

ステレオ動画像を利用した 道路面領域の抽出と追跡による自車両の運動推定

関 晃 仁[†] 奥 富 正 敏[†]

本論文では、車載ステレオカメラを使った自車両の運動推定手法を提案する。カメラを利用して自車両の運動推定を行うには、画像中で静止領域を特定する必要がある。そのため、ステレオ画像を用いて、まず道路平面領域を抽出し、かつカメラに対する道路平面の姿勢を推定する。次いで、入力画像を道路平面を真上から見た画像に変換したうえで、異なる時刻に得られる変換後の画像間で、抽出された道路平面領域パターンのマッチングを行い自車両の運動を推定する。マッチングには並進と回転の3つのパラメータが含まれるが、まず車両の運動モデルを導入することで簡便かつ安定に運動推定を行い、さらにその推定結果を勾配法を用いて繰り返し更新することで、より高精度に運動パラメータを求める方法を提案する。最後に、合成画像と車載カメラによる実画像を用いた実験を通じ、本手法の有効性を示す。

Ego-motion Estimation by Tracking Road-regions Extracted Using Stereo Images

AKIHITO SEKI[†] and MASATOSHI OKUTOMI[†]

In this paper, we propose a method for ego-motion estimation using vehicle-mounted stereo cameras. Estimating ego-motion using cameras requires extraction of static regions from the images. We first extract static regions which correspond to the road plane and estimate the pose of the road plane using stereo images. Then, we back-project the extracted region onto the road plane. The vehicle ego-motion can be obtained by matching extracted road regions between sequential images. Our matching method consists of two steps. The first step utilizes a vehicle motion model to estimate three motion parameters, two for translation and one for rotation, simply and robustly. In the second step, the estimated parameters in the first step are iteratively updated by using a gradient method to obtain more precise estimation. Finally, we present experimental results to demonstrate the effectiveness of our proposed method.

1. はじめに

車載カメラからの映像を利用して自車両の運動推定を行うことにより、その推定結果を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、路面の動きを直接測っていないため、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。画像を利用して車両の運動を求める手法は、単眼を用いる方法と複眼を用いる方法に

分けることができる。単眼を用いる手法として、高速道路の白線の長さのように規格化されている情報を利用することで、車両速度を算出する方法⁶⁾が提案されている。また、スリットカメラを利用して特別な模様を読み取ることで、速度とともに自車両の位置を測定する方法³⁾も提案されている。しかし、規格化された路面パターンは限定された環境下でしか利用できない。

特定の路面パターンの情報を用いない方法として、単眼カメラから得られる画像中のフローから、自車両の運動を求める方法^{11),12)}が提案されている。しかし、道路領域内に路面模様がないとフローを正しく求めることは難しい。さらに画像中の道路領域に属するフローを安定に特定することは容易ではない。それ以外にも、道路面によって定義される時系列画像間の射影変換行列を求めることで運動を推定する方法⁴⁾も提案されている。しかし、単眼カメラを用いた方法では道路面とカメラの間の距離を求めることができないた

[†] 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

め、推定される並進運動は定数倍の不定性を持ち、その絶対的な大きさを知ることはできない。

次に複眼を利用する方法として、画像中の複数の注目点についてステレオ画像間の対応点から 3 次元位置を計測し、それら注目点の 3 次元位置の時間的変化により運動を推定する方法⁵⁾が提案されている。しかし、この方法では注目点として静止点を選び出し、その点のトラッキングに成功し、かつその点に関してステレオ 3 次元計測が成功することが必要であり、市街地環境のように画像中に多くの移動物体が存在する場合には安定性に欠けると考えられる。

車両の運動を正確に推定するには、静止領域を基準としてカメラの相対的な移動量を求める必要がある。本論文の提案手法では、ステレオ画像から道路平面領域を抽出することで静止領域を得、さらに抽出した平面の姿勢パラメータを用いて道路面を仮想的に上方から見た画像 (Virtual-Projection-Plane image: VPP 画像) に変換する。VPP 画像を導入することで、車両の運動を 2 次元平面内の並進と回転の 3 自由度に限定できる。自車両の運動は、抽出した道路平面領域のパターン全体を使い、時系列に沿って VPP 画像をマッチングすることで直接的に推定する。その際、まず車両の運動モデルを導入することにより、VPP 画像の道路平面領域全体に対する平行移動だけのマッチングとその重心座標から車両の運動パラメータ (並進移動と回転角) を推定する。この方法によって計算量を軽減しながら安定に運動パラメータを推定することができる。さらにその結果を初期値とし、勾配法を用いて更新することで、より高精度に自車両の運動を推定する。

2. 提案手法の概要

提案手法の全体図を図 1 に示す。まず筆者らがすでに提案した手法を利用し、ステレオ画像間の射影変換行列を動的に推定しながら道路平面を抽出する^{7),8)}。さらに、推定された射影変換行列を分解することで、カメラと平面間の姿勢を表すパラメータとして、平面の法線ベクトルとカメラから平面までの距離を求める。平面の姿勢パラメータは、動的に推定された射影変換行列から求めるため、走行時の振動等によるカメラに対する平面の相対的な姿勢変化に対応できる。次にその姿勢パラメータを使って、道路平面を仮想的に上方から見た画像 (VPP 画像) を生成する⁹⁾。

次いで、隣接したフレームの VPP 画像を使い、道路平面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

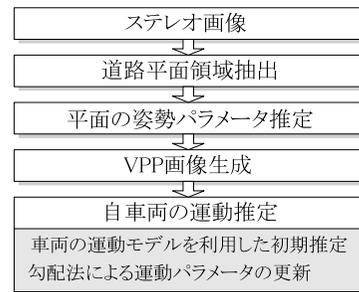


図 1 本論文の手法の処理全体図

Fig. 1 Overall view of our method.

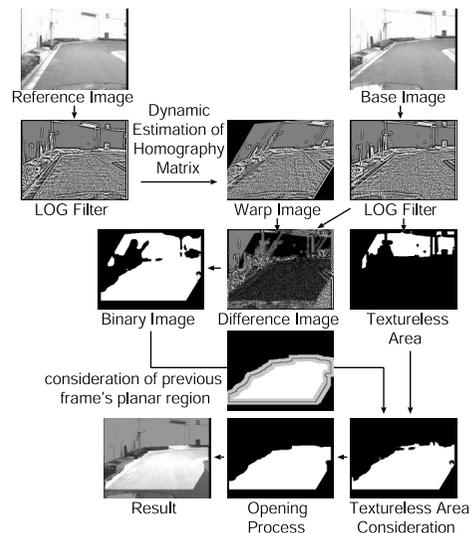


図 2 平面抽出処理の全体図

Fig. 2 Overall flow of road-region extraction method.

用いて計算量を軽減しながら安定に運動パラメータを求めた後、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。

以下本章では、まず道路平面抽出処理と VPP 画像生成方法について簡単に説明する (詳細は文献 7)~9) を参照)。次いで 3 章において、VPP 画像を用いた自車両の運動推定方法について詳しく説明する。

2.1 道路平面抽出

図 2 は、平面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

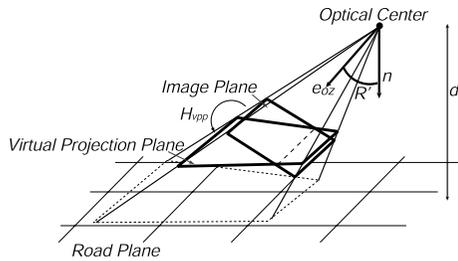


図3 VPP 画像の幾何学的関係
Fig. 3 Geometry of VPP image.

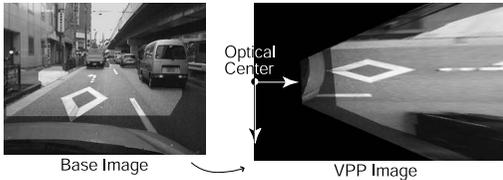


図4 平面抽出結果と VPP 画像生成結果
Fig. 4 Road-region extraction result and VPP image.

くなるため、輝度差に対する閾値を用いて道路平面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平面領域を得る。

2.2 VPP 画像生成

前節で推定された射影変換行列から平面の姿勢パラメータを求め、図3に示すように道路平面と平行な仮想投影面画像（VPP 画像）を生成する。VPP 画像の仮想カメラの座標系は、光軸が平面の法線ベクトルに一致し、VPP 画像の縦軸が実際のカメラの光軸を道路平面に射影したものと平行となるようにする。よって、生成される VPP 画像は、縦軸と横軸がそれぞれ実空間の奥行と幅に相当し、かつ縦軸は実際のカメラの道路平面内における向きに一致している。

平面領域を抽出した結果と VPP 画像を生成した結果の例を図4に示す。両画像中で明るく示されている領域が、抽出された平面領域である。

3. 自車両の運動推定

3.1 車両の運動モデルを利用した運動パラメータの推定

ある剛体の平面内の回転と並進運動を考える。まず、一般的な場合において、回転と並進による3つの未知数（運動パラメータ）を推定するために必要な注目点と移動ベクトルの個数について考察する。

ある点 (x, y) が原点のまわりに α だけ回転し、 (t_x, t_y) だけ並進運動したとき、運動後の点 (x', y')

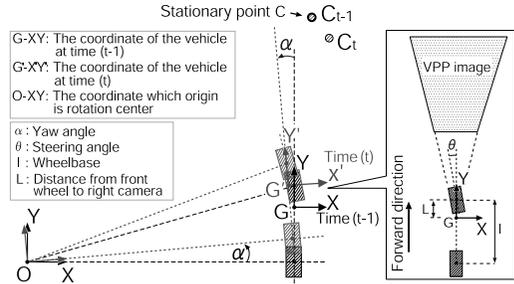


図5 モデル化した車両の運動
Fig. 5 Vehicle motion model.

は

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (1)$$

となり、移動ベクトル $(\Delta x = x' - x, \Delta y = y' - y)$ は以下のように表される。

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(-1 + \cos \alpha) - y \sin \alpha + t_x \\ x \sin \alpha + y(-1 + \cos \alpha) + t_y \end{bmatrix}. \quad (2)$$

よって、1つの注目点の座標 (x, y) と移動ベクトル $(\Delta x, \Delta y)$ が分かると式が2つ得られる。一方、運動を表す未知数が3つであるので、運動している物体（ここでは道路平面）上の2つ以上の注目点とその移動ベクトルを利用すれば、運動パラメータを推定できる。しかし、各点の移動ベクトルを求めるために、たとえ小ウィンドウを使う必要があったり、それらの点の中から正しく推定された移動ベクトルを選定したりしなくてはならず、容易ではない。

次に車両の運動モデルを利用することで、1つの注目点とその移動ベクトルから運動パラメータが推定できることを示す。

まず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5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。

$\Delta x = 0$ 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、

$$(t_x, t_y) = (\Delta x = 0, \Delta y) \quad (3)$$

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、

$$O_G = \left(-\frac{l}{\tan \theta}, -l + L \right) \quad (4)$$

と表される。そこで、静止点 C を O - XY 座標系に変換すると、

$$C_{t-1,O} = \left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G, l - L + y_G \right) \quad (5)$$

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 5 で点 C_t とし、その位置は以下のように表される。

$$C_{t,O} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{l}{\tan \theta} + x_G \\ l - L + y_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G \right) \cos \alpha + (l - L + y_G) \sin \alpha \\ -\left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G \right) \sin \alpha + (l - L + y_G) \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (6)$$

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、

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = C_{t,O} - C_{t-1,O} \cong \begin{bmatrix} (l - L + y_G) \alpha \\ -\left(\frac{l}{\tan \theta} + x_G \right) \alpha \end{bmatrix} \quad (7)$$

である。これより θ と α を求めると、

$$\begin{cases} \alpha = \frac{\Delta x}{l - L + y_G} \\ \theta = \arctan \left(\frac{l}{-\frac{\Delta y}{\alpha} (l - L + y_G) - x_G} \right) \end{cases} \quad (8)$$

となる。これによって、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 が求められる。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。

$$\begin{cases} t_x = \frac{l}{\tan \theta} (\cos \alpha - 1) - (l - L) \sin \alpha \\ t_y = \frac{l}{\tan \theta} \sin \alpha + (l - L) (\cos \alpha - 1) \end{cases} \quad (9)$$

3.2 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。2.1 節で抽出された道路面領域は、道路面に相当するため、

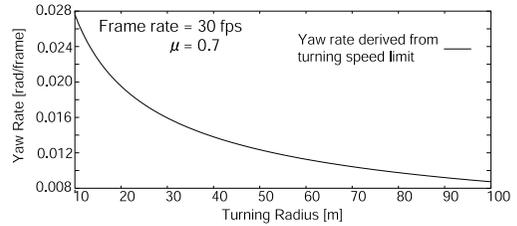


図 6 旋回半径と限界旋回速度から得られるヨーレート
Fig. 6 Yaw rate derived from turning speed limit.

静止領域である。また、VPP 画像は道路平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 画像どうしを道路平面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²⁾。その限界旋回速度 V_{\max} [m/s] は経験則によって、

$$V_{\max} = \sqrt{\mu R_{\text{ad}} g} \quad (10)$$

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] の動画像の間隔) 間のヨー角 (ヨーレート) α_{\max} [rad/frame] は、

$$\alpha_{\max} = \frac{V_{\max}}{30 R_{\text{ad}}} \quad (11)$$

である。図 6 に、このヨーレート α_{\max} と旋回半径の関係を示す。同図から、たとえば旋回半径が 10 [m] での最大のヨーレート α_{\max} は 0.028 [rad] ($\cong 1.6$ [degree]) と読み取れ、ヨーレート α_{\max} は小さいことが分かる。旋回半径に対する最大のヨー角であっても十分に小さいため、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 $m = (\Delta x, \Delta y)$ 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 7 に示す。まず、時刻 $t-1$ の平面領域を VPP 画像に変換して R_{t-1} とする。同様に時刻 t の平面領域も変換し、その画像を 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 $R_s(m)$ を式 (12) に従って算出する。この共通領域は両時刻における平面領域に相当する。

$$R_s(m) = R_{t,m} \cap R_{t-1} \quad (12)$$

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

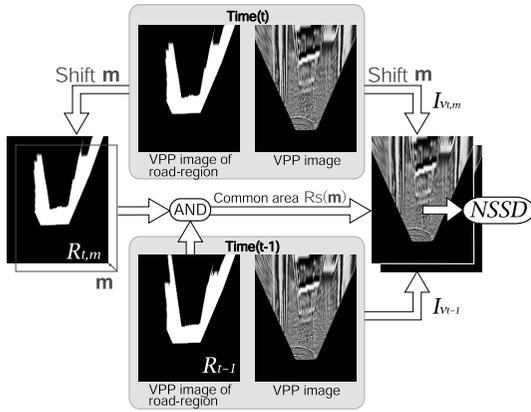


図 7 移動ベクトルの推定手順

Fig. 7 Shift vector estimation flow.

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理をして VPP 画像に変換した後， 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 m に対する相違度を式 (13) に従って，共通領域 $R_s(m)$ 内について計算する．

$$NSSD(m) = \frac{1}{N} \sum_{x \in R_s(m)} [I_{V_{t,m}}(x) - I_{V_{t-1}}(x)]^2. \quad (13)$$

ただし， N は共通領域 $R_s(m)$ 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 m を以下のように探索する．

$$\hat{m} = \arg \min_{m \in M_0} \{NSSD(m)\}. \quad (14)$$

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．まず平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 (3) に，それ以外は式 (8) 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．

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 画像中の平面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．

3.3 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 [10] に述べられている勾配法の考え方を利用して，本目的のために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，

$$x' \simeq Mx \quad (15)$$

と表される．ただし，

$$M = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & t_x \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

である．このとき，

$$M \leftarrow M(I + D) \quad (17)$$

として，ユークリッド変換行列 M を更新することで最適なユークリッド変換行列 M を求めるとする．ただし， D は更新量を表す行列である（後に式 (23) でその内容が示される）．最適なユークリッド変換行列 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 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 $(I + D)$ の求め方を説明する． $x'' = (I + D)x$ と置き，相違度 E を

$$E(d) = \frac{1}{N} \sum_{i \in R_s} [\tilde{I}_{V_t}(x''_i) - I_{V_{t-1}}(x_i)]^2 \quad (18)$$

と定義する．ただし， d は D の各要素を並べた 9 次元ベクトルである．式 (18) をテラー展開することで，

$$E(d) \approx \frac{1}{N} \sum_{i \in R_s} [g_i^T J_i^T d + e_i]^2 \quad (19)$$

を得る．ただし， $g_i^T = \nabla \tilde{I}_{V_t}(x_i)$ ， $e_i = \tilde{I}_{V_t}(x_i) - I_{V_{t-1}}(x_i)$ ， $J_i = \frac{\partial x''}{\partial d}$ 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．最初に回転成分については，

$$R \leftarrow RR \quad (20)$$

として更新することを考える．ここで Rodriguez の公式を利用することで，

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．さらに 4.1 節の合成画像実験でその妥当性を検証している．

$$\hat{\mathbf{R}} \approx \mathbf{I} + \mathbf{X}(\hat{n}) \sin \theta' \quad (21)$$

とする．ただし，

$$\theta' = \|\omega\|, \quad \hat{n} = \frac{\omega}{\theta'}, \quad \mathbf{X}(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega \\ \omega & 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

である．次に，並進移動も考慮することで更新量 ($\mathbf{I} + \mathbf{D}$) は，

$$\mathbf{I} + \mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} + \mathbf{X}(\omega) & dt \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

となる．ただし， $dt = [dt_x, dt_y]^T$ である．次いで，式 (19) の \mathbf{d} を Θ に置き換えると，

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

となる．ただし，

$$\begin{aligned} \Theta &= [\omega, dt_x, dt_y]^T \\ \mathbf{J}_{\Theta_i} &= \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \Theta} = \frac{\partial \mathbf{x}''}{\partial \mathbf{d}} \frac{\partial \mathbf{d}}{\partial \Theta} \\ &= \begin{bmatrix} -y & 1 & 0 \\ x & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (25)$$

である．相違度 E が最小になるには，変数 Θ に関して式 (24) が最小になればよい．つまり式 (24) 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．

$$\mathbf{A}\Theta = -\mathbf{b}. \quad (26)$$

ただし，

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \sum_{i \in R_s} \mathbf{J}_{\Theta_i} \mathbf{g}_i \mathbf{g}_i^T \mathbf{J}_{\Theta_i}^T \\ \mathbf{b} &= \sum_{i \in R_s} e_i \mathbf{J}_{\Theta_i} \mathbf{g}_i \end{aligned} \quad (27)$$

である．式 (26) から Θ を求め，ユークリッド変換行列 \mathbf{M} を繰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．

4. 実験結果

4.1 合成画像による実験

合成画像の作成には OpenGL を利用し，道路面のテクスチャは実画像から切り出して利用した．画像の解像度は 320×240 [pixel]，撮影速度は 30 [fps] と仮定した．また車両はホイールベースが 2.7 [m]，前輪軸上にカメラが搭載されており，カメラと平面間の距離は 1.2 [m] とした．そして，車両は限界旋回速度に近い一定速度で回転運動をしているとした．以下では，



図 8 合成画像 1 の基準画像列 (左から Frame No.0, 10, 30)
Fig. 8 Synthetic image 1: Image sequence of right camera (left to right: Frame No.0, 10, 30).

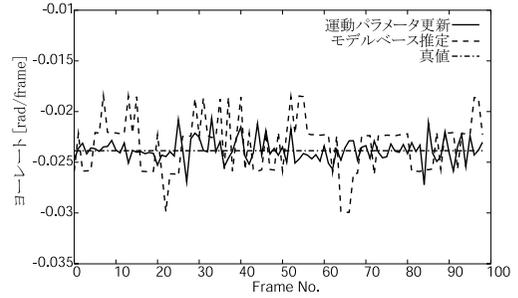


図 9 合成画像 1: ヨーレート
Fig. 9 Synthetic image 1: Yaw rate.

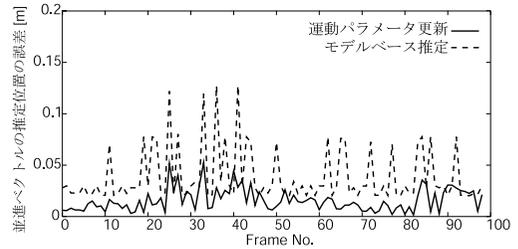


図 10 合成画像 1: 並進ベクトルの推定位置の誤差
Fig. 10 Synthetic image 1: Translation error.

(1) カメラと平面の姿勢が変化する場合と，(2) 非平面領域が存在する場合の運動推定結果をそれぞれ示す．

4.1.1 合成画像 1

カメラと平面間の姿勢が変化する場合の運動推定結果を示す．カメラはピッチ方向に 85° を中心として振幅 3° の正弦波で変動している．図 8 は，その運動状況における連続画像を 10 フレームおきに示している (Frame No.20 は Frame No.0 と同じなので省略)．

図 9 は，推定されたヨーレートを示している．3.1 節で述べた車両の運動モデルを使って運動推定を行う手法を，以下ではモデルベース推定と呼ぶことにする．図中にはモデルベース推定の結果を点線で示し，3.3 節で述べた運動パラメータを更新した結果を実線で示す．また，真値を破線で示す．

図 10 は，図 11 中の r に相当する真値との誤差を示している．0 に近いほど正確に並進ベクトルが推

この運動で想定した並進ベクトルは， $|t_y|$ が 0.588 [m]， $|t_x|$ が 0.0576 [m] である．

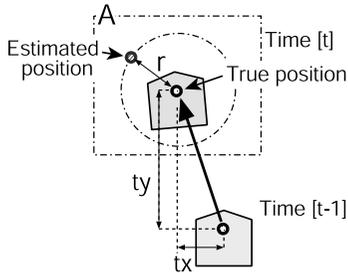


図 11 車両の移動と誤差
Fig. 11 Vehicle motion and error.

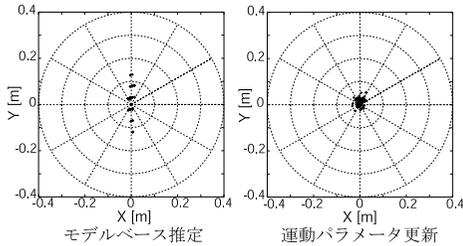


図 12 合成画像 1: 移動位置推定結果

Fig. 12 Synthetic image 1: Position estimation result.

表 1 合成画像 1: 運動推定結果の RMS エラー

Table 1 Synthetic image 1: RMS error of motion estimation.

平面的姿勢 パラメータ	運動推定法	RMS error	
		移動速度 [m/frame]	ヨーレート [rad/frame]
推定値 ¹	モデルベース	4.672e-2	2.803e-3
	パラメータ更新	1.902e-2	1.141e-3
固定値 ²	モデルベース	6.185e-1	1.492e-2

¹ 推定値で動的に変更する。

² 平面の法線ベクトルを 85° に固定する。

定されている。図 10 の線種は、図 9 と同じである。

次に運動パラメータを利用し、移動後の車両の位置を求めた結果を図 12 に示す。同図は $(X, Y) = (0, 0)$ が真値であり、図 11 中の領域 A に示すように、真の位置からの隔たりを表している。モデルベース推定による結果では、生成した VPP 画像の解像度によって離散化された値となっている。

図 9, 10, 12 からモデルベース推定でも自車両の運動が推定できているが、運動パラメータを更新することでより真値に近づき、精度が向上していることが分かる。

表 1 は、推定結果の RMS エラーを示している。同表から、モデルベース推定でもかなりの精度で推定できているが、運動パラメータを更新することにより、

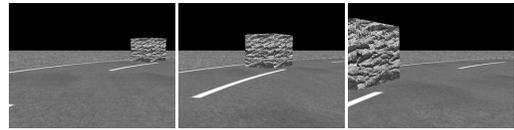


図 13 合成画像 2 の基準画像列 (左から Frame No.0, 10, 20)

Fig. 13 Synthetic images 2: Image sequence of right camera (left to right: Frame No.0, 10, 20).

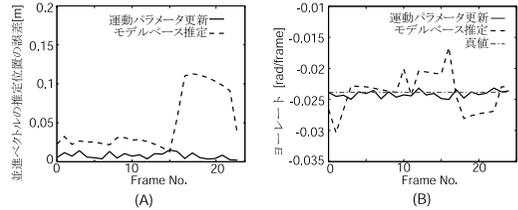


図 14 合成画像 2: 運動推定結果

Fig. 14 Synthetic image 2: Ego-motion estimation result.

さらに RMS エラーは小さくなり、より良いことが分かる。また同表中の「平面の姿勢パラメータ」が「固定値」の場合は、カメラと道路平面間の姿勢（平面の法線ベクトルとカメラと平面までの距離）を動的に推定せず、ピッチ角を 85° で固定した場合の結果を表している。平面の姿勢パラメータを固定すると RMS エラーが 1 桁大きくなっている。

4.1.2 合成画像 2

平面上に非平面領域が存在する場合の運動推定結果を示す。図 13 に基準画像列の一部を示している。この実験では、カメラと道路平面間の姿勢は変動させず、平面上に静止物体を配置した。

図 14 (A) は、並進ベクトルの推定位置の誤差を、同図 (B) はヨーレートの推定結果を示している。モデルベース推定では非平面領域が近い場合に精度が若干落ちるが、運動パラメータを更新することで真値に近い値が推定されている。これらの結果から、平面上に物体が存在する場合でも精度良く運動を推定できることが分かる。

4.2 実画像による実験

本節では、提案手法を実画像に対して適用した結果を示す。

実験車両にステレオカメラ (SONY XC003) をほぼ平行に配置し、撮影速度を 30 [fps]、解像度を 320×240 [pixel] として撮影した。実験車両はホイールベースが 2.7 [m] であり、カメラは前輪から 0.85 [m] 後方に設置されている。車両が静止した状態で、カメラと道路面との距離は約 1.2 [m]、カメラの道路面に対する俯角は約 5° であり、それらは走行中に車両の振動などで変動する。

マッチングに用いる VPP 画像は 20 [pixel/m] とした。

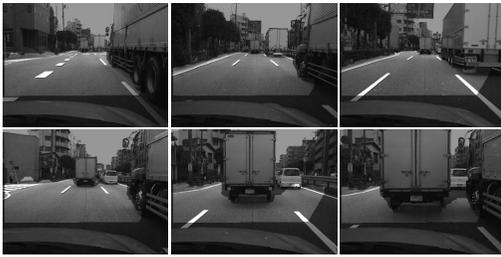


図 15 シーン 1 の画像列 (左上から右へ, 左下から右へ続く 80 フレームごとの連続画像)。ただし, 色の明るい領域は抽出された平面領域を表す

Fig. 15 Scene 1: Image sequence of right camera.

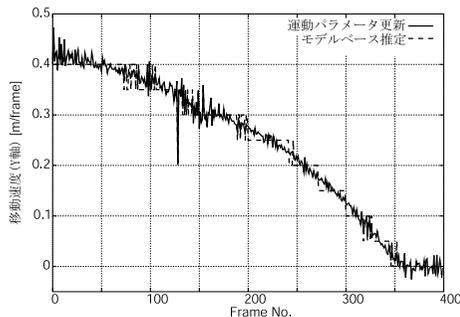


図 16 シーン 1: Y 軸方向速度

Fig. 16 Scene 1: Velocity along Y axis.

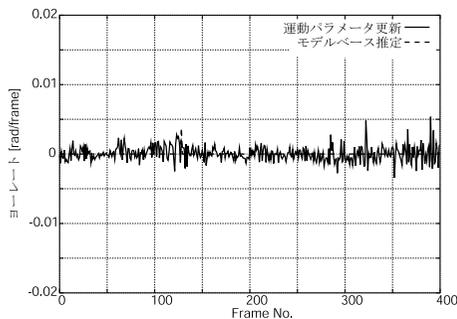


図 17 シーン 1: ヨーレート

Fig. 17 Scene 1: Yaw rate.

4.2.1 シーン 1

図 15 は, 実験に利用した基準画像を 80 フレームおきに示している。このシーンは, 併走する車両が自車両の周りに存在するため, 画像中に移動物体が含まれる。自車両の運動は前走車の停止に合わせて徐々に減速し, シーケンスの最後で停止する。

推定した移動速度 (並進ベクトルはフレーム間の移動なので速度に相当する) およびヨーレートを図 16, 図 17 に示す。

図 16 は, Y 軸 (直進) 方向の移動速度を示している。図中の点線はモデルベース推定による結果を示し,

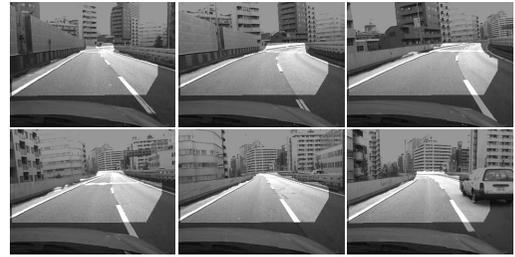


図 18 シーン 2 の画像列 (左上から右へ, 左下から右へ続く 70 フレームごとの連続画像)。ただし, 色の明るい領域は抽出された平面領域を表す

Fig. 18 Scene 2: Image sequence of right camera.

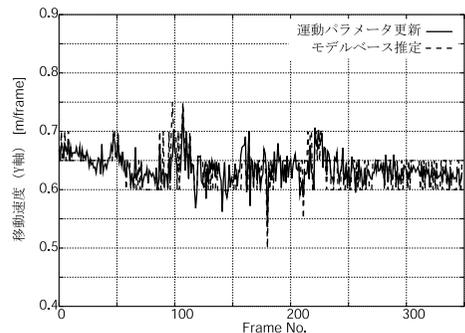


図 19 シーン 2: Y 軸方向速度

Fig. 19 Scene 2: Velocity along Y axis.

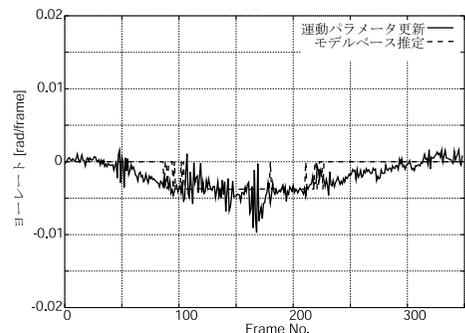


図 20 シーン 2: ヨーレート

Fig. 20 Scene 2: Yaw rate.

実線は運動パラメータを更新した結果を示している。どちらの推定結果もシーンが進むに従って, 移動速度が遅くなっている。モデルベース推定で求めた結果では移動速度が階段状になっているが, これは生成した VPP 画像の解像度が低いためである。運動パラメータを更新することで移動速度の変化がなめらかになり, 実際の現象により近いことが確認できる。図 17 は, ヨーレートを示している。この結果から, 自車両は直進していると考えられる。

4.2.2 シーン 2

図 18 は, 実験に利用した基準画像を 70 フレームお

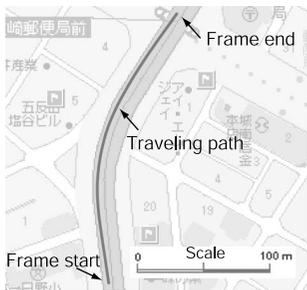


図 21 シーン 2：軌跡算出結果

Fig. 21 Scene 2: Trajectory of the vehicle.

きに示している．このシーンでは，自車両が緩いカーブを走行している．

図 19 は，Y 軸方向の移動速度の推定結果を示している．同図より，移動速度がほぼ等速であることから，自車両は一定速度で走行していることが分かる．

図 20 は，ヨーレートを示している．モデルベース推定も運動パラメータ更新による推定結果もノイズは混じるものの，ハンドルを切り始めてから直進に戻すまでの変化が読み取れる．

図 21 は，各時刻で推定された運動推定結果を積算することで車両の軌跡を計算し，その軌跡を地図のスケールと位置を合わせて表示した結果である．同図から，自車両の軌跡は実際の道路の形状に沿って推定されていることが分かる．

4.2.3 さまざまな環境下における推定結果

図 22 は，さまざまな環境下で撮影された画像に対し，提案手法を適用した結果である．各画像中に，各時刻の運動推定結果を利用して軌跡を描いており，左側の点は実験車両の左端，右側は右端，中の点はカメラの位置を示している．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．

同図 (A) は道路白線のない道路であり，(B) は積雪した道路を走行している．これらのシーンは路面テクスチャが少なく，運動推定が難しいと考えられるが，どちらも推定できている．(C) は下り坂を走行している．路面の湾曲のために，道路の先方部分が検出されていないが，手前側の平面として検出された部分のみを利用することで運動が推定されている．(D) はトンネル内を走行している．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る．(E) 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．(F) 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．

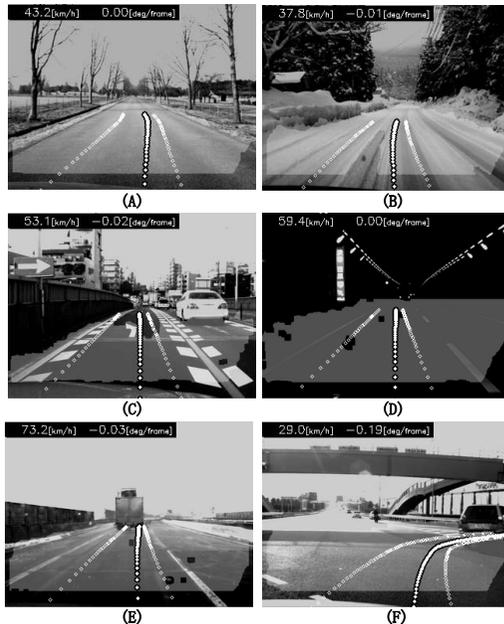


図 22 さまざまな環境下での運動推定結果

Fig. 22 Ego-motion estimation results in various conditions.

計算時間は，Intel Pentium4 2.8GHz の汎用計算機を使い，画像の入力から運動推定まで含めて，0.6 [sec/frame] である．

5. まとめ

本論文では，車載ステレオカメラを利用した自車両の高精度な運動推定手法を提案し，ステレオ画像の入力から自車両の運動推定までの一貫したシステムを構築した．提案手法では，まず道路面の平面性を利用して入力画像から道路平面領域を抽出し，かつカメラに対する道路面の姿勢を求めた．道路平面領域によって静止領域を特定し，道路面の姿勢を用いて VPP 画像を生成した．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，車両の運動を 2 次元平面内の並進と回転の運動に限定できる．まず，VPP 画像の道路平面内の移動ベクトルと車両の運動モデルを用いることで，特定の注目点のトラッキングを行うことなく，簡便かつ安定に運動を推定した．次に，その結果を初期値として並進と回転だけに限定した勾配法を用いることで運動パラメータを更新し，より高精度に運動を推定した．

合成画像に対して提案手法を適用し，自車両に大きな振動が発生している場合や非平面領域が存在する場合にも精度良く運動が推定できることを確認した．また，さまざまな環境下で撮影された実画像に対しても

適用し、運動が推定できることを示した。

提案手法は、障害物検出などで用いる車載ステレオカメラを利用して、自車両の運動推定機能を付加できる。応用例として、運動推定結果から自車両の軌跡を推定し、GPS が使えない状況でのナビゲーション用途などが考えられる。

謝辞 本研究を進めるにあたり、平面抽出処理プログラムを提供して下さった杉本茂樹氏に感謝いたします。また、実験用画像撮影においてご協力いただいた(株)本田技術研究所栃木研究所の飯星明氏、藤巻朋氏、植田恭史氏に感謝いたします。

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) 林 洋：実用自動車事故鑑定工学，技術書院（1992）。
- 3) 川又正太，片原俊司，青木正喜：車載スリットカメラと路面マークを用いた位置計測システムとその応用，第8回画像センシングシンポジウム，pp.71-76（2002）。
- 4) Ke, Q. and Kanade, T.: Transforming camera geometry to a virtual downward-looking camera: Robust ego-motion estimation and ground-layer detection, *Proc. IEEE CVPR*, pp.390-397 (June 2003).
- 5) Mark, W.V.D., Fontijne, D.E. and Dorst, L.: Vehicle ego motion estimation with geometric algebra, *Proc. IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp.58-61 (2002).
- 6) 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）。
- 7) 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).
- 8) 奥富正敏，中野勝之，丸山純一，原 智章：ステレオ動画を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).
- 9) 関 晃仁，奥富正敏：ステレオ動画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).

- 10) 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).
- 11) Stein, G., Mano, O. and Shashua, A.: A robust method for computing vehicle ego-motion, *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.362-368 (2000).
- 12) Suzuki, T. and Kanade, T.: Measurement of vehicle motion and orientation using optical flow, *Proc. IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp.25-30 (1999).

(平成 17 年 1 月 24 日受付)

(平成 17 年 10 月 19 日採録)

(担当編集委員 植芝 俊夫)



関 晃仁 (学生会員)

2000 年東京工業大学入学。2003 年同大学工学部制御システム工学科中退。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修了。同年 10 月同大学院理工学研究科機械制御システム専攻博士課程入学。2004 年度日本機械学会三浦賞受賞。



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。同年キャノン(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。