ラベリングによる線成分検出

動的閾値処理により2値化された画像には、白線の他に芝生のノイズも含んでいる。そこで白線は線であるという特徴を利用し、ラベリングによる線成分の検出を行なう。

6.4.1 ラベリング

同じ連結成分に属するすべての画素に同じラベル(番号)を割り当て、異なった連結成分には異なったラベルを割り当てる操作を、連結成分のラベリングという[5]。ラベリングにより個々の連結成分に分離することができ、各連結成分の面積や周囲長等の特徴量を抽出することができる。

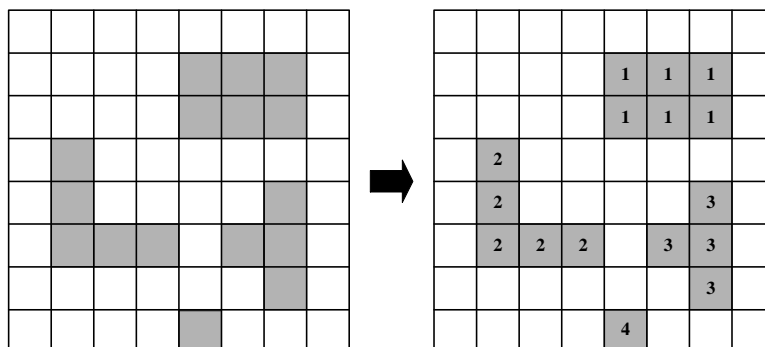


Fig.26 Labeling

以下に、ラン解析によるラベリングのアルゴリズムを示す。ランは同一捜査線上の 1-画素(または 0-画素)の並びのことである。

TV 式ラスタ走査で最初に出会う 1-画素を見つけ、その画素を含む水平ランを新規ラベルでラベル付けする。

ラベル付けしたランの上下に連結するすべてのランの左端の座標を、スタックに記録する(既にラベル付けされているランは無視する)。

スタックが空ならステップ 1 に戻る。空でなければ、スタックの先頭から座標を取り出して、その画素を含む水平ランをラベル付けした後 に戻る。

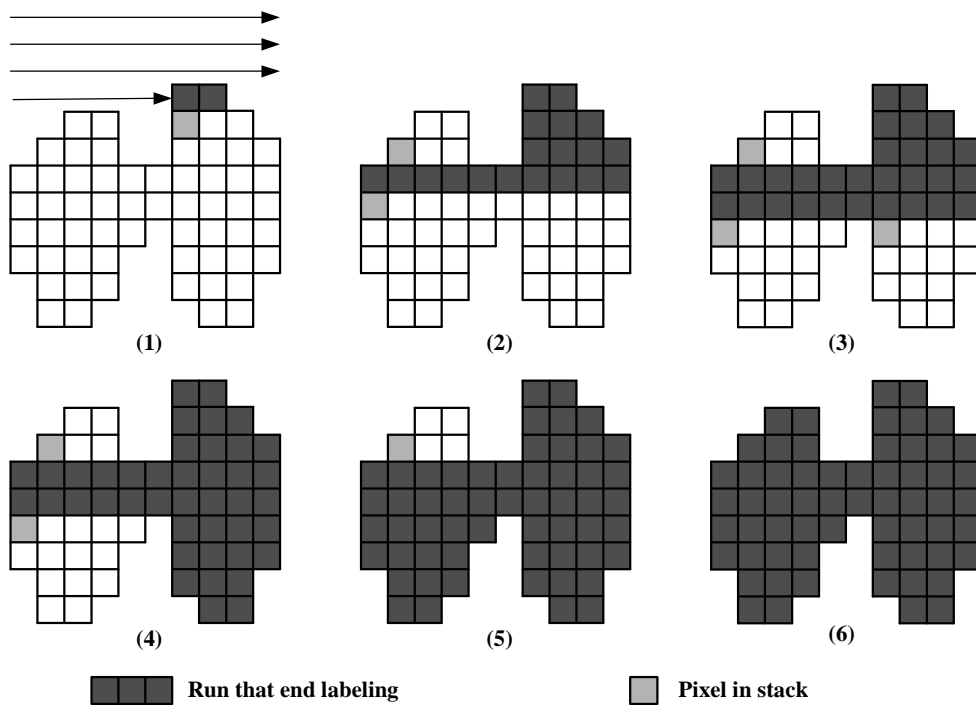


Fig.27 Labeling by run analysis algorithm

6.4.2 線成分の検出

ラベリングにより, 異なったラベル付けをされた連結成分の形状を解析し, 線成分を検出する. 画像中の線の定義を, (1)一定の面積以上で, (2)幅が狭いものとする.

線成分を検出するための特徴量として, 高さ h , 横幅 w , 面積 a , 面積比率 ra (面積と縦 * 横の比率)を用いて以下のように定義する.

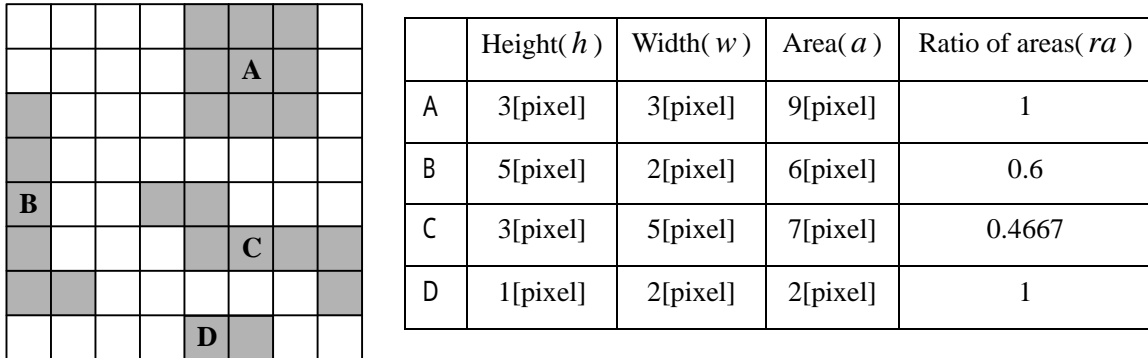


Fig.28 Example of typical figure

一定の面積以上: $a > \alpha$ (21)

幅が狭い: $(h < \beta) \cup (w < \gamma) \cup (ra < \delta)$ (22)

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$: 閾値

ラベリングを利用して線成分を検出した結果を Fig.29 に示す .



(a) Ground plane image (b) Binary image (c) Line detection

Fig.29 Result of line detection

7. コースの検出

7.1 コース検出アルゴリズム

ACCの走行コースは、コース幅の変化、部分的に白線が途切れる箇所、急カーブなどが存在するため、これらに対応した走行コース検出が必要である。

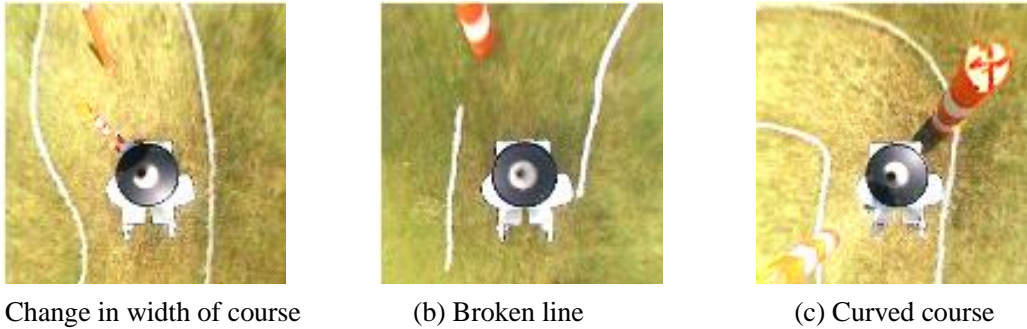


Fig.30 Example of course

従来手法では、Hough 変換により指定した一定の幅を持ち平行に存在する直線を走行コースとして検出を行ってきた。しかしコース幅の細かい変動や、カーブ時の検出に問題があった。

本研究では、Hough 変換を利用して画像中の直線成分から走行コース条件を満たす直線ペアを複数検出し、合成するコース検出法を提案する。従来手法と提案するコース検出アルゴリズムを Fig.31 に示す。

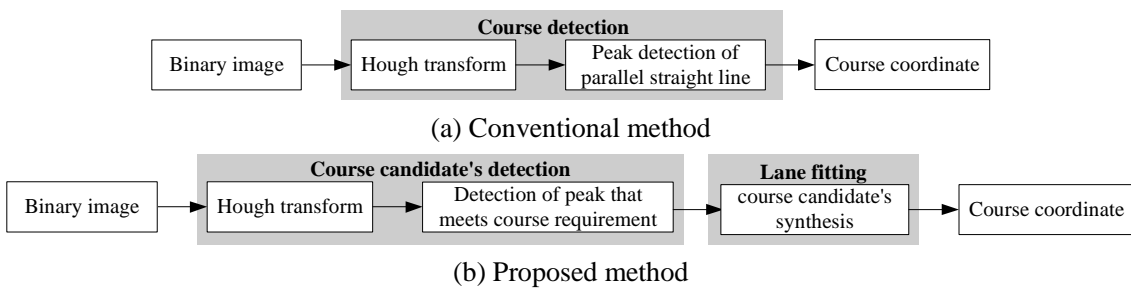


Fig.31 Course detection algorithm

7.2 Hough 変換を利用した走行コース検出

白線検出を行なった 2 値画像に Hough 変換を施し, 得られた Hough 空間からコースの条件を満たす直線成分を検出することで走行コース検出を行なう.

7.2.1 Hough 変換

検出したい線の形があらかじめ決められており, 代数方程式でその形状が表現できる場合には線の形状を表すパラメータ空間に画像中の特徴点(エッジ点など)を写像する Hough 変換が有効である[5].

直線を表す代数方程式は次式で表せる

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (23)$$

ここで ρ は座標原点から直線へ下ろした垂線の長さ, θ は垂線と x 軸との角度を表すパラメータである.

この代数方程式を用いると, $x-y$ 画像空間中の直線 $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ は $\rho-\theta$ パラメータ空間中の 1 点として表される. また画像中の特徴点 (x_0, y_0) を通る任意の直線は

$$\rho_0 = x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0 \quad (24)$$

と表され, この式を満たす直線群はパラメータ空間中で[Fig.32 (d)]のような軌跡を形作る. このような画像空間とパラメータ空間の関係を用いて次の手順で直線検出を行う.

$\rho-\theta$ パラメータ空間を表す 2 次元配列を用意し, その値をすべて 0 に初期化する.

画像中の特徴点の座標値を式(23)の x, y に代入した式を ρ と θ に関する方程式とみなし, パラメータ空間中でその方程式の表す軌跡を描く[Fig.32 (e) (f)]. 軌跡の描画は, θ を一定間隔 $\Delta\theta$ ずつ増加させながら方程式を満たす ρ の値を計算することによって, 軌跡の通過する配列要素を求め, その値を 1 増やす(投票する)事によって軌跡を重ね書きする.

すべての特徴点に対応する軌跡を描いた後, 多数の軌跡が集中している位置, すなわちパラメータ空間を表す配列中で大きな極大値を持つ要素を求める. 求めたパラメータで表される直線が, 多数の特徴点を通る直線となる.

Hough 変換は画像中の特徴点が連続していなくてもうまく直線を検出でき, ノイズにも強い. これらの特徴は画像から直線を検出するのに有効である.

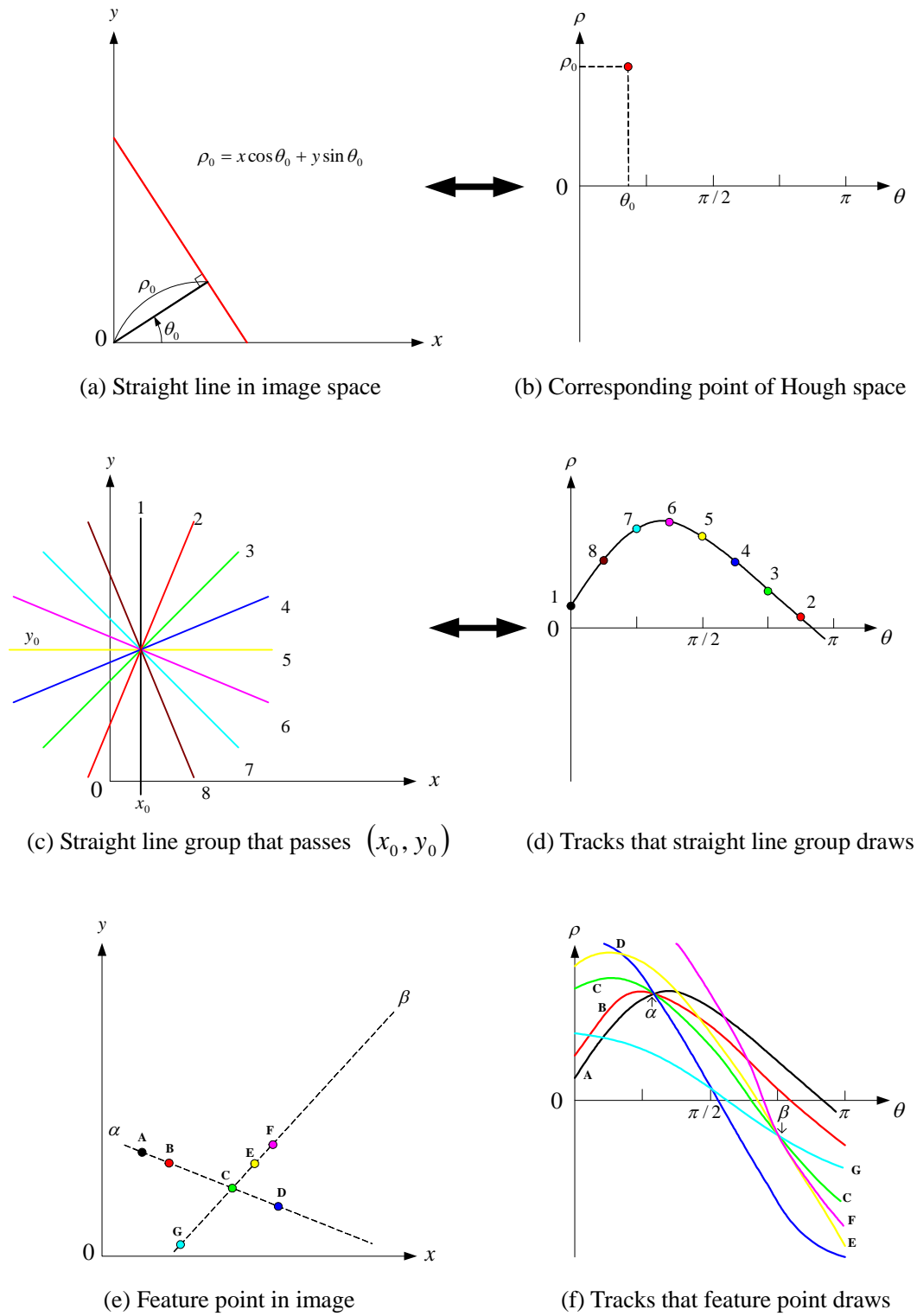


Fig.32 Hough transform

7.2.2 画像空間と Hough 空間における左右白線の関係

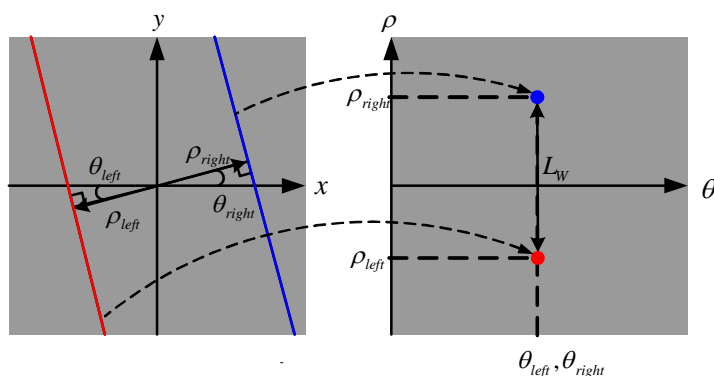
走行コースは(A3) (A4) (A5)の仮定より車両を挟む平行な直線という特徴を利用して Hough 空間から検出する。走行コース幅 L_W は平行に存在するとして、画像空間と Hough 空間における左右白線の関係は、以下のように表せる。 L_W は ACC の競技規定より 3 ~ 5[m]の範囲と定める。

$$\text{Left lane : } \rho_{left} = x \cos \theta_{left} + y \sin \theta_{left} \tag{25}$$

$$\text{Right lane : } \rho_{right} = x \cos \theta_{right} + y \sin \theta_{right} \tag{26}$$

$$\theta_{left} \cong \theta_{right} \tag{27}$$

$$L_W \cong |\rho_{left} - \rho_{right}| \tag{28}$$

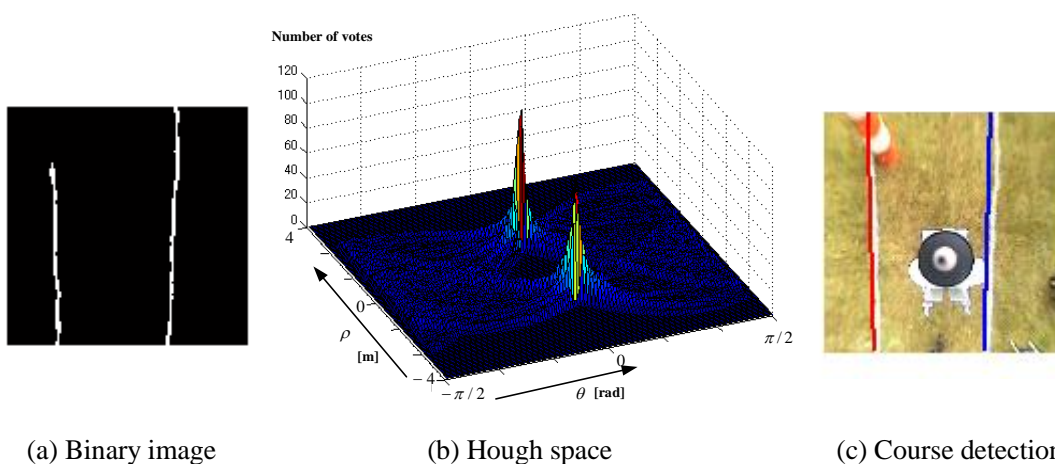


(a) Image space

(b) Hough space

Fig.33 Relation between right and left lanes

以上の関係を用いて、Hough 空間におけるピーク値から走行コースの条件を満たす直線を走行コースとして検出を行なう。コース検出結果を Fig.34 に示す。



(a) Binary image

(b) Hough space

(c) Course detection

Fig.34 Result of course detection

7.2.3 Lane fitting によるカーブ検出

コースが直線の場合, Hough 空間においてピーク値が一点に集中するため容易にコース検出ができる。しかしコースがカーブの場合, Hough 空間においてピーク値が分散されるため, 1 つの直線ペアでは正確なコース検出が困難である。

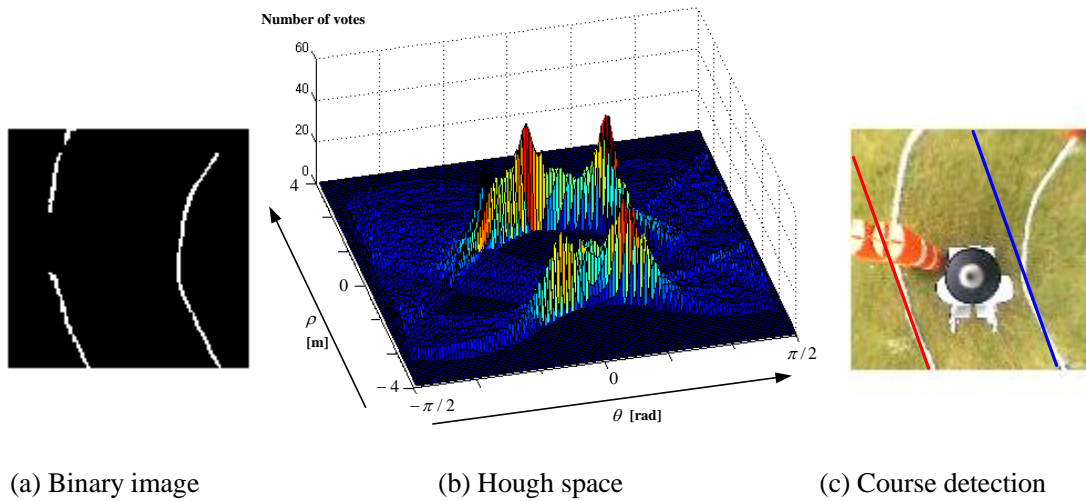


Fig.35 Result of course detection

そこで Lane fitting によるカーブ検出を提案する。Lane fitting では, 仮定(A3)(A4)からカーブしているコースはいくつかの平行な直線の集合であると考えられる。Hough 空間において走行コースの条件を満たすピーク値を複数検出し, カーブを複数の直線の集合で近似する。

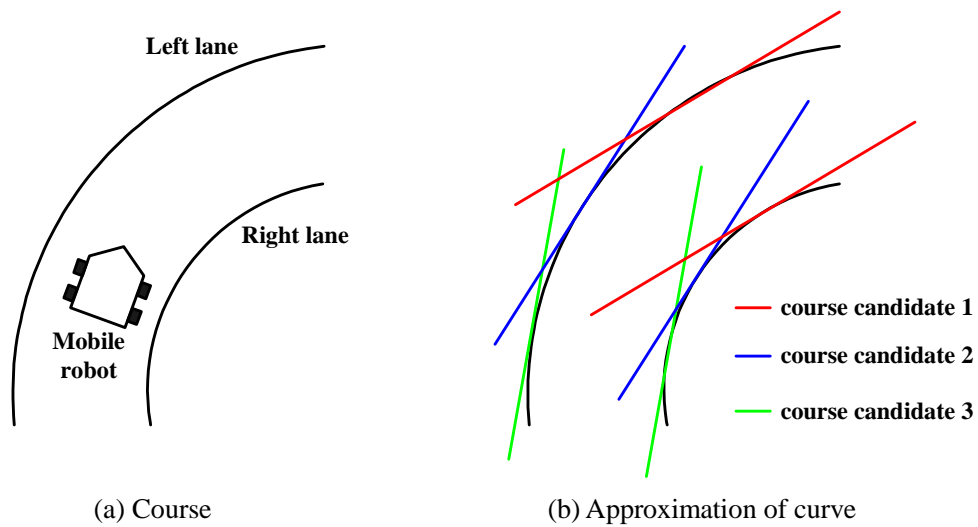
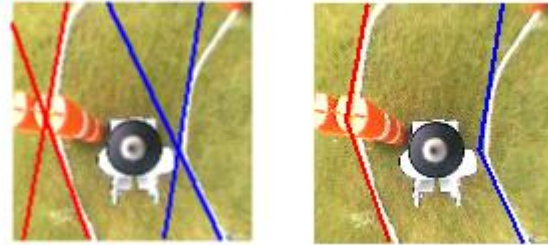


Fig.36 Lane fitting

Lane fitting によりカーブ検出を行なった結果を Fig.37 に示す . 複数のコース候補を合成することで正確なカーブ検出ができています .



(a) Course candidate

(b) Course detection

Fig.36 Result of course detection by Lane fitting

得られた走行コースをもとに障害物を避けた安全な経路計画を行い自律走行する .

8. 実験

本研究で提案した環境認識アルゴリズムの有効性を検証するために、画像データを用いたシミュレーション実験と屋外環境における自律走行実験を行なった。

8.1 画像データを用いたシミュレーション実験

画像データに対して従来の手法[3]と提案する手法を適用し比較する。

8.1.1 実験装置

シミュレーション実験に使用した処理システムの仕様は付録に示す。

8.1.2 実験環境

シミュレーション実験に用いた画像は以下の環境で撮影されたものを使用した。

場所: IGVC2002, IGVC2004, IGVC2005, IGVC2006 ACC 競技コース

天候: 晴れ, 曇り

路面: 芝生

8.1.3 実験結果

画像データに対して従来手法と提案する手法を適用し比較した結果を以下に示す。

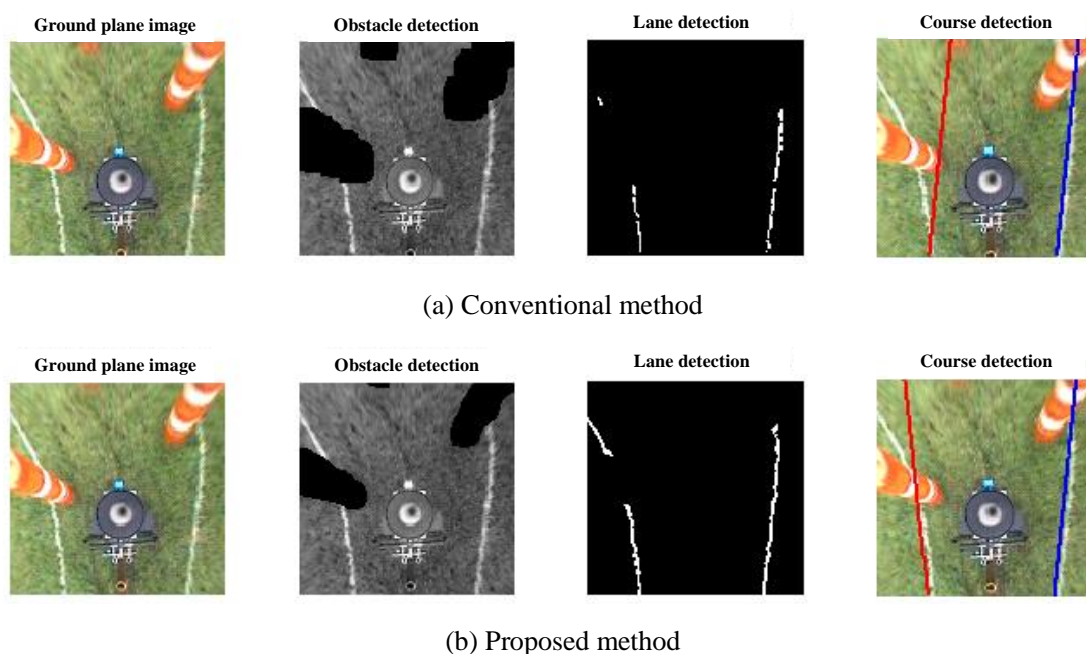
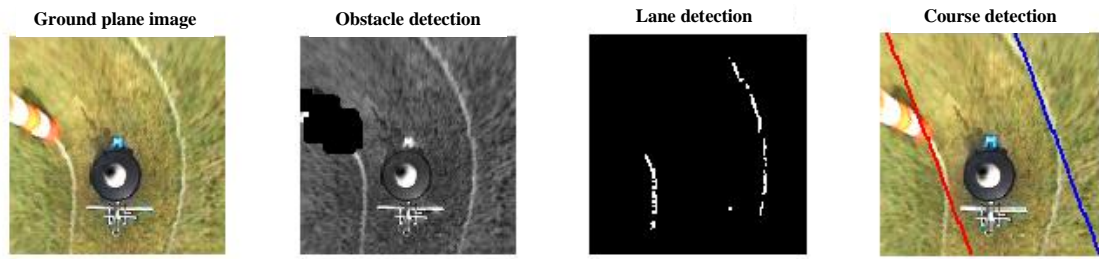
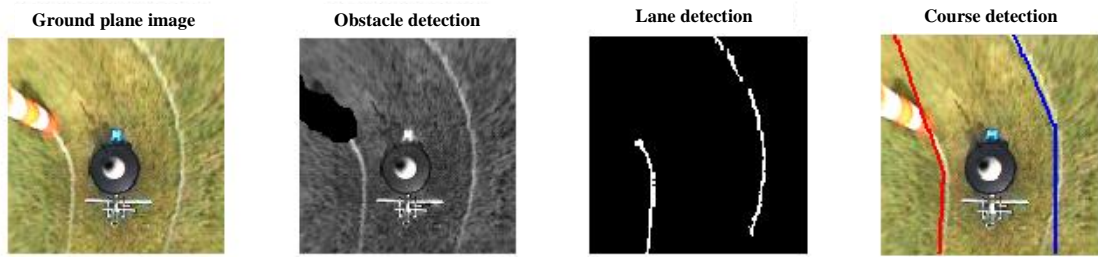


Fig.37 Result of environment recognition 1

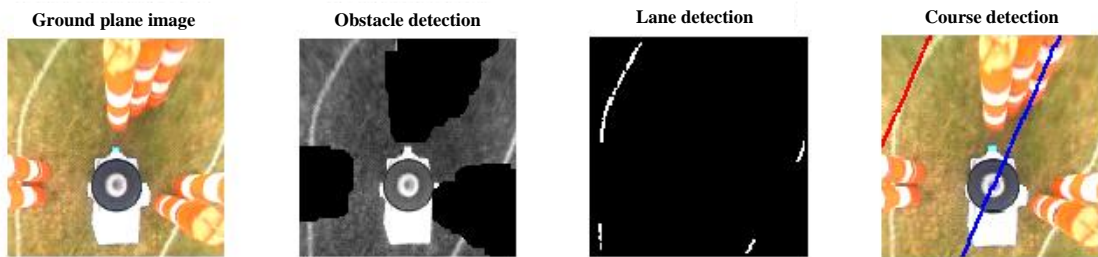


(a) Conventional method

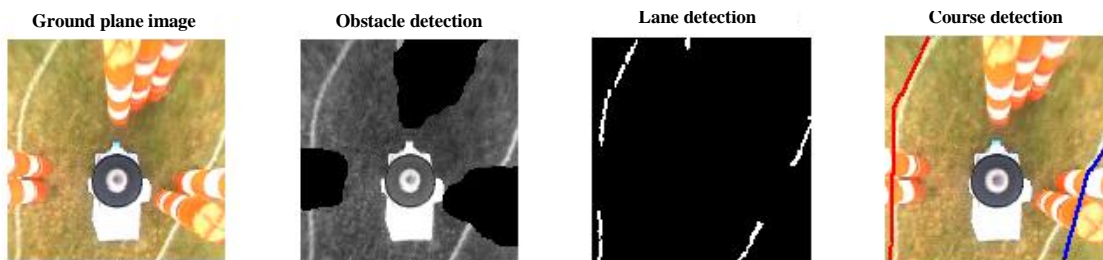


(b) Proposed method

Fig.38 Result of environment recognition 2



(a) Conventional method



(b) Proposed method

Fig.39 Result of environment recognition 3

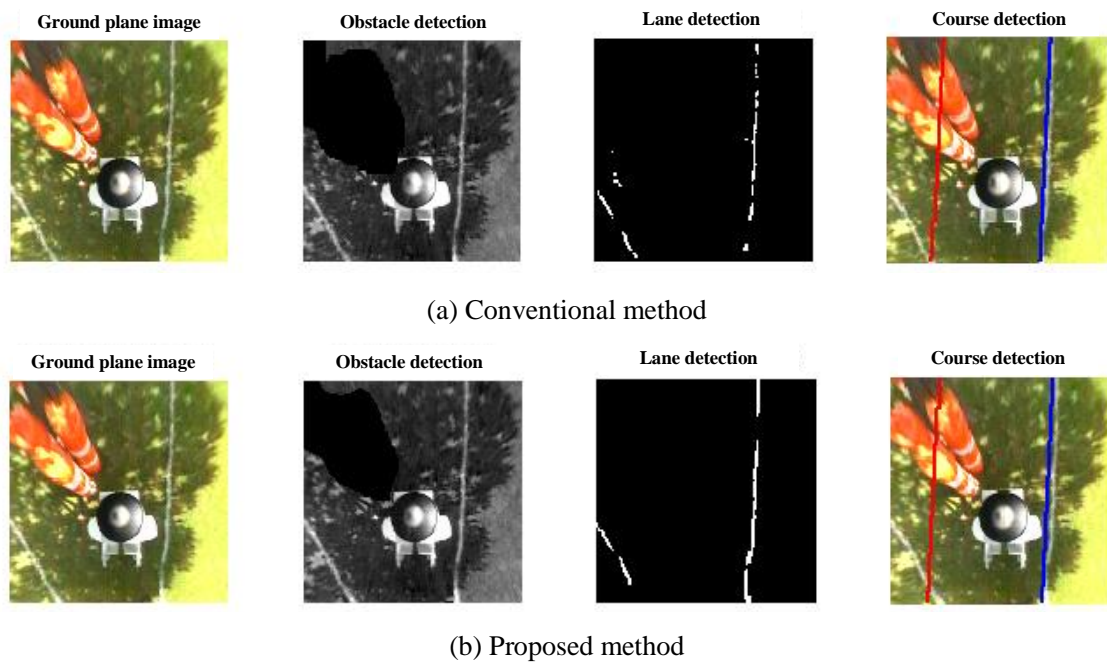


Fig.40 Result of environment recognition 4

8.1.4 考察

障害物の検出・除去では、障害物の形状に適した検出ができ、Fig.37 や Fig.39 のような障害物付近の白線まで除去する可能性が、従来の手法に比べ低くなった。

白線検出では、Fig.40 のような画像内に日光が強く当たる部分、影部分が同時に存在している画像に対しても、安定した白線検出結果を得ることができた。

走行コース検出では、Fig.37, Fig39 のようなコース幅の変化、Fig38 のようなカーブのようなコースに対応した検出ができ、従来の手法に比べ、より正確でロバストな検出結果を得ることができた。

8.2 屋外環境における自律走行実験

実環境における有効性を検証するために、提案する環境認識アルゴリズムを自律走行アルゴリズムに組み込み、屋外環境において自律走行実験を行なった。

8.2.1 実験装置

実験に用いた移動ロボットを Fig.41 に示す。車体に用いた電動車椅子、センサに用いた全方位カメラとレーザレーダ、処理システムの仕様は付録に示す。

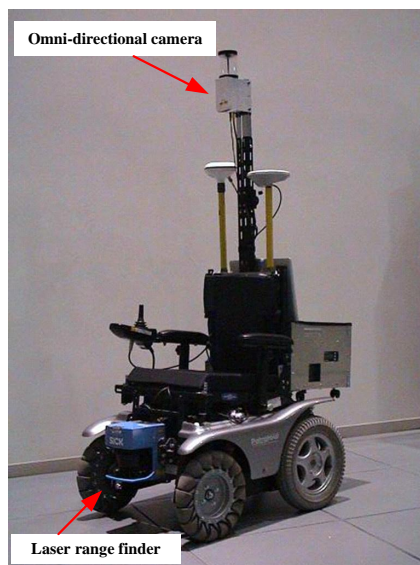


Fig.41 Mobile robot

8.2.2 実験環境

以下の屋外環境で実験を行なった。実験環境の概要図を Fig.42 に示す。

場所: 小金井公園

天候: 曇り

路面: 芝生

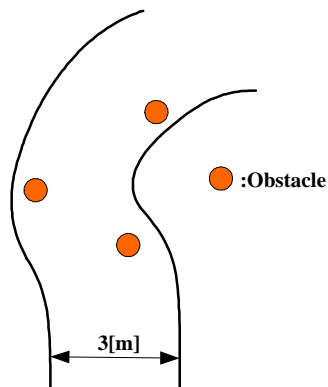


Fig.42 Environment of experiment

8.2.3 実験結果

移動ロボットはコース内で障害物を避け安定した自律走行を行った。移動ロボットの環境認識結果を以下に示す。

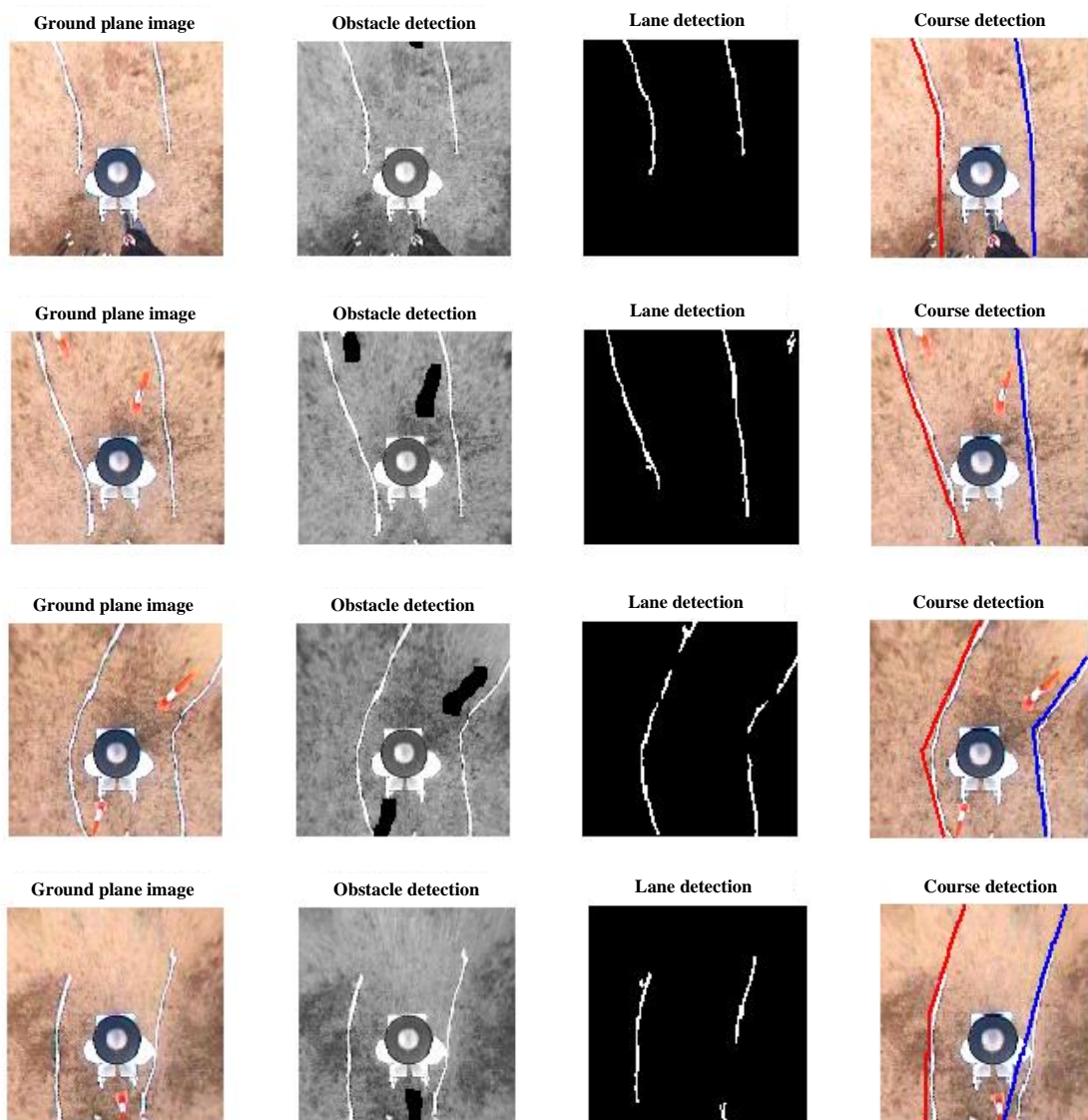


Fig.43 Result of autonomous running

8.2.4 考察

提案した環境認識アルゴリズムは、実際の屋外環境において、全方位カメラ画像から、正確そしてロバストに障害物と白線を認識し、コース検出を行なった。

障害物検出では、パイロンに見立てた赤白縞模様のカラーコーンに対して形状に適した検出ができています。

白線検出では、屋外のノイズの多い画像からも安定した検出ができています。

9. むすび

本研究は, IGVC における ACC の環境を想定して, 全方位カメラを搭載した移動ロボットの走行環境認識について新たな手法を提案した.

提案した全方位カメラからの環境認識アルゴリズムは

- ・形態学演算を利用した障害物検出
- ・領域分割法を利用した白線検出
- ・Hough 変換をベースにした走行コース検出

によって, 屋外環境でも安定した自律走行を実現することができた.

参考文献

- [1] 松本吉央, 稲葉雅幸, 井上博允: ビューベースアプローチに基づく移動ロボットナビゲーション, 日本ロボット学会誌 Vol.20 No.5, pp.506 ~ 514, 2002
- [2] <http://www.igvc.org>
- [3] 飯倉裕樹: 屋外環境における自律走行車両の開発, 法政大学修士論文, 2005
- [4] 山澤一試, 八木康史, 谷内田雅彦: 移動ロボットのナビゲーションのための全方位センサ Hyper Omni Vision の提案, 電子情報通信学会論誌, Vol.j79-D II pp. 698-707, 1996
- [5] 田村秀行: コンピュータ画像処理: オーム社

付録

シミュレーション実験に使用した処理システムの仕様を Table 3 , 車体の仕様を Table 4 に示す .

Table 3 処理システム(シミュレーション実験)

CPU	Pentium4 2.4GHz
Memory	512MB
OS	Microsoft Windows XP
Programming language	MATLAB7 , Microsoft Visual C++ 6.0

Table 4 車体の仕様

形式・種類		KMC-0001 型・KMC
寸法 (mm)	前兆×全幅×全高	長 980×幅 625×高 930
	アームレストクッション高さ	シート上面より 150 から 300 5 段階調節
重量 (Kg)	本体	70
	バッテリー含む	100
前輪径(前後輪空気入りタイヤ) (mm kpa)		後輪 3.00-8-4P R (径 350 空気圧 294 ~ 314)
フレーム構造及び寸法(mm)		上下分割式:シート,アームレスト,レッグパイプ着脱 シート幅 390 シート奥行き 400 バックレスト高さ 435
リクライニング		5 段階調節機構(85 ~ 105 度)
駆動方式		4 輪駆動
制動方式		モータ発電及び電磁ブレーキによる制動方式
制御方式		ジョイスティックコントロールによる全方向電子制御方式
駆動モータ		DC ブラシレス 24V 280W×2(30 分定格)
バッテリー		LC-XC1238AJN 形鉛蓄電池
充電器		電子タイマー付自動充電方式(車載可能)
受電時間		8 ~ 12 時間
速度		最高速 6km/h 速度切り替え 3 段階:3.0, 4.5, 6.0 (4.5 ~ 6.0 変更可)
連続走行距離(km)		算出条件:常温で乗車重量 75kg, 最高速度, 平坦路 直進時, バッテリ新品満充電から 70%放電まで 30km
実用登坂角度(度)		10
段差乗越高さ:前進時		80
溝乗越幅(mm)		100
最小回転半径(mm)		測定条件:フットレストの最も外側の軌跡 790
使用者最大体重(kg)(積載物含)		100 以下

カメラの仕様を Table 5, レーザレーダの仕様を Table 6, 屋外での自律走行実験に使用した処理システムを Table 7 に示す.

Table 5 全方位カメラの仕様

CCD カメラ	SONY EVI-370
Focus	1.8 - 2.7
水平画角	48.8deg - 4.4deg
双曲面ミラー	a=3.121, b=44.17, c=40.14

Table 6 レーザレーダの仕様

角度分解能	0.25 度/0.5 度/1 度 設定可能
外形寸法	155×210×156mm (W×H×L)
インタフェース	RS232/RS422
レーザ保護クラス	1(本質的に安全)
最大角度	180 度
使用周囲温度	0 度 ~ +50 度
保護構造	IP65
測定距離(m)	80
分解能(mm)	10
応答時間	53ms/26ms/13ms 角度分解能による
保管周囲温度	-30 度 ~ +70 度
電源電圧	24V DC±15% (最大リップル 500mV)
スイッチング出力	PNP3 点;代表値 24V DC
システム誤差	代表値±15mm
伝送速度	9.6/19.2/38.4/500 kbps
重量	約 4.5kg
備考	LMS200 は, レーザレーダのように周囲を 2 次元的にスキャンする, 非接触レーザ測定システムです. 温度範囲 0 度 ~ 50 度で作動し, アクティブ・スキャンング・システムのため, パッシブの機器のようにターゲットを必要としません.

Table 7 処理システム(屋外での自律走行実験)

CPU	Pentium M 1.6GHz
Memory	512MB
OS	Microsoft Windows XP
Programming language	MATLAB7, Microsoft Visual C++ 6.0

謝辞

本研究を進めるにあたり、適切な御教示、御指導を頂いた渡辺嘉二郎教授、小林一行助教授に深く感謝します。先生方には勉強面だけでなく、IGVC や学会発表の機会を与えて頂き、非常に充実した3年間を送ることができました。重ねて深く感謝します。

また、IGVC や研究において、勉強不足の私に回路製作やプログラムのサポート、研究や学会発表のアドバイスをくださった自律ロボット研究室の先輩である雨宮美和子さん、飯倉裕樹さん、伊東洋介さん、今村光宏さん、吉田森之介さん、宮崎良裕さん、森来世さん、3年間共に自律走行車の研究に励み、車体の設計、回路製作のサポートをしてくれた同級生の天野心君、安藤幹大君、久保田淳一君、佐々木健義君、樽床祐樹君、同じACC 担当として協力してくれた小竹亮太郎君、大会やオープンキャンパス等で手伝ってくれた大西将君、後藤善孝君、坂崎栄信君、佐藤文哉君、杉浦実君、鳥飼庸介君、加藤雅崇君、窪田秀一君、柴田諭君、御園祐介君に心から感謝します。そして研究室の環境を整えていただいた渡辺・小林研究室の皆様にも深く感謝します。最後に、私の自由に学生生活を送らせて頂いた両親に改めて深く感謝致します。

研究業績**2004 年度(学部 4 年)**

・12th Intelligent Ground Vehicle Competition

第 12 回国際自律走行車競技大会 自律走行競技 準優勝 (2004 年 6 月)

【国内会議】

・屋外環境における Hough 変換をベースにした白線検出法の提案

第 45 回知的制御研究会(日本知能情報ファジィ学会) 論文発表 (2004 年 8 月)

【国内会議】

・ルートナビゲーションのためのクロソイドパストラッキング法

ファジー・ワークショップ(日本知能情報ファジィ学会) 論文発表 (2005 年 3 月)

2005 年度(修士 1 年)

【国際会議】

・A study of a clothoidal path tracking method for route navigation

5th Annual Intelligent Vehicle Systems Symposium & Exhibition (IVSS) 論文発表 (2005 年 6 月)

【国際会議】

・A study of a clothoidal path generation for omni-directional camera based autonomous vehicle

SICE Annual Conference 2005 in Okayama (計測自動制御学会) 論文発表 (2005 年 8 月)

【国内会議】

・自律移動ロボットのためのクロソイドを用いた経路計画

第 21 回ファジィシステムシンポジウム(日本知能情報ファジィ学会) 論文発表 (2005 年 9 月)

2006 年度(修士 2 年)

・14th Intelligent Ground Vehicle Competition

第 14 回国際自律走行車競技大会 自律走行競技 準優勝 (2006 年 6 月)

【国際会議】

・A study of a smooth path generation based on clothoidal curve for autonomous mobile robot

SCIS & ISIS 2006 (日本知能情報ファジィ学会) 論文発表 (2006 年 9 月)

【国際会議】

・Clothoidal Curve-based Path Generation for an Autonomous Mobile Robot

SICE Annual Conference 2006 in Busan (計測自動制御学会) 論文発表 (2006 年 10 月)