

道路面情報に基づくステレオ動画像を用いた 車両の前方環境認識^{*1}

関 晃 仁^{†1} 奥 富 正 敏^{†2}

本論文では、車載ステレオカメラで撮影された動画像から、車両の前方環境の多様な情報を取得する手法について述べる。提案手法では、道路環境を認識するにあたり、自動車は道路面に沿って走行することから、道路面の情報が基礎であると考え、ここで、まず車載カメラの映像から空間中の道路領域とその位置を推定し、その情報に基づいて、後の各種処理を行う。最初に、道路領域の時系列の変化具合から自車両にとって危険となる領域を検出し、その空間位置を特定する。加えて、道路面を基準とすることで道路上の立体物の検出と位置推定を行う手法も提案する。さらに、道路の情報と車両の運動拘束を利用して、自車両の運動を推定する。また、シーン中の各点の空間位置とモーションを同時に推定し、それを利用して障害物の運動を推定する手法も提案する。各章の最後に、各提案手法による実験結果を示し、その有効性を確認する。

Road Scene Understanding Using Sequential Stereo Images Based on Road Surface Information

AKIHITO SEKI^{†1} and MASATOSHI OKUTOMI^{†2}

In this paper, we propose methods of road scene understanding of vehicle front view using sequential vehicle-mounted stereo images. To understand road scene, we notice the issue that road surface information is fundamental because vehicles run on the road. Therefore, road surface is detected using sequential stereo images at beginning. First, we propose dangerous region detection method which is derived from checking edges of road region in real space. Second, obstacle detection method is proposed. Obstacles which are the 3D objects on the road surface are detected and measured using this road surface information. Third proposed method is ego-motion estimation. This is done by using road surface information and vehicle motion constraints on road surface. Final proposed method is simultaneous depth and 3D motion estimation. We present experimental results to demonstrate the effectiveness of our methods at each chapter.

1. はじめに

近年、自動車のインテリジェント化を実現するために、さまざまな技術が世界中で研究開発されている。それらの技術によって、ドライバの運転の負担を軽減することを目的として、車両を道路白線内へキープさせる車線維持支援機能や、ステアリングやブレーキを自動的に行うことで駐車を支援する機能などの運転支援技術、交通事故の発生を防ぐことを目的として、夜間などの運転者から見えにくい歩行者を検出するナイトビジョン機能²⁹⁾ や、わき見や居眠りなどの運転者の状態を検知する機能などの予防安全技術を搭載した車両の市販が始まっている。

これらのシステムは、センシングデバイスとしてカメラを利用している。カメラは、安価で小型なセンサにもかかわらず、大量の情報を取得することができる。加えて、他のセンサでは得られない標識のパターン認識などにも利用可能であることから、このような運転支援技術や予防安全技術に有効なセンシングデバイスであり、今後も自車両の前方環境認識において、中心的な役割を果たしていくものと考えられる。しかし、撮影された映像は、そのままでは自動車の制御などに利用することができない。そのため、たとえば、車線の位置などの所望な情報を得るための画像処理が必要である。加えて、自動車に搭載する先進装置の研究により、車載画像処理用プロセッサである Visconti^{® 35)} や IMAPCAR^{® 15)} などの高速な演算装置が開発されたことで、車載コンピュータの性能も向上し、より広範囲な環境で、安定かつ正確に映像から情報を抽出するための高度な画像処理技術の実現が求められている。

運転支援・予防安全技術のうち、前走車との車間距離を一定に保つクルーズコントロール機能や前走車の急停車に対処して、自動的にブレーキをかけるブレーキアシスト機能では、車両前方の障害物を検出し、その3次元的位置とそのモーションを取得することが制御に必要である。市販されているシステムでは、障害物検出やモーション推定にミリ波レーダなどのレーダセンサを利用したものが大部分を占めている。レーダセンサは、比較的複雑なシステムではないため、導入はしやすいが、障害物までの距離測定を行える間隔がまばら

^{†1} 株式会社東芝研究開発センター

Corporate Research & Development Center, Toshiba Corporation

^{†2} 東京工業大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

^{*1} 本研究は、第1著者が東京工業大学大学院理工学研究科博士課程に行ったものである。

2 道路面情報に基づくステレオ動画像を用いた車両の前方環境認識

なため、空間的な解像度が低い。また、電波の反射によって物体を検出する仕組みであるため、検出対象の材質によって反射性能が異なる。そのため、たとえば、車両などの金属製物体は検出しやすく、人や植木など非金属製物体は検出しにくいといった短所がある。これらの性質のため、利用できる環境が高速道路下などに限定されてしまう。しかし、レーダセンサでは霧のように視界が不良な状況下でもカメラと違い、影響を受けにくいという利点がある。一方、カメラの映像を利用した画像処理による方法では、検出対象の材質に依存せず、センサの空間解像度が高いことや、画角が広いことから、より広範囲かつ詳細に多様な物体の情報を得られる可能性がある。そして、それぞれのセンサを組み合わせ、短所を補い合うセンサフュージョンによって、これまでは高速道路などに限定されていた安全支援技術の想定環境が、市街地のような複雑な環境下へと適用範囲が広がるだけでなく、自動運転のような、より高度な技術への礎になっていく可能性もある。

本論文では図1に示すように、カメラのみを利用して、1) 危険領域の検出(3章)、2) 障害物の検出(4章)、3) 自車両の運動推定(5章)、4) 対象のモーション推定(6章)を実現する手法をそれぞれ提案する。これらの手法は、道路環境が整備されていない一般道路環境下においても機能することが重要であり、将来のセンサフュージョンを想定した場合にも、カメラだけで実現できる機能や、適用可能な範囲を見極めておく必要がある。これらの手法は車両の前方環境認識という方向性を持った技術であり、自車両の前方の危険な領域や

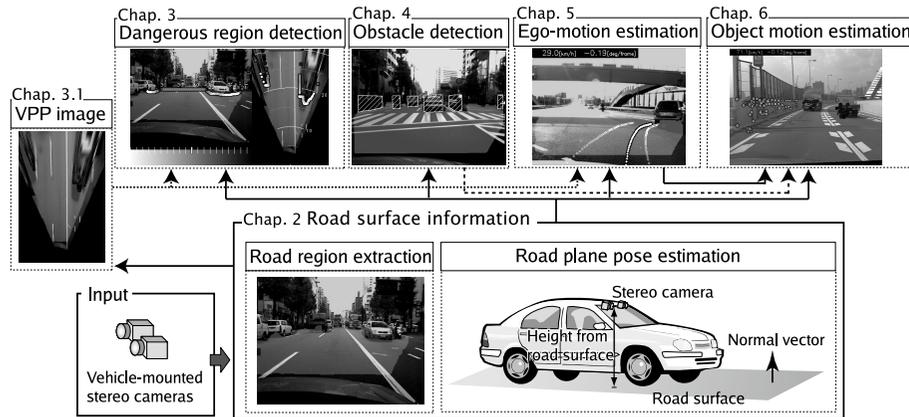


図1 本研究の全体図
Fig. 1 Overview of our proposed methods.

障害物を危険領域検出、障害物検出で発見、発見された障害物に対して対象のモーション推定をすることによって、障害物のカメラに対する3次元モーションを推定できる。自車両の運動推定では、車両の走行状態を把握したり、障害物のカメラに対する3次元モーションを道路座標系を中心とした静止座標系に変換し、絶対的なモーションを推定したりすることができる。それにより、障害物が移動物体なのか静止物体なのか知ることができる。

本研究では、道路環境を認識するために、自動車は道路面に沿って走行するという性質に着目し、道路面に関する情報が要であると考え。そこで、道路領域と道路面のカメラに対する姿勢などの道路に関する情報を先に推定(2章)し、それを利用して1)~4)の機能を実現する。道路面に関する情報を先に推定しておくことで、たとえば障害物検出処理では、高度な環境認識処理の高速化や、頑健性向上につながる。以降では、それぞれの処理について、従来手法も述べつつ、道路面情報を利用することの利点もあわせて順に説明していく。

なお、各章の内容と関連の深い研究発表として、危険領域検出は文献(20)、障害物の検出は文献(22)、(25)、自車両の運動推定は文献(21)、(24)、対象のモーション推定は文献(23)にある。

2. 道路面情報の取得

本章では、道路面情報である、道路領域やカメラと道路面間の姿勢の推定方法について述べる。これらの情報は、車両の周囲の様子や走行中の車両振動や出現する道路面によってつねに変化する。図2は、走行中に撮影された画像の一部を取り出して、道路領域を明るく、水平線を点線で書き入れたものである。このときのカメラと車両間の設置関係はどちらも同じである。同図より、(B)では(A)に比べて、道路領域が異なり、ピッチ角とロール角が変

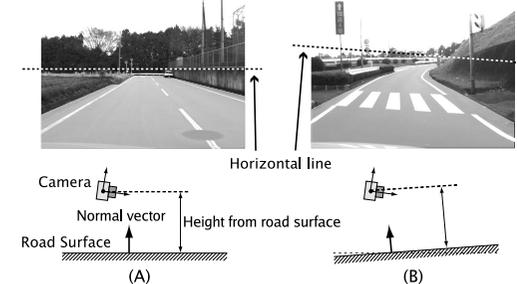


図2 走行中の道路領域と道路面とカメラ間の姿勢
Fig. 2 Road regions and road pose change while driving.

3 道路面情報に基づくステレオ画像を用いた車両の前方環境認識

化していることが分かる．そこで本章では，道路環境認識において基礎となる道路領域抽出処理および道路面とカメラ間の相対的な姿勢を推定する処理について述べる．

2.1 道路領域の抽出

まず，道路領域の抽出方法について説明する．空間中の平面が2枚の画像に投影されたとき，画像間の平面内における関係は広く知られているように，射影変換行列 H を使って以下のように表現できる．

$$\tilde{\mathbf{m}}_r \sim H\tilde{\mathbf{m}}_b = k\mathbf{A}_r \left(\mathbf{R} + \frac{\mathbf{t}\mathbf{n}^T}{d} \right) \mathbf{A}_b^{-1} \tilde{\mathbf{m}}_b \quad (k \neq 0) \quad (1)$$

ここで， $\tilde{\mathbf{m}}_*$ は同次座標系で表した画像座標， \mathbf{A}_* はカメラの内部パラメータを表し，添字 $*$ が b は基準カメラ， r は参照カメラをそれぞれ表す． \mathbf{R} と \mathbf{t} はそれぞれカメラ間の回転行列と並進ベクトルを表す． \mathbf{n} は平面の法線ベクトル， d はカメラと平面間の距離である．

本論文では，奥富ら^{16),17)} の手法を利用して道路領域を求める．この手法では，先に述べた道路平面に対して左右の画像を一致させる射影変換行列 H を動的に推定し，画像間の一致具合，テクスチャや時系列変化を加味して道路領域を抽出する．図3は，その道路領域

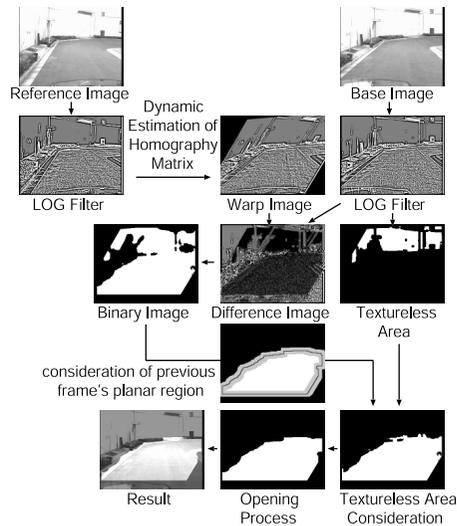


図3 道路領域抽出処理の全体図

Fig. 3 Overall flow of road-region extraction process.

抽出処理の全体図である．まず基準画像と参照画像を入力する．次いで画像間の輝度を一致させるため，それぞれの画像に対してLoGフィルタを施した後，ヒストグラム平坦化処理によりコントラストを上げる．続いて，道路平面に対する射影変換行列を動的に推定する．道路平面領域を求めるには，まず推定された射影変換行列を用いて参照画像を変形し，変形後の参照画像と基準画像との輝度差を計算する．平面部分は両画像が完全に重なって輝度差が小さくなるため，輝度差に対する閾値を用いて道路領域候補を抽出する．その際，テクスチャのない領域では平面部分以外も輝度差が小さくなる可能性があるため，別途処理を加える．次にOpening処理を行い，小領域を除去して最終的な道路領域を得る．

2.2 道路面の姿勢推定

画像から道路面とカメラ間の姿勢を推定するために，いくつかの方法が提案されている．たとえば，道路白線の平行性などのモデルを利用した方法が提案されている^{5),12),14),18)}．しかし，一般道路環境では必ずしも平行な白線があるわけではない．また，ステレオ画像間でマッチングを行い，ステレオ計測をして道路面を推定する方法も提案されている^{2),10)}．しかし，Williamsonら³³⁾が指摘しているように，道路面のようにフロントパレルと大きく異なる面に対して，従来の変形を許さないウィンドウベースのマッチングを適用するのでは，左右画像のウィンドウ内での変形が大きく，対応点を正しく求めることが難しい．また，小ウィンドウを使うマッチングのため，道路面に十分なテクスチャがあることや，道路面以外の計測データを除去するために，画像に道路面が十分に写っている必要があると考えられる．

さて，式(1)の射影変換行列 H には，道路面の法線ベクトル \mathbf{n} とカメラから道路面までの距離 d が含まれている．そこで，本研究では，道路領域を抽出する際に推定する H から，道路面の姿勢を推定する．それには，大きく分けて2つの方法がある．1つめは，カメラ間の外部パラメータは未知で，ステレオカメラ間のベースライン長（並進ベクトルの大きさ）だけが既知な場合である²⁰⁾．2つめは，カメラ間の外部パラメータである，回転行列と並進ベクトルが既知な場合である²⁸⁾．また，どちらの場合もカメラの内部パラメータは既知であることを前提としている．

道路面に対する射影変換行列が動的に推定されるため，走行中に車両が振動して道路面とカメラの位置関係が変わったとしても，その変化に応じた姿勢パラメータを推定することができる．さらに，道路面に対する大きなウィンドウを変形して射影変換行列を計算しているため，テクスチャの少ない路面でも小ウィンドウを使ったマッチングに比べ，安定に推定することができる．

3. 危険領域検出

本章では、車載ステレオカメラを使った危険領域検出について述べる。危険領域とは、自車両にとって危険となる領域のことであり、たとえば、対向車などのように自車両に近付いてくる領域ほど、危険性が高く判定される。それらを検出することで、視覚誘導や安全走行のための運転支援などに利用できると考えられる。

提案手法では、自車両にとって危険であるのか否かを2章で抽出した道路領域と非道路領域の境界の変化具合を時系列的に計測することで求める。それにより、道路境界が近付いている領域は障害物などの領域に相対的に近付いたと見なすことができる。また、道路境界の変化を測定する際に、画像上で測定すると、境界が空間的に同じ変化量をしたとしても、境界変化が空間的に遠くにあった場合には、その変化が小さく観測され、近くでは大きく観測される。さらに、その境界が変化している空間的な位置や変化の大きさを容易には求められない。そこで、提案手法では2章で推定されたカメラに対する道路面の姿勢を用いることで、仮想的に道路面を垂直上方から見た画像（仮想投影面画像^{*1}）を生成する。VPP画像上では、画像位置が空間位置に対応しているため、容易に空間位置を得ることができる。そこで、危険領域の検出は、VPP画像上での道路境界の変化により行う。通常、危険領域までの距離を測定するためには、ステレオ画像間の対応をとる必要があるが、VPP画像を生成したことで、ステレオ対応点探索を行うことなく、危険領域までの距離の測定が可能である。さらに、提案手法ではカメラの光学中心から道路領域の方向ごとの境界変化を計測するため、トラッキングなしに領域の危険性を評価することができる。本章では、まずVPP画像生成手法について説明し、続いて危険領域検出手法について述べる。

3.1 仮想投影面画像生成

VPP画像は、原画像を仮想的に道路面と平行に上方から観測した画像に相当している。つまり、図4に示す幾何関係にあり、以下に述べるような2つの性質を満たすものとする。

- VPP画像の座標系は、実空間の座標系に一致する。そのため、VPP画像上の1点は、3次元実空間中の1点に対応する。
 - VPP画像の縦軸は、基準カメラの光軸を道路面に投影した方向と一致する。
- 以上のVPP画像の性質は、以下のようにいえることもできる。

(1) 仮想カメラの光軸 Z_{vpp} は、平面の法線ベクトル \mathbf{n} に一致する。

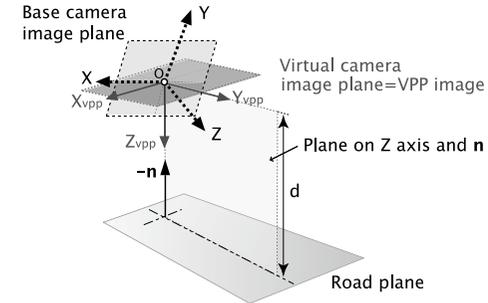


図4 VPP画像の幾何関係
Fig. 4 Geometry of VPP image.

(2) 仮想カメラの Y_{vpp} 軸は、法線ベクトル \mathbf{n} と基準カメラの光軸である Z 軸で張る平面上に存在する。

この2つの性質に基づいて、基準カメラから仮想カメラへの座標変換を考える。その際、2.2節で求められた道路面の姿勢パラメータが必要である。まず、この座標変換では、それらの光学中心が変化しないことから、回転行列 $\mathbf{R}_{vpp \rightarrow r}$ を使って表現する。 $\mathbf{R}_{vpp \rightarrow r}$ を一般的な回転行列の表現として、

$$\mathbf{R}_{vpp \rightarrow r} = \begin{bmatrix} c\theta c\phi c\psi - s\phi s\psi & c\theta s\phi c\psi + c\phi s\psi & -s\theta c\psi \\ -c\theta c\phi s\psi - s\theta c\psi & -c\theta s\phi s\psi + c\phi c\psi & s\theta s\psi \\ s\theta c\psi & s\theta s\phi & c\theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで、 $c\phi$ や $s\phi$ はそれぞれ $\cos \phi$ と $\sin \phi$ を示すものとする。上式で、未知数は (θ, ϕ, ψ) であり、上記の性質に基づいて計算すると、

$$\begin{cases} \theta = \arccos(n_z) \\ \psi = \arctan\left(\frac{-n_y}{n_x}\right) \end{cases} \quad (3)$$

が得られる。また、 ϕ は、 $\pm\pi/2$ と求まり、その符号は、 Y_{vpp} 軸と Z 軸は同じ方向であるため、それらの内積が正であるように決めればよい。

以上により、基準画像からVPP画像への変換は射影変換行列 \mathbf{H}_{vpp} を使って、以下のよう表現することができる。

$$\tilde{\mathbf{m}}_{vpp} \sim \mathbf{H}_{vpp} \tilde{\mathbf{m}}_r = \mathbf{A}_{vpp} \mathbf{R}_{vpp \rightarrow r}^{-1} \mathbf{A}_r^{-1} \tilde{\mathbf{m}}_r, \quad (4)$$

*1 本論文では、仮想投影面画像 (Virtual Projection Plane Image 略して VPP 画像) と呼ぶこととする。

5 道路面情報に基づくステレオ画像を用いた車両の前方環境認識

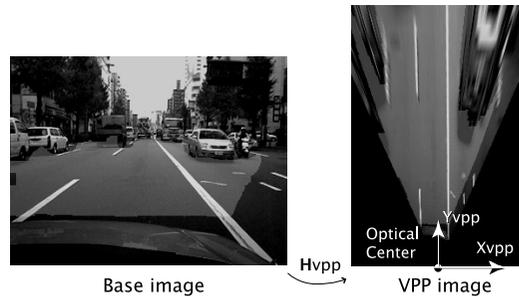


図 5 道路領域抽出結果および VPP 画像生成例 (色の明るい領域が抽出された道路領域)
Fig. 5 Extracted road region (Left), Generated VPP image (Right). Brighter regions are extracted road regions.

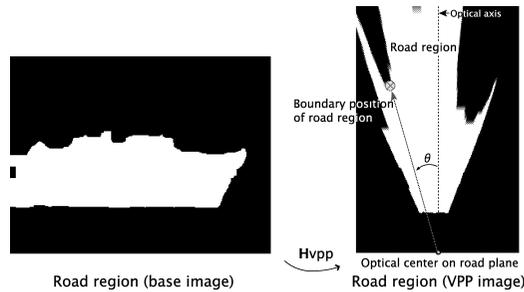


図 6 方向別距離の測定
Fig. 6 Distance of planar region for every directions.

ここで、 \tilde{m}_{vpp} は、VPP 画像の同次座標であり、 \tilde{m}_r は、基準画像の同次座標である。また、 A_{vpp} は仮想カメラの内部パラメータである。

図 5 は、基準画像とその基準画像に対する VPP 画像を生成した結果である。画像中の色の明るい領域は、抽出された道路領域である。右側の VPP 画像では、道路白線が平行になっており、正しく VPP 画像が生成されていることが分かる。

3.2 危険領域検出処理

危険領域検出は、VPP 画像上における、カメラの光学中心を道路面に投影した位置から非道路領域までの距離の変化に基づいて行う。

まず、道路領域と非道路領域の端点までの距離を方向ごとに求めるため、図 6 のように道路領域を VPP 画像に変換した画像を用意する。次に、基準カメラの光学中心を VPP 画

像に投影した点を VPP 画像の光学中心とすると、この光学中心から VPP 画像縦軸（基準カメラの光軸を道路面へ投影した方向）に対して、 θ だけ傾いた直線を伸ばし、道路領域の端を計算する。この端が方向別の道路面の広がり端点である。VPP 画像上での長さは、仮想カメラの内部パラメータと基準カメラの光学中心から道路面までの距離を使うことで実際の距離に変換できる。これによって、光学中心から方向別の道路と非道路の境界までの距離である、方向別距離が算出できる。

次に道路領域の方向別相対速度を求める。画像は 1 フレーム 1/30 [sec] の等間隔で撮影される。そこで、1 フレームごとの方向別距離を時系列方向にわたってフィルタリングをすることで、その速度を算出する。この速度は、基準カメラの光軸を道路面へ投影した方向からの各方向ごとの道路領域の拡張収縮速度であり、方向別相対速度と呼ぶことにする。

方向別相対速度がマイナスの場合には、道路領域が削減されていることに相当するため、その方向には対向車などの危険性の高い障害物が存在している可能性がある。何も変化がない領域では、方向別相対速度が 0 である。

3.3 危険領域検出結果

図 7 は、危険領域の検出結果を表している。同図の左側は、推定された各種情報を基準画像中表示している。A は方向別の道路領域の境界を表しており、その色は方向別速度に応じて、C に示す色に従う。速度が 0 の場合には、灰色であり、危険性が高い（近づく方向）場合には、白くなり、危険性の低い（遠ざかる方向）場合には、黒く示される。同図上段と下段の実験結果では、ともに対向車によって道路領域が減少する領域で危険性が高く表示されている。B は、一定角度ごとの方向別距離をメートル単位で表示している。また、車載カメラの解像度の関係で、VPP 画像は前方 30 [m] まで生成したため、表示される範囲もその範囲に限られる。次に同図右側は、VPP 画像に推定された情報を表示している。D は、基準カメラの光学中心を道路面に投影した位置 E からの距離を 5 [m] ごとに描いたものである。同図上段の結果では、対向車が 16,7 [m] 先に位置していることが分かる。

3.4 危険領域検出結果に対する考察

危険領域検出手法の適用可能範囲には、以下に述べる 2 つの側面があると考えられ、それらはユーザの要求スペックや撮影環境により異なると考えられる。

① 危険領域は正検出されるが、(1) 高床車両（たとえばトラック）の下などのカメラから道路面に見える部分や、(2) 1 つの平面に近似できない部分で危険領域までの距離が不正確になる場合。

② 1 つの道路平面で近似できない境界領域で誤検出を起こす場合。

6 道路面情報に基づくステレオ動画像を用いた車両の前方環境認識

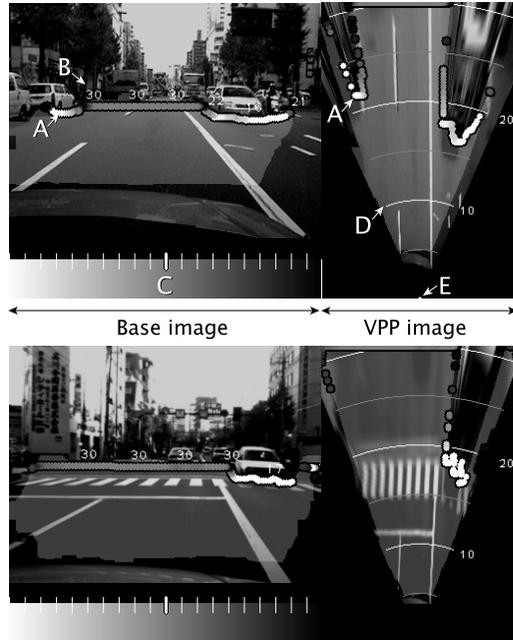


図 7 危険領域検出結果
Fig. 7 Experimental results of dangerous region detection.

まず、①の(1)については、車両の下の道路面が基準画像上で縦軸方向に1画素見えたときに生じる奥行き方向の誤差解析を行った。そこで図8に示すように奥行き方向の誤差 ΔZ を解析する。本論文では途中式は省くが、導出された ΔZ は、

$$\Delta Z = d \tan \left\{ \frac{\pi}{2} - \theta - \arctan \beta \right\} - Z$$

$$\beta = \tan \left(\frac{\pi}{2} - \arctan \left(\frac{Z}{d} \right) - \theta \right) - \frac{\delta}{f}$$
(5)

となる。ここで、 d は道路面までの距離、 θ は俯角、 δ は有効画素間隔、 f は焦点距離である。本章の実験で用いたカメラ(QVGA画像)とレンズを想定した場合には、図9に示すような誤差となる。1画素以上、車両下の道路面が観測された場合には、この誤差を積算することで求められる。このような誤差に対しては、本論文4章の結果を用いることで解決できる可能性があり、実画像を用いた結果を4.3.1項で説明する。続いて①の(2)につい

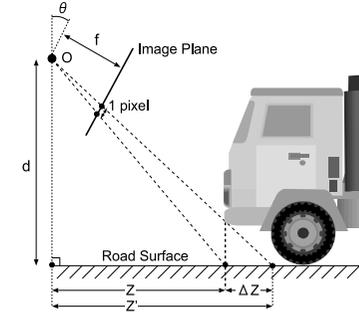


図 8 1画素あたりに生じる奥行き誤差
Fig. 8 Distance error per pixel.

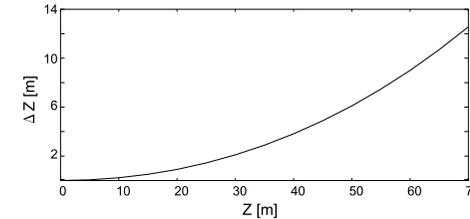


図 9 奥行き方向の距離誤差の計算例
Fig. 9 Error along depth direction.

ては、遠方では若干の凹凸や勾配があっても画像にはその変化が小さく写る。そのような実際には1つの平面に近似できない部分についても、道路面のテクスチャや画質などによって程度は異なるが、1枚の平面に近似された道路領域として判定することがある。これによる距離誤差は、さまざまな要因が影響するため容易ではないが、平面として近似検出される範囲を1画素以内と想定することにより、同様に図9から見積もることができる。

次に②について説明する。たとえば、前方が平坦な道から上り坂にさしかかったとき、1枚の平面で近似できない道路領域以外については、非道路領域として判定される。そのため、対向車などがいなくてもその境界面で危険領域として誤検出してしまう場合がある。このように勾配変化などによる奥行き方向の距離計測誤差を低減させるために、たとえば道路面を複数の平面と近似して推定する手法^{(10),(13),(27)}の利用が考えられる。ただし、推定するパラメータが増えるため、安定性や計算速度が低下する可能性があり、危険領域の検出範囲

などを考慮して導入することが望ましいと考えられる。

4. 障害物検出

前章で述べた方法は、障害物を陽に検出するのではなく、自車両に近付いてくる領域を検出することで危険領域検出を行った。簡易な方法で自車に迫る危険を検出できる一方で、その検出方法の性質上、障害物が道路面に接していなかったり、道路面の形状が平面より大きく異なっていたりすると、障害物までの距離が正しく計測されない可能性があった。そこで、本章の提案手法では、障害物を陽に検出することで、この問題を解決する。

さて、ステレオカメラを利用して、障害物を検出する従来の手法では、ステレオ画像間の対応点探索を行うことで3次元再構成をし、障害物を求める手法^{(8)-(11),19,31,32,34)}が提案されている。たとえば Labayrade ら¹⁰⁾は、ステレオ計測された点群の3次元情報から道路面を推定し、車両の後面などをカメラに対して平行な平面と想定することで、障害物を検出する手法を提案している。さらに Hu ら⁸⁾は、Labayrade らの枠組みを拡張して道路構造物なども検出している。しかし、どちらも障害物を平面としてモデル化しているため、曲線物体(たとえば、カーブしているガードレール)を正確に検出することができない。また、窪田ら⁹⁾は道路に垂直な方向に短冊状のウィンドウを設けて、ステレオ画像間の対応点探索を行い、Dynamic Programming を使って物体を検出するため、曲線物体もそのままの形で安定に検出可能である。しかし、短冊状のウィンドウでのマッチングは、建物などの垂直に長い物体には有効である³⁾が、車高の低い自動車や踏切のパーなどのようにウィンドウ内における対象物体の占有率が低いと、誤った位置で対応づけられてしまい、正しく検出されない可能性がある。

さて、本論文では環境中に存在する数々の物体のうち、図10に示すように自車両にとって障害となる可能性のある立体物を障害物とする。たとえば、道路案内標識や立体横断歩

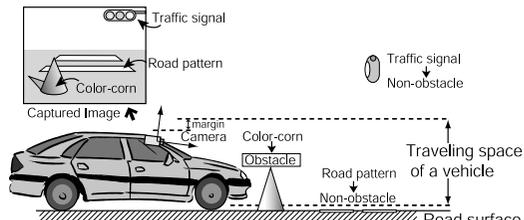


図10 障害物：車両の通過する可能性のある空間に存在する物体

Fig. 10 Obstacle: Obstacle exists between certain heights from the road surface.

道のように道路上方の物体は自車両より高い位置に存在しており、自車両と衝突しない。また、路面上に描かれている道路標識も同様に自車両にとって安全である。道路面は自車両が走行する2次元平面に相当するため、道路面からの物体高さをもとにすれば、障害物か否かを判定することができる。そのため、カメラと道路面の相対的な姿勢を動的に取得できていることが重要である。また、障害物は道路領域以外に存在することから、道路領域をあらかじめ求めておくことで、障害物の存在する範囲を限定して処理を行うことができる。

4.1 障害物検出手法の概要

図11は、提案手法の流れを表している。まず、2章で述べた方法により道路領域と道路面の姿勢を推定する。次に、障害物の空間位置を求める(図11③)。障害物は画像中の道路領域以外に存在するため、道路領域以外のエッジ点に関して、ステレオ計測を行う。抽出された道路領域を活用することでエッジ点の数を減らしたり、対応点探索時の視差探索範囲を限定したりすることで計算コストを抑える。

さて、ステレオ計測して得られる点の3次元位置は、カメラを基準とする座標系である。カメラと路面の関係が分からないと、その点が障害物に属するものなのか、それ以外に属するものなのかを区別することが困難である。また、先にも述べたように走行中、道路面とカメラの位置関係は変化するため、その関係を固定することはできない。そこで、先ほど求めた姿勢パラメータを用いることで、ステレオ計測結果を道路面を基準とした座標系(道路座標系)に変換する。道路座標系では道路面に属する点の高さは0となるため、容易に路面パターンであると判断することができる。また、自車両が通過する可能性のある、道

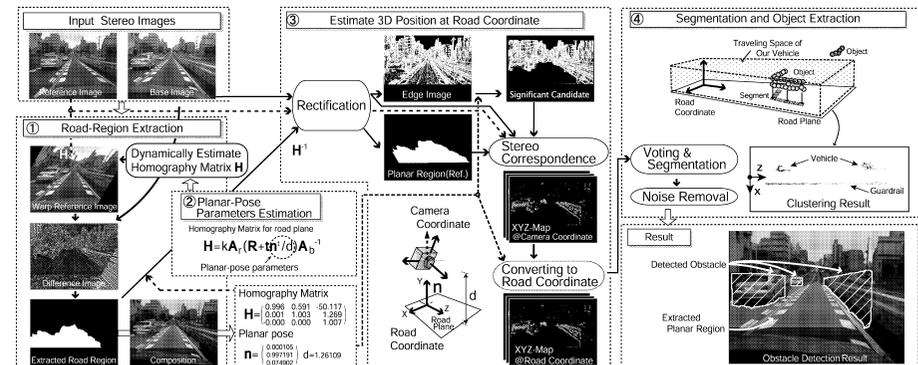


図11 障害物検出手法の全体図

Fig. 11 Overview of our obstacle detection method.

路面から一定の高さを持つ空間も容易に特定することができる。

次に、その道路座標系に変換された点の位置を利用して障害物を抽出する(図11④)。道路環境中に存在する自動車、歩行者やガードレールなどの障害物は、道路面に垂直であったり、水平方向に幅を持ったりしている。そこで、自車両の通過する空間に含まれる点をそれぞれ1票として、道路面に対して高さ方向に垂直に投影し、道路面を投票グリッドとして投票処理を行う。さらに投票グリッドを用いて、セグメンテーション処理とノイズ除去をし、障害物を検出する。結果として検出される障害物は、自車両が通過する可能性のある空間に含まれる物体に限られる。

4.2 ステレオ計測と障害物の検出

本節では、抽出された道路領域と射影変換行列から推定された道路面の姿勢パラメータを利用して、障害物を検出する方法を図11中の③の流れに従って述べる。

4.2.1 道路領域と姿勢を利用した対応点探索の限定

物体の空間位置を計測するには、基準画像の注目点に対して、実空間の奥行き方向に設定された範囲内で参照画像のエピポーラ線上を探索し、注目点と最も類似性の高い位置を対応位置として求める。そこで対応点探索をする注目点の候補(以下、注目点候補)の決定方法についてまず述べる。自動車のボディのようにテクスチャレスな部分は、対応点を直接求めることができないため、注目点候補はエッジ部分のみにする。さらに前処理によって求められた道路領域には障害物が存在しないことから、道路領域に含まれるエッジ点を注目点候補から除く。また、道路面の姿勢パラメータを使うことで、空間中の検出範囲が画像に射影される範囲を求められるため、範囲外は注目点候補から除く。最終的に残った注目点候補を図11の③中の‘Significant Candidate’に示す。

次に、ステレオ画像間の対応を求める処理について説明する。本研究では、図12に示すように、道路面上の点は射影変換行列で対応がついているため、その性質を考慮した対応点探索を行う。同図で、基準カメラの光学中心 O から AB 方向への光線を考える。 A は奥行き Z_{min} の位置、 B は Z_{max} の位置とする。 A が参照画像に投影される点は m_{l2} であり、道路領域に含まれるため、基準画像の m_{r2} と対応がついている。すると、参照画像のエピポーラ線上で道路領域の端点である m_{l1} 、空間中では C より遠方が対応点の探索候補である。そのため、通常の探索範囲が m_{lb} から m_{l2} であるとき、道路領域とその射影変換行列を利用して m_{lb} から m_{l1} に限定することができる。また、参照画像の道路領域は基準画像の道路領域を射影変換行列 H^{-1} で変換して求める*1。非道路領域のみ探索を行

*1 抽出された道路領域は基準画像に対するものであるため。

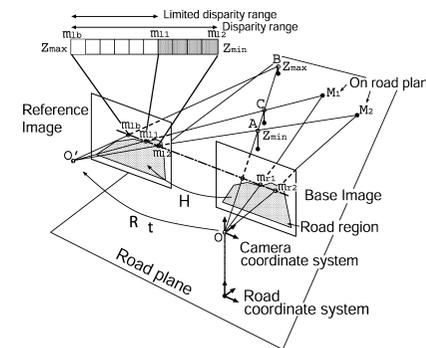


図12 対応点探索と道路領域の関係

Fig.12 Stereo correspondence and homography matrix of road region.

うことで、計算コストを抑えることができる。さらに、Cross checking⁴⁾を利用することで、マッチングミスを抑えている。

4.2.2 カメラ座標系から道路座標系への変換

ステレオ画像間の対応を求めることで、三角測量の原理からカメラ座標系における3次元位置を求めることができる⁶⁾。カメラ座標系では、路面パターンや道路上方の立体歩道などの非障害物を区別することが困難であるため、道路面を基準とした座標系である道路座標系に変換する。それは、道路面に対する射影変換行列 H によって推定された道路面とカメラの距離 d と基準カメラに対する道路面の法線ベクトル \mathbf{n} を利用することでカメラ座標系から道路座標系へ座標変換する。この座標変換は、カメラの光軸を道路面に投影したときの方向が座標変換後も変わらず、さらに道路面上は $Y = 0$ となるように決める。カメラ座標系上の点 $\mathbf{X}_c = (X_c, Y_c, Z_c)^T$ から道路座標系上の点 $\mathbf{X}_r = (X_r, Y_r, Z_r)^T$ に変換するには、以下の式を利用する。

$$\mathbf{X}_r = \mathbf{R}_{rc}^{-1}(\mathbf{n})\mathbf{X}_c + \mathbf{t}_{rc}(d) \quad (6)$$

回転行列 $\mathbf{R}_{rc}(\mathbf{n})$ と並進ベクトル $\mathbf{t}_{rc}(d)$ は、道路面の姿勢より算出することができる²⁵⁾。この座標変換によって、カメラと道路面の位置関係が変化しても、カメラ座標系の3次元位置を道路面を基準とした道路座標系に変換することができる。

4.2.3 道路面への投票を利用した障害物の抽出

道路座標系に変換した3次元計測結果を利用して障害物を抽出する。障害物は自車両が通過する可能性のある空間に存在する物体であるため、その空間に相当する、道路面からの高

9 道路面情報に基づくステレオ動画像を用いた車両の前方環境認識

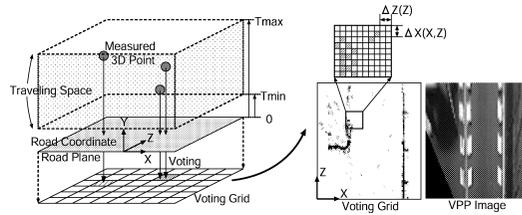


図 13 車両の通過空間と投票処理

Fig. 13 The traveling space of a vehicle and voting process. Left side is voting process and right side is VPP image.

さが T_{max} から $T_{min} + 1$ の範囲に存在する 3 次元計測結果をそれぞれ 1 票として道路面に対して垂直に射影し、投票グリッドに投票する。同じ奥行きと幅に計測結果が多く存在するほど、そのグリッドに多くの投票数を得る。その様子を図 13 に示す。同図では、右側のガードレールと左車線の前走車や対応点探索ミスによるノイズに投票値があることが分かる。道路環境に存在する構造物は高さ方向に大きさを持つことが多いため、高さ方向に射影することで点群が少なくても、後述するクラスタリング処理によって障害物を検出可能である。

次に、投票後の投票グリッドを利用してクラスタリングを行う。クラスタリングは、空間中の幅と奥行きを特徴量とした最短距離法を用いる。ここで、ステレオ計測では遠方になるにつれて計測誤差が大きくなること、注目点候補はピクセル単位で設定するため、遠方の点の密度は近くの点の密度に比べて疎になることを考えると、クラスタの結合範囲を距離にかかわらず一定とすると遠方の物体が検出されなかったり、近接する物体が不必要に結合したりしてしまう。そこで、視差推定時に 1 画素の推定誤差があるものは結合しないように、結合範囲を平行ステレオの誤差に従って、

$$\Delta Z(Z) = \frac{2\delta_u b f Z^2}{b^2 f^2 - \delta_u^2 Z^2}$$

$$\Delta X(X, Z) = \begin{cases} -\frac{\delta_u Z(2X-b)}{b f} & (X < 0) \\ \frac{\delta_u Z}{2 f} & (0 \leq X \leq b) \\ \frac{\delta_u Z(2X-b)}{b f} & (X > b) \end{cases} \quad (7)$$

とする。ただし、 δ_u は有効画素間隔、 f は焦点距離、 b はベースライン距離を表す。図 14、

*1 本論文では、実験車両の大きさを考えて $T_{max} = 2.0$ [m]、 $T_{min} = 0.2$ [m] とした。

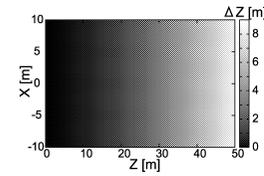


図 14 Z 軸方向の誤差
Fig. 14 Error along Z axis.

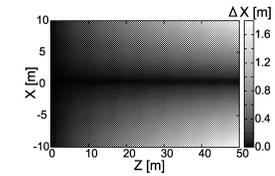


図 15 X 軸方向の誤差
Fig. 15 Error along X axis.

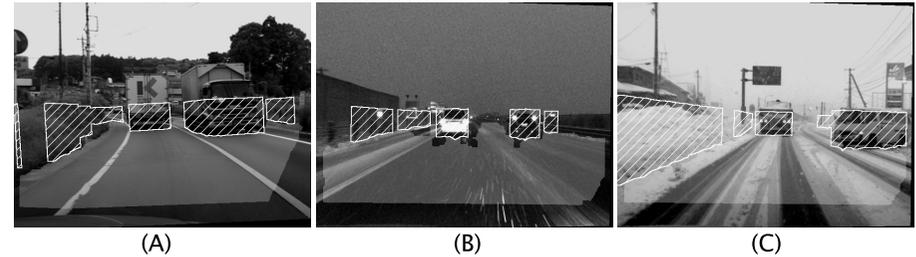


図 16 障害物の検出結果．色の明るい領域は、抽出された道路領域、斜線の領域は検出された障害物を表している
Fig. 16 Obstacle detection results (brighter regions are extracted road region, hatched regions are detected obstacles).

図 15 には、実験で用いたカメラとレンズを想定し、奥行き方向 Z と横方向 X に生じるステレオ計測の 1 画素あたりの計測誤差を式 (7) から計算した結果を表している。同図で $(X, Z) = (0, 0)$ の位置に基準カメラが設置されている。ただし、本手法ではサブピクセル推定も行っているため、検出された障害物の位置の誤差は、式 (7) の誤差よりは小さく計測される。

続いて、生成されたクラスタからノイズを除去し、障害物を抽出する。障害物は、実空間中の位置とステレオ画像中での位置を求めることができるため、自動車の制御や他の画像処理に利用しやすいと考えられる。

4.3 障害物検出結果

提案手法を実画像に適用して、障害物を検出した結果を示す。障害物の検出範囲は、カメラの光軸を道路面に投影した直線を基準として、左右方向に 10 [m] 以内かつ、奥行き方向に 50 [m] 以内に存在する立体物とした。

図 16 は、一般道路環境下で撮影された画像に対して、提案手法を適用した結果である。色の明るい領域は、抽出された道路領域、斜線の領域は検出された障害物を表している。同図 (A) は、カーブのため道路が傾斜しているシーンである。提案手法では、道路面とカメラ

ラ間の姿勢を動的に推定しているため、路面パターンを誤検出することなく、前走車や対向車、道路脇の草が正しく検出できている。同図 (B) は、夜間の降雪中のシーンである。映像が暗いため、ノイズが目立ち、雪粒もヘッドライトに反射して大きなノイズとなっているが、前走車両が正しく検出されている。同図 (C) は、雪道を走行するシーンである。道路上の看板などが検出されることなく、雪壁や前走車、曲がってくる対向車が正しく検出できている。より多くの結果については文献 25) を参照されたい。

4.3.1 障害物検出結果を利用した危険領域結果の補正

3章で述べた危険領域検出手法で、危険領域までの距離に誤差が生じる場合に、本章の結果を用いることで補正することができる。補正方法としては、本章の方法によってカメラから立体物までの距離が求まっていることから、立体物の最前面が道路面に接する空間位置が分かり、それを画像に投影する。投影された位置を利用して VPP 画像を生成する前に道路領域を補正しておけば、危険領域までの距離を正しく推定することができる。補正例として、3章の結果だけでは車両の下の道路が見えることで道路領域端点までの距離が実際よりも遠く観測されていた図 17 の (A') や (B') が、本章の結果を用いることで (A) と (B) の

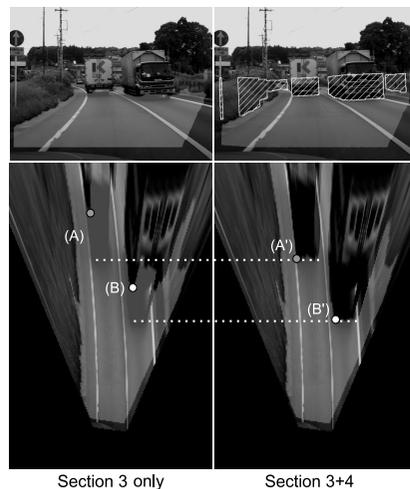


図 17 道路端点までの距離の比較。上段は元画像、下段は VPP 画像に道路領域を明るく示す領域でそれぞれ重ねて表示。右側の上段の図には、検出された障害物を斜線領域で表示

Fig. 17 Comparison about an edge position of road region. Upper row is original image and lower is vpp image overlaid with road region.

位置となり、改善されていることが分かる。

5. 自車両の運動推定

本章では、車載ステレオカメラを利用した自車両の運動推定手法について述べる。自車両の運動推定を行うことにより、その推定結果から、車両の走行状況をモニタリングしたり、ナビゲーションや安全走行のための運転支援などに利用したりできる。通常、車両の運動を推定するには、車速センサ、舵角センサやヨーレートセンサからの情報を使う場合がほとんどである。しかし、車輪の回転を利用した車速センサなどからの情報では、路面の動きを直接計っていないため、車輪に滑りが発生した場合などに正確な速度を求めることができない。一方、カメラを利用することで直接路面の動きを計測することもできる。さて、自車両の運動推定は、その車両に搭載されたカメラのエゴモーション推定を行うことと同等であるため、以降ではカメラのエゴモーション推定を自車両の運動推定と同等として扱う。

時系列画像から、カメラの 3次元モーションを推定するには、シーンに含まれるモーションから、カメラの移動によって引き起こされたモーションのみを利用する必要がある。道路環境では、市街地のように多数の移動物体が含まれるシーンから、カメラ運動のみに依存するモーションを取り出すことが必要である。提案手法では、そのようなモーションを取り出す方法として、絶対的に移動していない領域、つまり道路領域を特定し、その領域内のモーションを利用する。加えて、モーションは、その奥行きと相互に結び付いており、どちらかが既知の場合には、残りの未知パラメータを比較的容易に推定することができる³⁰⁾ ことから、提案手法では、道路面の幾何学的情報（道路面の姿勢パラメータ）を利用することで、その奥行きを既知と考える。このように、本章の提案手法では、先に求められた道路領域と道路面の姿勢を有効に利用し、自車両の運動を推定する。以降では、まず提案手法による自車両の運動推定手法の概要を述べ、続いてそれぞれの手法について詳しく説明し、本章の最後で実験結果を示す。

5.1 自車両の運動推定手法の概要

自車両の運動推定手法の処理の流れを簡単に説明する。まず、道路領域を抽出し、さらに道路面の姿勢を推定する。次いで、その姿勢を使って、VPP 画像を生成する。

さらに、隣接したフレームの VPP 画像を使い、道路領域内に対してマッチングをすることで、自車両の運動を推定する。その際、まず車両の運動モデルを用いて計算量を軽減させながら安定に運動パラメータを求める。続いて、その運動パラメータを勾配法により更新することで、より高精度に求める。以降では、各方法について説明する。

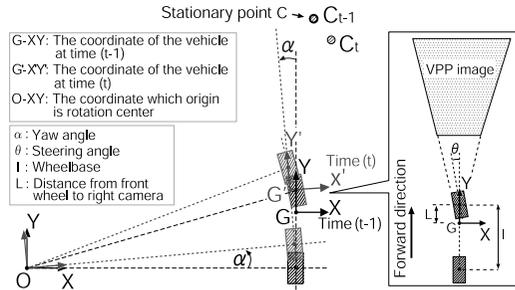


図 18 モデル化した車両の運動
Fig. 18 Vehicle motion model.

5.2 車両の運動モデルを利用した運動パラメータの推定

最初に、アッカーマンステアリングジオメトリ¹⁾を想定し、自動車を2車輪モデルにあてはめる。4車輪モデルを2車輪モデルにあてはめるために、カメラの設置位置を通る車両の中心軸を考える。その様子を図18に示す。同図中でカメラは車両上のGに設置されている。ここで、 l はホイールベース、 L は前輪からカメラの設置位置までの距離、 θ は操舵角、 α は車両の回転角であるヨー角を示している。また、 X, Y 軸方向の移動量を移動ベクトル $(\Delta x, \Delta y)$ とする。

$\Delta x = 0$ すなわち直進している場合($\alpha = \theta = 0$)はモデルにあてはめる必要がないため、車両の並進ベクトルは、

$$(t_x, t_y) = (\Delta x = 0, \Delta y) \quad (8)$$

である。以下では、 $\Delta x \neq 0$ の場合について述べる。

時刻 $t-1$ の車両上の点Gを原点としたG-XY座標系において、静止点Cを $C_{t-1,G} = (x_G, y_G)$ とする。車両の回転中心OはG-XY座標系において、

$$O_G = \left(-\frac{l}{\tan \theta}, -l + L \right) \quad (9)$$

と表される。そこで、静止点CをO-XY座標系に変換すると、

$$C_{t-1,O} = \left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G, l - L + y_G \right) \quad (10)$$

となる。

次に時刻 t では、車両が点Oを中心として α だけ回転したとする。静止点CはO-XY座標系上では移動しないが、各時刻の車両上の座標系から観測すると、その位置が変化す

る。そこで、時刻 t の車両上の $G'-X'Y'$ 座標系で観測される静止点Cの位置をO-XY座標系に変換する。変換された点を図18で点 C_t とし、その位置は以下のように表される。

$$\begin{aligned} C_{t,O} &= \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{l}{\tan \theta} + x_G \\ l - L + y_G \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G \right) \cos \alpha + (l - L + y_G) \sin \alpha \\ -\left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G \right) \sin \alpha + (l - L + y_G) \cos \alpha \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (11)$$

車両の運動によって引き起こされる静止点Cの移動ベクトル $(\Delta x, \Delta y)$ は $C_{t,O} - C_{t-1,O}$ である。ここで、 α が十分に小さいものと仮定すると、 $\cos \alpha \cong 1$ 、 $\sin \alpha \cong \alpha$ が成り立つので、

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = C_{t,O} - C_{t-1,O} \cong \begin{bmatrix} (l - L + y_G)\alpha \\ -\left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G \right)\alpha \end{bmatrix} \quad (12)$$

である。これにより、注目点 (x, y) と移動ベクトル $(\Delta x, \Delta y)$ から操舵角 θ とヨー角 α が以下のように求められる。

$$\alpha = \frac{\Delta x}{l - L + y_G}, \quad \theta = \arctan \left(\frac{l}{-\frac{\Delta y}{\Delta x}(l - L + y_G) - x_G} \right) \quad (13)$$

さらに車両の並進ベクトル (t_x, t_y) は、以下の式により求められる。

$$\begin{cases} t_x = \frac{l}{\tan \theta} (\cos \alpha - 1) - (l - L) \sin \alpha \\ t_y = \frac{l}{\tan \theta} \sin \alpha + (l - L)(\cos \alpha - 1) \end{cases} \quad (14)$$

5.3 VPP画像を利用した移動ベクトル推定と車両の運動推定

自車両の運動を求めるには、静止領域を基準としてカメラの相対的な運動を求める必要がある。2章で述べた道路領域抽出手法により、抽出される領域は道路面に相当するため、静止領域である。また、VPP画像は道路面を垂直上方から観察した画像に相当するため、VPP画像上での車両の運動は2次元平面内の運動として扱うことができる。そこで、隣接するフレームのVPP画像どうしを道路領域内に対してのみ領域ベースマッチングをし、移動ベクトルを推定する。そして、その移動ベクトルから車両の運動パラメータを求めることができる。

実際の車両では、回転半径に応じた限界の旋回速度が存在する⁷⁾。その限界旋回速度 V_{\max} [m/s]は経験則によって、

$$V_{\max} = \sqrt{\mu R_{\text{ad}} g} \quad (15)$$

と表される．ただし， μ は路面とタイヤの横滑り摩擦係数， g は重力加速度， R_{ad} は旋回半径である．限界旋回速度から算出される，33 [ms] (30 [fps] の動画の間隔) 間のヨー角 (ヨーレート) α_{\max} [rad/frame] は，

$$\alpha_{\max} = \frac{V_{\max}}{30R_{\text{ad}}} \quad (16)$$

である．たとえば，カメラのフレームレートを 30 [fps] とし， $\mu = 0.7$ としたとき，旋回半径が 10 [m] での最大のヨーレート α_{\max} は 0.028 [rad] (≈ 1.6 [degree]) となり，ヨーレート α_{\max} は，小さいことが分かる．そこで，VPP 画像に映る自車両の運動によって生じるフローを一様な平行移動と近似して，移動ベクトル $\mathbf{m} = (\Delta x, \Delta y)$ を求める．

次に，移動ベクトルの推定方法を説明する．この処理の全体図を図 19 に示す．まず，時刻 $t-1$ の道路領域を VPP 画像に変換して R_{t-1} とする．同様に時刻 t の道路領域も変換し，その画像を \mathbf{m} だけ平行移動させて $R_{t,m}$ とする．次いで， $R_{t,m}$ と R_{t-1} との共通領域 $R_s(\mathbf{m})$ を式 (17) に従って算出する．この共通領域は両時刻における道路領域に相当する．

$$R_s(\mathbf{m}) = R_{t,m} \cap R_{t-1}. \quad (17)$$

次に，時刻 $t-1$ の基準画像に LOG フィルタを施し，ヒストグラム平坦化を行った後，VPP 画像に変換する．この VPP 画像を $I_{V,t-1}$ とする．時刻 t の画像に対しても同様の処

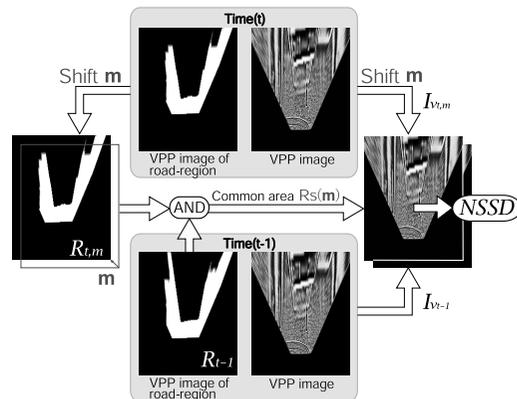


図 19 移動ベクトルの推定手順
Fig. 19 Shift vector estimation flow.

理をして VPP 画像に変換した後， \mathbf{m} だけ平行移動させて $I_{V,t,m}$ とする．この 2 枚の VPP 画像の \mathbf{m} に対する相違度を式 (18) に従って，共通領域 $R_s(\mathbf{m})$ 内について計算する．

$$NSSD(\mathbf{m}) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in R_s(\mathbf{m})} [I_{V,t,m}(\mathbf{x}) - I_{V,t-1}(\mathbf{x})]^2. \quad (18)$$

ただし， N は共通領域 $R_s(\mathbf{m})$ の面積を示す．この相違度が最も小さくなる (類似度が最も高くなる) 移動ベクトル \mathbf{m} を以下のように探索する．

$$\hat{\mathbf{m}} = \arg \min_{\mathbf{m} \in M_0} \{NSSD(\mathbf{m})\}. \quad (19)$$

ただし， M_0 はフレーム間の移動ベクトルの探索範囲である．

最後に，求められた移動ベクトルから車両の運動を算出する．まず道路面とカメラ間距離および仮想カメラの内部パラメータから VPP 画像の 1 画素に相当する実距離を算出し，移動ベクトルの成分である $(\Delta x, \Delta y)$ の単位系を実座標系に一致させる．次に $\Delta x = 0$ なら車両は直進運動であるので式 (8) に，それ以外は式 (13) に代入する．ここで注目点 (x_G, y_G) は，共通領域の重心位置を用いる^{*1}．

フレーム間の回転角度が十分に小さいことから，隣接するフレーム間では VPP 画像中の道路領域全体の運動が純粋な平行移動であると仮定してマッチングを行い，移動ベクトルを推定する．そして車両の運動モデルを利用し，その移動ベクトルと重心座標から回転運動を含めた自車両の運動を推定できる．そのため画像中から特定の注目点を選んだり，そのトラッキングを行ったりする必要がない．

5.4 運動パラメータの更新

本節では，前節で求められた運動パラメータを初期値として，より高精度に運動を推定する方法を述べる．

車両の運動は VPP 画像上では回転運動と並進運動であるため，運動推定は 2 枚の VPP 画像間のユークリッド変換行列を求めることに相当する．ここでは文献 26) に述べられている勾配法の考え方を利用して，新たに定式化を行う．勾配法では適切な初期値が必要であるため，前節で求められた運動パラメータを初期値として用いる．

まず 2 枚の画像間の関係は，ユークリッド変換行列 M を用いて，

*1 ある画像どうしのマッチングをとる場合に，マッチしたときのその領域を代表する運動は，領域の重心であると考えるのが自然である．

$$\mathbf{x}' \simeq \mathbf{M}\mathbf{x} \quad (20)$$

と表される。ただし、

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & t_x \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

である。このとき、

$$\mathbf{M} \leftarrow \mathbf{M}(\mathbf{I} + \mathbf{D}) \quad (22)$$

として、ユークリッド変換行列 \mathbf{M} を更新することで最適なユークリッド変換行列 \mathbf{M} を求めるとする。ただし、 \mathbf{D} は更新量を表す行列である（後に式 (25) でその内容が示される）。最適なユークリッド変換行列 \mathbf{M} は、時刻 t における画像 I_{V_t} をユークリッド変換行列 \mathbf{M} で変換した画像 \tilde{I}_{V_t} と時刻 $t-1$ における画像 $I_{V_{t-1}}$ の相違度 E が最小になるように求められる。

まず更新量 $(\mathbf{I} + \mathbf{D})$ の求め方を簡単に説明する。 $\mathbf{x}'' = (\mathbf{I} + \mathbf{D})\mathbf{x}$ とおき、相違度 E を

$$E(\mathbf{d}) = \frac{1}{N} \sum_{i \in R_s} [\tilde{I}_{V_t}(\mathbf{x}''_i) - I_{V_{t-1}}(\mathbf{x}_i)]^2 \quad (23)$$

と定義する。ただし、 \mathbf{d} は \mathbf{D} の各要素を並べた 9 次元ベクトルである。式 (23) をテーラー展開することで、

$$E(\mathbf{d}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i \in R_s} [\mathbf{g}_i^T \mathbf{J}_i^T \mathbf{d} + e_i]^2 \quad (24)$$

を得る。ただし、 $\mathbf{g}_i^T = \nabla \tilde{I}_{V_t}(\mathbf{x}_i)$ 、 $e_i = \tilde{I}_{V_t}(\mathbf{x}_i) - I_{V_{t-1}}(\mathbf{x}_i)$ 、 $\mathbf{J}_i = \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \mathbf{d}}$ である。ユークリッド変換では、回転成分 ω と並進移動成分 (dt_x, dt_y) の更新量を考える必要がある。それによって、以下の式を得ることができる。

$$\mathbf{I} + \mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} + \mathbf{X}(\omega) & dt \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

となる。ただし、

$$\mathbf{X}(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega \\ \omega & 0 \end{bmatrix}, \quad dt = [dt_x, dt_y]^T \quad (26)$$

である。次いで、式 (24) の \mathbf{d} を Θ に置き換えると、

$$E(\Theta) \approx \frac{1}{N} \sum_{i \in R_s} [\mathbf{g}_i^T \mathbf{J}_{\Theta_i}^T \Theta + e_i]^2 \quad (27)$$

となる。ただし、

$$\Theta = [\omega, dt_x, dt_y]^T$$

$$\mathbf{J}_{\Theta_i} = \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \Theta} = \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \mathbf{d}} \frac{\partial \mathbf{d}}{\partial \Theta} = \begin{bmatrix} -y & 1 & 0 \\ x & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (28)$$

である。相違度 E が最小になるには、変数 Θ に関して式 (27) が最小になればよい。つまり式 (27) を Θ について偏微分したものが 0 と等しい。その条件から以下の式を得ることができる。

$$\mathbf{A}\Theta = -\mathbf{b}. \quad (29)$$

ただし、

$$\mathbf{A} = \sum_{i \in R_s} \mathbf{J}_{\Theta_i} \mathbf{g}_i \mathbf{g}_i^T \mathbf{J}_{\Theta_i}^T, \quad \mathbf{b} = \sum_{i \in R_s} e_i \mathbf{J}_{\Theta_i} \mathbf{g}_i \quad (30)$$

である。式 (29) から Θ を求め、ユークリッド変換行列 \mathbf{M} を繰り返し計算で更新することで、最適なユークリッド変換行列 \mathbf{M} を精度良く求める。求められたユークリッド変換行列 \mathbf{M} から自車両の運動パラメータ（並進ベクトルと回転角）を算出する。

5.5 運動推定結果

図 20 は、推定された自車両の運動推定結果である。各画像は、その画像が撮影された時刻より後の各時刻の画像を利用して推定した運動推定結果をもとにして、軌跡を描いている。画像中にある 3 本の点群のうち、左側の点群は実験車両の左端、右側は右端、中の点はカメラ

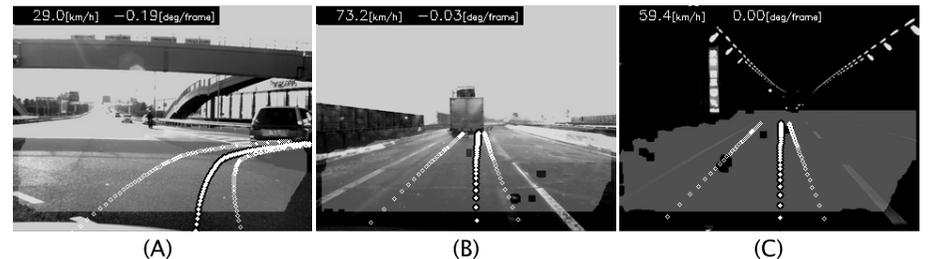


図 20 運動推定結果（推定された軌跡をあわせて表示）

Fig. 20 Ego-motion estimation results with the orbits in various conditions.

ラ的位置を示している．また画像上部には，推定された現在の時速とヨーレートを示している．本研究では，オフライン処理で計算を行っているため，このような表示が可能である．

同図 (A) は，交差点を右折しているシーンである．推定された軌跡が交差点の形状と合っており，正しく推定されていることが分かる．続いて，同図 (B) は，降雪中の高速道路を走行している．雪粒や前走車の水飛沫が映り込んでいても，安定に推定されている．同図 (C) は，トンネル内を走行しているシーンである．暗いシーンにおいても，提案手法が有効であることが確かめられた．

6. 空間内の位置とモーションの同時推定

移動カメラの映像から，シーン中の 3 次元位置とその 3 次元モーションを取得することで，空間位置とモーションの情報を利用したセグメンテーション，エゴモーション推定，自己位置推定や視覚誘導，3 次元地図の生成，さらに障害物の回避などに利用できる．

通常，ステレオ動画像を利用して 3 次元位置とその 3 次元モーションを推定するには，ステレオ対応点探索とトラッキング作業を別々に行う必要があった．そのため，モーションによる物体の見え方の変化を考慮して処理することは困難であった．本章では，時系列ステレオ画像間のステレオ対応点探索とトラッキングに相当する作業を同時に行うことで，画像中の各点ごとの 3 次元位置とその 3 次元モーションを同時に最適化して推定する手法を提案する．また，提案手法では，各点ごとにモーションと奥行きを推定することが可能であるため，画像内で複数の異なるモーションが存在するようなシーンにおいても前処理なしに適用可能である．

本手法だけでも，カメラに対する 3 次元モーションを知ることができるので有用である．さらに，本手法と道路情報を活用して，道路座標に対する 3 次元モーションに変換することで本論文で述べてきた手法との組み合わせが容易になる．たとえば，5 章で述べた自車両の運動推定手法を用いて静止座標系に対するモーションに変換することができ，移動物体の検出などが可能となる．

本章では，まず時系列画像間の奥行き Z とモーション $\mathbf{T}_m = [T_{mx}, T_{my}, T_{mz}]^T$ による座標関係について述べ，続いて奥行きとモーションを変数としたコスト関数を定義し，そのコスト関数を最小化することによって，奥行きとモーションを同時に推定する方法を説明する．

6.1 時系列ステレオ画像間の対応位置

本節では，図 21 に示すような時系列ステレオ画像間の対応を考える． k 番目の左画像を $\mathbf{I}_{l,k}$ で示し，それと同時刻の右画像を $\mathbf{I}_{r,k}$ で示す．本章では，キーフレームを右画像の 0 番

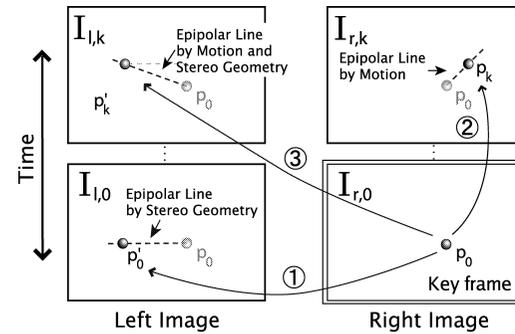


図 21 時系列ステレオ画像の対応点の関係
Fig. 21 Relations between sequential stereo images.

目とする（左画像をキーフレームとしても同様の議論ができる）．以降ではキーフレームの点 $\mathbf{p}_0 = [p_{x0}, p_{y0}]^T$ を基準として，各画像との関係について述べる．

6.1.1 同一時刻のステレオ画像間関係

図 21 の ① の関係である．奥行きが Z であるときの，点 \mathbf{p}_0 が左画像に写る位置を点 \mathbf{p}'_0 とする．また， \mathbf{T}_s はステレオカメラ間の並進ベクトルである．この 2 点間には，ステレオカメラ間のエピポーラ拘束が成り立っており，

$$\mathbf{p}'_0 = \mathbf{p}_0 + \frac{\mathbf{A}_x \mathbf{T}_s}{Z} \quad (31)$$

と表される．ここで，

$$\mathbf{A}_x = \begin{bmatrix} -f & 0 & \hat{x} \\ 0 & -af & \hat{y} \end{bmatrix}, \quad \hat{x} = x - u_0, \quad \hat{y} = y - v_0 \quad (32)$$

である．

6.1.2 同一カメラの画像間関係

図 21 の ② の関係である． k 番目の右画像中の点 \mathbf{p}_k とすると，

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{p}_0 + \frac{k \mathbf{A}_x \mathbf{T}_m}{Z - k T_{mz}} \quad (33)$$

で表すことができる．右画像には，モーションに依存するエピポーラ拘束が存在する．このエピポーラ拘束は，モーションが未知であるので一意に決まっていなかったが，モーションが決まると $1 \sim k$ 番目のすべての右画像のエピポーラ拘束が一意的に決定する．

6.1.3 異なる時刻のステレオ画像間の関係

図 21 の ③ の関係である． k 番目の左画像上の点 \mathbf{p}'_k とキーフレーム上の点 \mathbf{p}_0 との関係は，

$$\mathbf{p}'_k = \mathbf{p}_0 + \frac{\mathbf{A}_x(k\mathbf{T}_m + \mathbf{T}_s)}{Z - kT_{mz}} \quad (34)$$

である．左画像にも，モーションとステレオカメラ間の関係で決まるエピポーラ拘束が存在し，モーションが決まると $1 \sim k$ 番目のすべての左画像のエピポーラ拘束が一意に決定する．

また，それぞれの時刻のステレオ画像間にはエピポーラ拘束が成り立っているため，各時刻のステレオ画像間には，

$$\mathbf{p}'_k = \mathbf{p}_k + \frac{\mathbf{A}_x\mathbf{T}_s}{Z - kT_{mz}} \quad (35)$$

がつねに成り立っている．

以上で説明したように，モーション \mathbf{T}_m と奥行き Z が決まるとすべての画像の位置を一意に決定できる．

6.2 推定アルゴリズム

本節では，画像内の点ごとのモーションと奥行きを同時に求める方法について述べる．各画像におけるキーフレーム中の点 \mathbf{p}_0 の対応位置は，点 \mathbf{p}_0 の周りにウィンドウ領域 W を考え，全画像でその領域と最も合う位置とする．そこで，コスト関数 E を以下のように設計し，最小になるモーションと奥行きのパラメータ \mathbf{m} を求める．

$$E(\mathbf{m}) = \sum_{k=0}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} [\mathbf{I}_{l,k}(\mathbf{x} + \mathbf{u}_k) - \mathbf{I}_{r,0}(\mathbf{x})]^2 + \sum_{k=1}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} [\mathbf{I}_{r,k}(\mathbf{x} + \mathbf{u}'_k) - \mathbf{I}_{r,0}(\mathbf{x})]^2 \quad (36)$$

ここで， n は時系列ステレオ画像のペア数， $\mathbf{m} = [T_{mx}, T_{my}, T_{mz}, Z]^T$ であり， $\mathbf{I}(\mathbf{x})$ は $\mathbf{x} = [x, y]^T$ における画像の輝度を表す．また， \mathbf{u}_k と \mathbf{u}'_k は式 (33)，式 (34) より，

$$\mathbf{u}_k = \frac{\mathbf{A}_x(k\mathbf{T}_m + \mathbf{T}_s)}{Z - kT_{mz}}, \quad \mathbf{u}'_k = \frac{k\mathbf{A}_x\mathbf{T}_m}{Z - kT_{mz}} \quad (37)$$

である．式 (36) の前半は時系列の左右画像間の SSSD (sum of SSDs) を表し，後半は時系列の右画像間の SSSD を意味している．

まず，式 (37) の \mathbf{u}_k について， $\Delta\mathbf{m}$ の変化分を考え， \mathbf{u}_k^Δ とする．続いて，その変化量は真値に対して小さい，つまり $(Z - kT_{mz}) \gg (\Delta Z - k\Delta T_z)$ と仮定すると，

$$\mathbf{u}_k^\Delta = \left(\frac{1}{Z_k} + \xi' \right) \mathbf{A}_x \{k(\mathbf{T}_m + \Delta\mathbf{T}) + \mathbf{T}_s\} \quad (38)$$

ここで，

$$Z_k = Z - kT_{mz}, \quad \xi' = \frac{-\Delta Z + k\Delta T_z}{Z_k^2} \quad (39)$$

である．これを利用して，以下のように整理する．

$$\mathbf{x} + \mathbf{u}_k^\Delta = \begin{bmatrix} \gamma & 0 & \frac{\alpha'}{Z_k} \\ 0 & \gamma & \frac{\beta'}{Z_k} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{\kappa}{\gamma} & 0 & \frac{\zeta}{\gamma} \\ 0 & \frac{\kappa}{\gamma} & \frac{\eta}{\gamma} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{I}+\mathbf{D}} \tilde{\mathbf{x}} \quad (40)$$

ここで，

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}} &= (x, y, 1)^T \\ \alpha' &= -kfT_{mx} - ku_0T_{mz} - fT_{sx} \\ \beta' &= -kafT_{my} - kv_0T_{mz} \\ \gamma &= 1 + \frac{kT_{mz}}{Z_k} \\ \kappa &= 1 + \frac{k}{Z_k}(T_{mz} + \Delta T_z) + \xi'kT_{mz} \\ \zeta &= -\frac{k}{Z_k}(f\Delta T_x + u_0\Delta T_z) + \xi'\alpha' \\ \eta &= -\frac{k}{Z_k}(af\Delta T_y + v_0\Delta T_z) + \xi'\beta' \end{aligned} \quad (41)$$

で表される．次に微小な要素を持つ行列 \mathbf{D} を用い，座標変換 $\tilde{\mathbf{x}}'' \sim (\mathbf{I} + \mathbf{D})\tilde{\mathbf{x}}$ を考える．ここで， $\tilde{\mathbf{x}}$ は \mathbf{x} の同次座標表現とし， \mathbf{I} は 3 次の単位ベクトルである． $\tilde{\mathbf{I}}_{l,k}(\mathbf{x}'')$ ^{*1} について座標 \mathbf{x} の周りで 1 次のテイラー展開をすると，

$$\tilde{\mathbf{I}}_{l,k}(\mathbf{x} + \mathbf{u}_k^\Delta) - \tilde{\mathbf{I}}_{r,0}(\mathbf{x}) = \tilde{\mathbf{I}}_{l,k}(\mathbf{x}'') - \tilde{\mathbf{I}}_{r,0}(\mathbf{x}) \approx \mathbf{g}_{l,k}^T \mathbf{J}_{l,k}^T \Delta\mathbf{m} + e_{lr,k} \quad (42)$$

が得られる．ここで，

$$\mathbf{g}_{l,k}^T = \nabla \tilde{\mathbf{I}}_{l,k}(\mathbf{x}), \quad \mathbf{J}_{l,k}^T = \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \Delta\mathbf{m}}, \quad e_{lr,k} = \tilde{\mathbf{I}}_{l,k}(\mathbf{x}) - \tilde{\mathbf{I}}_{r,0}(\mathbf{x}) \quad (43)$$

である．さて，Jacobian を構成する行列は

$$\frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \Delta\mathbf{m}} = \frac{\partial \mathbf{d}}{\partial \Delta\mathbf{m}} \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \mathbf{d}} \quad (44)$$

と変形できる． \mathbf{d} は，行列 \mathbf{D} を行ごとに並べたベクトルである．右辺の後半は，

*1 $\tilde{\mathbf{I}}_{l,k}(\mathbf{x})$ は $\mathbf{I}_{l,k}$ を座標 $(\mathbf{x} + \mathbf{u}_k)$ でサブサンプリングして生成した画像である．

$$\frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \mathbf{d}} = \begin{bmatrix} x & y & 1 & 0 & 0 & 0 & -x^2 & -xy & -x \\ 0 & 0 & 0 & x & y & 1 & -xy & -y^2 & -y \end{bmatrix}^T \quad (45)$$

である²⁶⁾。右辺の前半は、式 (40) の \mathbf{D} に相当する行列を $\Delta \mathbf{m}$ で偏微分することで得られる。これらにより Jacobian は、

$$\frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \Delta \mathbf{m}} = \frac{1}{\gamma} \begin{bmatrix} -\frac{kf}{Z_k} & 0 \\ 0 & -\frac{k\alpha f}{Z_k} \\ \mu & \nu \\ -\frac{\alpha' + kxT_{mz}}{Z_k^2} & -\frac{\beta' + kyT_{mz}}{Z_k^2} \end{bmatrix} \quad (46)$$

となる。ここで、

$$\mu = \frac{k}{Z_k}(x - u_0) + \frac{k}{Z_k^2}(\alpha' + kT_{mz}x), \quad \nu = \frac{k}{Z_k}(y - v_0) + \frac{k}{Z_k^2}(\beta' + kT_{mz}y) \quad (47)$$

である。

\mathbf{u}'_k についても、 \mathbf{u}_k と同様に式展開をすることができる。こちらはステレオ画像間の \mathbf{T}_s を 0 と考えればよい。よって、コスト関数 E は以下ようになる。

$$E(\mathbf{m} + \Delta \mathbf{m}) = \sum_{k=0}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} [\mathbf{g}_{l,k}^T \mathbf{J}_{l,k}^T \Delta \mathbf{m} + e_{lr,k}]^2 + \sum_{k=1}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} [\mathbf{g}_{r,k}^T \mathbf{J}_{r,k}^T \Delta \mathbf{m} + e_{rr,k}]^2 \quad (48)$$

コスト関数の最小値を求めるために、 $\Delta \mathbf{m}$ で偏微分して 0 となるようにし、整理すると以下が得られる。

$$\mathbf{A}_s \Delta \mathbf{m} = -\mathbf{b}_s \quad (49)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_s &= \sum_{k=0}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} \mathbf{J}_{l,k} \mathbf{g}_{l,k} \mathbf{g}_{l,k}^T \mathbf{J}_{l,k}^T + \sum_{k=1}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} \mathbf{J}_{r,k} \mathbf{g}_{r,k} \mathbf{g}_{r,k}^T \mathbf{J}_{r,k}^T \\ \mathbf{b}_s &= \sum_{k=0}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} e_{lr,k} \mathbf{J}_{l,k} \mathbf{g}_{l,k} + \sum_{k=1}^n \sum_{\mathbf{x} \in W} e_{rr,k} \mathbf{J}_{r,k} \mathbf{g}_{r,k} \end{aligned} \quad (50)$$

と表される。コスト関数を最小にするためには、式 (49) から $\Delta \mathbf{m}$ を繰り返し求め、

$$\mathbf{m} \leftarrow \mathbf{m} + \Delta \mathbf{m} \quad (51)$$

として、 \mathbf{m} を更新する。これによって、奥行きとモーションを同時に最適化しており、複

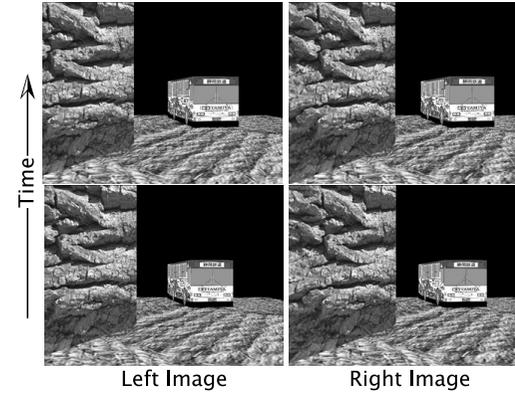


図 22 入力画像
Fig. 22 Input images.

数の時系列ステレオ画像間の対応を同時に推定していることに相当する。

6.3 位置とモーションの推定結果

図 22 は、入力画像の一部である。このシーン中では、床面と側壁が静止しており、バスが移動している。ステレオカメラは、ベースライン長を 0.15 [m] にして、水平に配置し、床面に対して垂直にカメラの Y (縦) 軸を配置した。このシーン中でのモーションは 2 つあり、1 つはカメラが床面上を平行に奥行き方向に 0.1 [m/frame] で移動している。もう 1 つはバスがカメラと正対から 10 [degree] 傾いて 0.2 [m/frame] で移動している。つまり画像中に存在するモーションは、カメラのモーションが加わったバスの相対モーションとカメラモーションによる側壁と床面のモーションである。

図 23 は、推定された 3 次元位置に推定された 3 次元モーションをあわせて表示した結果である。矢印の方向は、モーションの方向を、長さはモーションの大きさをそれぞれ表している。同図では、斜め上から観察した様子である。この結果から、バス上の点と壁や床のモーションが矢印の大きさや方向が異なっていることが分かり、3 次元位置とモーションが正確に推定されていることが分かる。

6.3.1 障害物の絶対運動

本実験では、障害物上の特徴点それぞれの絶対速度を推定する。絶対速度に変換することによって、たとえば障害物が移動しているのか否かが分かり、障害物の危険性を判断する情報となる。

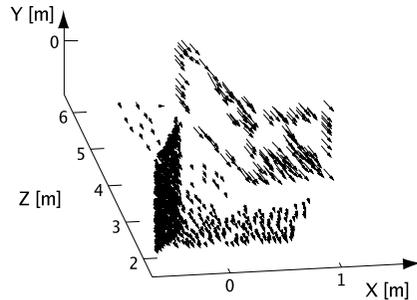


図 23 モーション推定結果．矢印の方向と長さは推定されたモーションの方向と大きさ，矢印の位置は，推定された 3 次元位置を示す

Fig. 23 Motion estimated results. The direction and length of arrows are direction and magnitude of the estimated 3D motion, respectively. The position of the arrow is estimated 3D position.

まず，4 章で述べた障害物検出処理によって，検出された障害物領域内における特徴点に関して，本章で提案した手法により，3 次元モーションを推定し，それを道路座標系へ変換する．それによって，障害物の道路座標系における 3 次元モーション（相対モーション）を推定することができる．続いて，5 章で述べた自車両の運動推定結果を利用することで，その相対モーションを，道路などの静止座標系を基準とした絶対モーションに変換する．

図 24 は，左から X 軸（横）方向，Y 軸（高さ）方向，Z 軸（奥行き）方向の絶対モーション推定結果を示している．推定された絶対モーションは，特徴点ごとに円形で表示し，色で絶対速度を，円の直径は特徴点の推定された距離が近いほど大きく表している．また，左上に表示されている数字は，そのフレームの推定された自車両の速度と回転速度である．同図 (A) では，前走車 2 台と側壁の点について，それぞれ絶対モーションを推定した結果を示している．まず，X 軸方向の速度を見ると前走車上の点は，側壁の点に比べて若干黒みがかっており，横方向に運動していることが分かる．Y 軸方向は，どの点もほとんど運動がないことが分かる．Z 軸方向については，前走車の点が大きく移動していることが分かる．続いて，同図 (B) は，対向車も右側に写っているシーンである．対向車の Z 軸方向の速度が，前走車とは異なり，明るい色となっており，逆向きの運動であることが分かる．

7. まとめ

本論文では，車載ステレオカメラを利用した車両の前方環境認識に関する手法を提案した．自動車は道路面に沿って走行することから，本研究では，道路面に関する情報が要であ

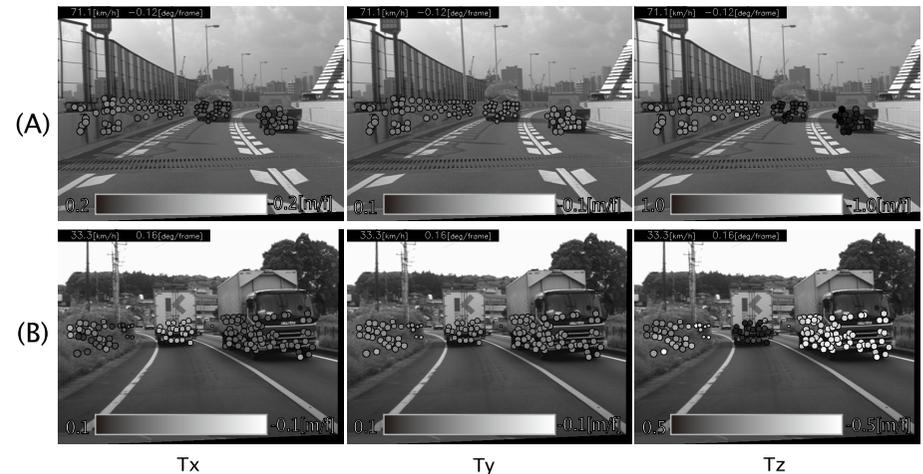


図 24 対象の絶対モーション推定結果

Fig. 24 Absolute 3D motion estimated results in real condition.

ると考えた．そこで，2 章では，車載カメラの映像から空間中の道路領域と道路面とカメラ間の姿勢を動的に推定した．次に，3 章では，それらを活用して，仮想的に道路面を垂直上方から観測した画像である VPP 画像を生成した．VPP 画像上での道路領域と非道路領域との境界の時間変化を計測することによって，危険領域を検出し，その空間位置を推定した．4 章では，ステレオ計測を利用して，画像中の各点の 3 次元位置を測定し，それらの点の集合から，道路上に存在する立体物を，道路面の姿勢を利用して分離した後，セグメンテーション処理を行うことで障害物を検出した．次に 5 章では，道路領域と道路面の姿勢を用い，自動車の運動を道路面上で拘束のある運動と考えて，自車両の運動を推定する手法を提案した．加えて，6 章では，時系列ステレオ画像間の対応を同時にとることによって，シーン中の各点の空間位置とモーションを 1 度に推定した．また，検出された障害物において，モーション推定を行い，自車両の運動推定結果と合わせることで障害物の絶対速度を推定した．

今後の課題としては，全体的に計算速度の向上が必要であると考えている．本研究では，撮影された画像を車載した計算機に保存し，それらを研究室に持ち帰ってから処理を行う，オフライン処理であった．これに対して，実際に車両にシステムを搭載し，その場で処理を行い，その結果を確認することで，より多くのデータ処理が可能となり，これまで発見できな

かった問題が浮き彫りになったり、新たな用途が考案されたりすると期待される。そのためには、現状の高速化を考慮して書かれていないソースコードを書き直したり、SIMD やマルチコアを利用した計算方法の工夫であったり、計算機の性能の高いものや GPU のようなハードウェアを利用したりして、各アルゴリズムの計算速度の向上方法を検討する必要がある。

今後の車両前方環境認識は、大きく 2 つの方向性があると考えている。1 つめは、たとえば天候に左右されないセンサとカメラを併用することで認識処理のロバスト性を上げ、検出率の向上や誤検出率の低減などを目指すセンサフュージョンとしての方向性である。もう 1 つは、カメラだけが実現できる機能である、自動車・歩行者などの障害物の種類の認識、標識認識などに特化していく方向性があると考えている。

参 考 文 献

- 1) 安部正人：自動車の運動と制御（第 2 版），山海堂（2003）.
- 2) Aizawa, T., Tanaka, A., Higashikage, H., Asokawa, Y., Kimachi, M. and Ogata, S.: Road surface estimation robust against vehicle's existence for stereo-based vehicle detection, *Proc. Intelligent Transportation Systems*, pp.43–48 (2002).
- 3) Cornelis, N., Cornelis, K. and Van Gool, L.: Fast compact city modeling for navigation pre-visualization, *Proc. IEEE CVPR*, Vol.2, pp.1339–1344 (2006).
- 4) Fua, P.: A parallel stereo algorithm that produces dense depth maps and preserves image features, *Machine Vision and Applications*, Vol.6, pp.35–49 (1993).
- 5) Goldbeck, J. and Huertgen, B.: Lane detection and tracking by video sensors, *Proc. Intelligent Transportation Systems*, pp.77–79 (1999).
- 6) Hartley, R. and Zisserman, A.: *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2nd Edition, Cambridge University Press (2003).
- 7) 林 洋：実用自動車事故鑑定工学，技術書院（1992）.
- 8) Hu, Z. and Uchimura, K.: U-v-disparity: An efficient algorithm for stereovision based scene analysis, *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Vol.1, pp.48–54 (2005).
- 9) 窪田 進，仲野 剛，岡本恭一：車載ステレオ障害物検出システムのための実時間処理可能な全体最適化アルゴリズム，画像の認識・理解シンポジウム（MIRU），pp.106–113 (2006).
- 10) Labayrade, R., Aubert, D. and Rarel, J.P.: Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through “v-disparity” representation, *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Vol.2, pp.646–651 (2002).
- 11) 森屋 崇，岩佐まもる，石川直人，中島直人：ステレオ画像を用いた市街地における車両衝突防止システム，第 8 回画像センシングシンポジウム，pp.77–82 (2002).
- 12) 中森卓馬，石川直人，中島真人：動画像処理による車両前方監視システム，電子情報通信学会技術研究報告，pp.1–6 (2002).
- 13) 仲野 剛，窪田 進，岡本恭一：道路勾配を考慮した平面投影ステレオによる前方障害物監視，ビジョン技術の実利用ワークショップ（2007）.
- 14) 中山啓満，窪田 進，谷口恭弘，小野口一則：逆投影画像上での候補追跡処理による白線検出，電子情報通信学会技術研究報告，Vol.101, pp.15–22 (2001).
- 15) 岡崎信一郎：高並列プロセッサ IMAPCAR と車載画像認識への適用，電子情報通信学会技術研究報告 PRMU2007-10, Vol.107, No.57, pp.53–58 (2007).
- 16) Okutomi, M., Nakano, K., Maruyama, J. and Hara, T.: Robust estimation of planar regions for visual navigation using sequential stereo images, *Proc. IEEE ICRA*, pp.3321–3327 (2002).
- 17) 奥富正敏，中野勝之，丸山純一，原 智章：ステレオ動画像を用いた視覚誘導のための平坦部の連続推定，情報処理学会論文誌，Vol.43, No.4, pp.1061–1069 (2002).
- 18) Paetzold, F. and Franke, U.: Road recognition in urban environment, *Int. Journal on Image and Vision Computing*, Vol.18, No.5, pp.377–387 (2000).
- 19) 実吉敬二，埴 圭二，十川能之，荒井一真：ステレオ画像を用いた運転者支援のための前方状況認識システム，電子情報通信学会技術研究報告，Vol.30, pp.39–46 (1997).
- 20) 関 晃仁，奥富正敏：ステレオ動画像を利用した平面抽出による障害物検出，情報処理学会論文誌：コンピュータビジョンとイメージメディア，Vol.45, No.SIG 13 (CVIM10), pp.1–10 (2004).
- 21) Seki, A. and Okutomi, M.: Ego-motion estimation by matching dewarped road regions using stereo images, *Proc. ICRA*, Vol.1, pp.901–907 (2006).
- 22) Seki, A. and Okutomi, M.: Robust obstacle detection in general road environment based on road extraction and pose estimation, *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Vol.1, pp.437–444 (2006).
- 23) 関 晃仁，奥富正敏：ステレオ動画像を用いた動的シーンのモーションと奥行き同時推定，画像の認識・理解シンポジウム（MIRU），pp.352–357 (2006).
- 24) 関 晃仁，奥富正敏：ステレオ動画像を利用した道路領域の抽出と追跡による自車両の運動推定，情報処理学会論文誌：コンピュータビジョンとイメージメディア，Vol.47, No.SIG 5 (CVIM10), pp.90–99 (2006).
- 25) 関 晃仁，奥富正敏：道路面の抽出・姿勢推定を元にした一般道路環境下におけるロバストな障害物検出，電子情報通信学会論文誌，Vol.J89-D, No.8, pp.1859–1868 (2006).
- 26) Shum, H.Y. and Szeliski, R.: Systems and experiment paper: Construction of panoramic image mosaics with global and local alignment, *International Journal of Computer Vision*, Vol.36, No.2, pp.101–130 (2000).
- 27) Sugimoto, S. and Okutomi, M.: A direct and efficient method for piecewise-planar surface reconstruction from stereo images, *CVPR*, pp.1–8 (2007).
- 28) 杉本茂樹，奥富正敏：ステレオ画像を用いた高速な平面パラメータ推定法，情報処理学会論文誌：コンピュータビジョンとイメージメディア，Vol.48, No.SIG 1 (CVIM17),

19 道路面情報に基づくステレオ動画像を用いた車両の前方環境認識

pp.24-34 (2007).

- 29) Tsuji, T., Hattori, H., Watanabe, M. and Nagaoka, N.: Development of night-vision system, *IEEE Trans. Intelligent Transportation System*, Vol.3, No.3, pp.203-209 (2002).
- 30) Vedula, S., Baker, S., Rander, P., Collins, R. and Kanade, T.: Three-dimensional scene flow, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.3, pp.475-480 (2005).
- 31) Williamson, T.: A high-performance stereo vision system for obstacle detection, Robotics Institute, Carnegie Mellon University CMU-RI-TR-98-24 (Sep. 1998).
- 32) Williamson, T. and Thorpe, C.: Detection of small obstacles at long range using multibaseline stereo, *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.311-316 (1998).
- 33) Williamson, T. and Thorpe, C.: A specialized multibaseline stereo technique for obstacle detection, *Proc. IEEE CVPR*, pp.238-244 (1998).
- 34) Yu, Q., Araujo, H. and Wang, H.: Stereo-vision based real time obstacle detection for urban environments, *Proc. International Conference on Advanced Robotics*, pp.1671-1676 (2003).
- 35) 古川賢司, 岡田隆三, 谷口恭弘, 小野口一則: 車載用画像処理 LSI を用いた車両周辺監視システム, 第 9 回画像センシングシンポジウム, pp.227-232 (2003).

(平成 19 年 9 月 1 日受付)

(平成 20 年 3 月 9 日採録)

(担当編集委員 橋本 学)



関 晃仁 (正会員)

2000 年東京工業大学入学。2003 年 3 月同大学工学部制御システム工学
科飛び級入学のため中退。2004 年 9 月東京工業大学大学院理工学研究科
機械制御システム専攻修士課程短縮修了。2007 年 3 月東京工業大学大
学院理工学研究科機械制御システム専攻博士課程短縮修了。工学博士。同年
(株)東芝入社。2004 年度日本機械学会三浦賞受賞。2008 年手島工業教
育資金団手島記念研究賞博士論文賞受賞。



奥富 正敏 (正会員)

1981 年東京大学工学部計数工学科卒業。1983 年東京工業大学大学院理
工学研究科制御工学専攻修士課程修了。同年キヤノン(株)入社。1987~
1990 年カーネギーメロン大学コンピュータサイエンス学科客員研究員。
1994 年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻助教授。
2002 年東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻教授。コ
ンピュータビジョン, 画像処理, 画像計測に関する研究に従事。工学博士。電子情報通信学
会, 計測自動制御学会, 画像電子学会, IEEE 各会員。