

マルチカメラによる線分情報と 地図を用いた自転車位置推定*

Vehicle Localization Based on Line Segment Detection from Multi-Camera Images

原 孝介
Kosuke HARA

斎藤 英雄
Hideo SAITO

This paper proposes a method of accurately estimating vehicle position by matching map and line segment features detected from images captured by a camera. Features such as white road lines, yellow road lines, road signs, and curb stones, which could be used as clues for vehicle localization, were expressed as line segment features on a two-dimensional road plane in an integrated manner. Moreover, an extended Kalman filter was applied after a detailed study of the line observation errors to achieve real-time estimation. Vehicle localization was tested under city driving conditions, and the vehicle position was identified with sub-meter accuracy.

Key words :

localization, multi-camera system, line segment detection, autonomous driving

まえがき

自動車の自動運転や、高度安全システムの実現のため車載センサによる環境認識が研究されている。特に近年実用化への期待が高まっている自動運転¹⁾においては、自転車の走行軌跡を決めるために遠方までのレーン検出が必要となる。高速道路のように単純な道路構造であれば、従来の白線検出²⁾に基づくレーン検出の延長で対応できることが多い。しかしながら、市街地でのレーン検出は、レーン構成や道路標示が複雑であることや、車両やヒトによるオクルージョンの影響を受ける、広い交差点ではセンサの解像度が足りず十分な認識が難しいといった多くの困難な課題がある。特に歩道にはバリアフリーの観点からスロープがあるため、縁石の高さによる道路境界の判断が難しいという課題もある。このため市街地における自動運転では、レーンや標識などが詳細に記載され

た路面の地図を事前に準備し、高精度に推定された自転車位置を使って参照することで、レーンを取得する方法¹⁾が有力である。このような高精度な自転車位置を推定する製品には高精度 GPS がある。Real-Time Kinematic GPS や準天頂衛星の補正情報を利用する GPS は数 cm の推定精度を実現し、自動運転の実験にも用いられている³⁾。しかしながら高額であることに加え、衛星電波の受信状況への依存から高い建物の多い都市部で安定しない課題や、プレートの移動によって地図が移動するとズレの影響を直接受ける課題がある。そこでカメラやレーザスキャナなどの車載センサの測定値と、路面の地図や画像を照合することで、地図上での相対的な自転車位置を推定する方法が提案されている。具体的には車載センサの測定値と、地図や画像に含まれる地形が一致する場所を自転車位置として推定する技術である。このような方法は高精度 GPS や白線検出と異なり、複雑な環境ほど手がか

* Fuji Technology Press Ltd の了解を得て、Journal of Robotics and Mechatronics, vol.27 no.6, pp.617-626 を和訳、一部加筆して転載。

りが多く、精度の向上が見込める特徴がある。本論文では車載マルチカメラ画像と地図を照合することで高精度な自車位置をリアルタイムに推定する方法を提案する。

カメラやレーザスキャナなどの車載センサ情報と路面の地図や画像データベースを照合することで、自車位置を推定する方法は、照合対象の種類によって三通りに分けることができる。空撮画像（もしくは衛星画像）を用いる方法、過去に撮影された車載カメラ画像を用いる方法、線分やスプライン曲線による地図を用いる方法である。

空撮画像による自車位置推定⁴⁾は、車載カメラ画像と空撮画像に写った路面ペイントを使って画像同士の位置合わせすることで自車位置を求める。しかしながら空撮画像を用いるのは製品化に際して品質とデータ容量の課題がある。市販の空撮画像は複数の画像を接続して生成されており、その位置決め誤差の影響により絶対位置がずれていることがある。またさらに空撮画像には駐車／走行中の車両によるオクルージョンや建物の影が含まれていることから、安定した品質を保つことが難しく、また品質基準の定義そのものが課題と考えられる。

過去に撮影された車載カメラ画像を用いる方法⁵⁾⁶⁾は、路面だけでなく、画像に写った建物などの道路周辺の立体物を使えるメリットがある。画像間の特徴点の対応付けは一般に頑健であるメリットがあるものの、空撮画像と同様にデータ容量が問題になることや、デスクリプタの内容は目視による確認が困難であり品質を保証するのは困難と考えられる。

線分やスプライン曲線によって表現される路面の地図を用いる方法では白線、黄線、道路標示、側溝、縁石などの位置が高精度に記載された地図を用いる。このような長距離の複雑な地図を作れるようになった背景には、MMS(Mobile Mapping System)による測量技術⁷⁾の発展が挙げられる。このような地図は従来のカーナビで使われる地図の自然な延長で考えられるため、データフォーマットや品質基準についての取り扱いが容易である。また自車位置推定のアプリケーションとして、自動運転やレーンキープアシストを想定した場合、白線や縁石といったレーンの境界や、道路標示といった情報は、走行軌跡を決める上で必要になる⁸⁾。これらの情報は軌跡を計画する上で、線分などの形式で保持される。このように

アプリケーションにとって需要の多いデータであることは、地図の整備が十分になされることが期待できる。このような路面の地図を用いた自車位置推定として、例えば Lane LOC⁹⁾は、ステレオカメラを用いて白線や縁石を個別に検出し、地図とマッチングすることにより自車位置推定を行った。Nedevschi ら¹⁰⁾も同様に、ステレオカメラによって白線の境界や、縁石、停止線などを個別に検出している。これらの課題は白線や縁石など検出対象ごとに異なる特徴検出器を準備しなければならず構成が複雑になることであった。またステレオカメラを用いると縁石や路面が検出できるメリットがあるものの、コストやマルチカメラ化で不利になる。一方で特徴検出器を用いず直接照合する方法として、レーザスキャナの反射強度を照合に用いた研究¹¹⁾、単眼カメラから得られる Structure tensor を基準として照合する研究¹²⁾がある。どちらもパーティクルフィルタによって自車位置を最適化している。種別ごとに検出器を並べるのに比べ構成が簡略になるメリットがあるが、パーティクルフィルタは一般的に演算量で不利になる事が多く、車載を考えた際に課題になることがあった。市街地の自動運転で実績のある方法¹³⁾は、車両から撮影した画像を用いる方法⁶⁾と、線分による地図を用いる方法⁹⁾のハイブリッドである。前方／後方のマルチカメラの構成をとっているものの、二つの方法は別のカメラを利用して別々に自車位置を算出し、最後に別の車両モデルでフュージョンする複雑な構成をとっている。このためマルチカメラ構成に適したアルゴリズムであるとは言えない。

本論文では線分表現による地図と、マルチカメラ画像から抽出した線分特徴を照合することで、高精度な自車位置を推定する方法を提案する。自車位置推定の手がかりとなる路面上の白線、黄線、道路標示、縁石など異なる特徴を、2次元路面上の線分特徴として統一的に表現する。そして検出した線分を車両座標系に鳥瞰変換して用いることで、カメラの構成に依存しない処理を実現する。さらに線分の観測誤差を詳細に検討することで拡張カルマンフィルタを適用し、リアルタイム推定を実現した。市街地における走行評価によって推定自車位置の精度を評価し、サブメートル精度の高精度な自車位置が得られることを示す。

1. マルチカメラ画像による自車位置の推定法

本手法は線分特徴の抽出、地図との照合、自車位置の予測と補正のステップに分けられる (Fig. 1)。入力は車両に搭載された複数のカメラによる画像系列と後輪車輪速である。出力は地図上での自車位置であり、位置・姿勢の3自由度の状態を推定する。具体的にはまず各カメラ画像より線分検出を行い、車両座標系へ鳥瞰変換する。鳥瞰変換された線分と地図の線分を対応付けて誤差を計算し、拡張カルマンフィルタによって自車位置を補正する。初期位置はGPSなどの別の手段で与えられているものとし、走行中の自車位置の更新に焦点をあてる。

具体的なカメラ構成として前方/後方のマルチカメラで検討する。広角カメラを利用することはカメラの回転動作の推定に有利であり、多くのSLAMの研究¹⁴⁾で推奨されている。道路環境においても交差点を曲がるなどのシーンで同様の推定が必要になる。このため事実上の広角カメラと捉えることができる視野の重複のないマルチカメラ構成は、自車位置の高精度化に大きく寄与すると考えられる。また前方/後方のような対称位置の配置は他の配置に比べ精度向上に寄与するとされている¹⁵⁾。車載を考えると車両が進行する前方/後方には、安全システムのための性能の良いカメラが搭載されることが多く、現実的な設定と言える。以下に各処理の詳細を説明する。

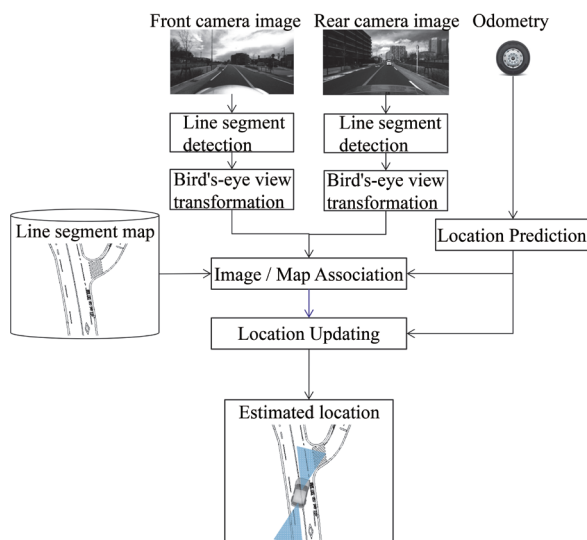


Fig. 1 Localization system flowchart

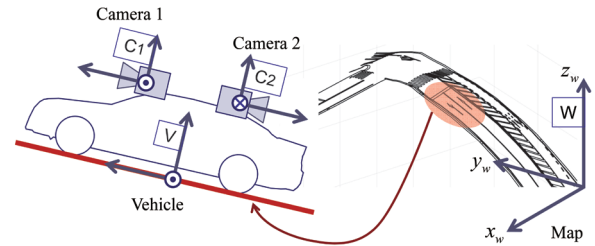


Fig. 2 Setting of the coordinate system

1.1 座標系の設計

ここでは車載されたマルチカメラから得られる特徴と、3次元の線分地図を扱うための設計について説明する。本手法は地図座標系と車両座標系、さらに複数のカメラ座標系を利用する (Fig. 2)。まず n 番目のカメラ座標系における3次元点 \mathbf{p}_{c_n} は、カメラの取り付け位置を表す回転・並進 \mathbf{R}_{vc_n} , \mathbf{t}_{vc_n} を適用することで、車両座標系における点 \mathbf{p}_v に変換される。 \mathbf{R}_{vc_n} , \mathbf{t}_{vc_n} は事前にキャリブレーションすることで、既知として扱うことができる。

$$\mathbf{p}_v = \mathbf{R}_{vc_n}^T (\mathbf{p}_{c_n} - \mathbf{t}_{vc_n}) \quad (1)$$

次に車両座標系の点 \mathbf{p}_v を地図座標系の点 \mathbf{p}_w に変換する。本手法が時刻 t において推定する変数として、車両のYaw回転を表す \mathbf{R}_{vw}^t と、平面上での並進を表す \mathbf{t}_{vw}^t を導入し、3自由度の推定を行う。本来、路面は勾配を持っているため、車両の位置姿勢は6自由度で表現する必要がある。しかしながら推定する変数が増えることは、精度の低下につながることが多い。そこで線分地図が3次元座標を持っていることを利用し、車両は地図を局所的に近似した平面上を走行しているものとした。具体的には一般的な道路の幅員を参考に、自車両を中心とした3.5[m]の範囲の地図について平面近似を行い、Roll/Pitchの傾き \mathbf{R}^t を計算する。車両の高さ方向の位置も同様の平面から計算できる。これにより次式で路面の傾きを考慮した座標変換を表現できる。

$$\mathbf{p}_w = \mathbf{R}_s^t \mathbf{R}_{vw}^t \mathbf{p}_v + \mathbf{t}_{vw}^t \quad (2)$$

1.2 車両の運動モデルによる予測

本節では自車両の運動をモデル化し、状態の予測とその誤差モデルの計算方法について説明する。最近の多く

の自動車には、左右の後輪車輪速 v_R^t, v_L^t を検出するセンサがついており、アプリケーションはCANネットワークを介して利用することができる。この情報はオドメトリと呼ばれ車両の運動の予測に用いることができ、画像取得時刻における自車位置の予測位置を計算することができる。 t 時刻における自車の状態を自車位置の回転・並進 $\mathbf{R}_{vw}^t, \mathbf{t}_{vw}^t$ に対応して $\mathbf{X}^t=(x^t, y^t, \theta^t)$ とすると、自車の運動による予測状態 $\bar{\mathbf{X}}^t$ は次の式に従う。

$$\bar{\mathbf{X}}^t = \mathbf{f}(\mathbf{x}^{t-1}, \mathbf{u}^t) + \boldsymbol{\varepsilon}^t \quad (3)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}^{t-1}, \mathbf{u}^t) = \mathbf{x}^{t-1} + \begin{bmatrix} \frac{v^t}{\omega^t} \cos(\theta^{t-1}) - \frac{v^t}{\omega^t} \cos(\theta^{t-1} + \omega^t \Delta t) \\ -\frac{v^t}{\omega^t} \sin(\theta^{t-1}) + \frac{v^t}{\omega^t} \sin(\theta^{t-1} + \omega^t \Delta t) \\ \omega^t \Delta t \end{bmatrix} \quad (4)$$

関数 \mathbf{f} は2輪ロボットのモデル¹⁶⁾と同様の式である。予測誤差を表す $\boldsymbol{\varepsilon}^t$ は平均0、共分散 \mathbf{Q}^t のガウス分布に従うものとした。制御量 $\mathbf{u}^t=(v^t, \omega^t)^T$ には、後輪車輪速より計算した車両速度 $v^t=(v_R^t + v_L^t)/2$ 、角速度 $\omega^t=(v_R^t - v_L^t)/2d_r$ が含まれる。 d_r は車輪間の距離を表す。

一般に予測誤差を表す \mathbf{Q}^t はパラメータとして対角行列で与えることが多い。しかしながら、 \mathbf{Q}^t を対角行列に設計すると誤差楕円が道路平面上を正円状に広がることになり、道路に従った実際の車両運動とかけ離れてしまう (Fig. 3a)。そこで主な誤差は観測した制御量にあるとし、走行距離に応じて広がるものとした (Fig. 3b)。具体的にはヤコビアン $\partial \mathbf{f} / \partial \mathbf{u}^t$ による一次の近似を用いて次式で表した。 Δd は一時刻前との走行距離の差分であり、 Δt は時刻の差分である。

$$\mathbf{Q}^t = \left(\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{u}^t} \mathbf{Q}_u \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{u}^t}^T \right) \Delta d + \mathbf{Q}_c \Delta t \quad (5)$$

\mathbf{Q}_u は制御量に対応した誤差を表現する対角行列であり、 \mathbf{Q}_c はモデルに従わない小さな誤差を表現する対角行列である。

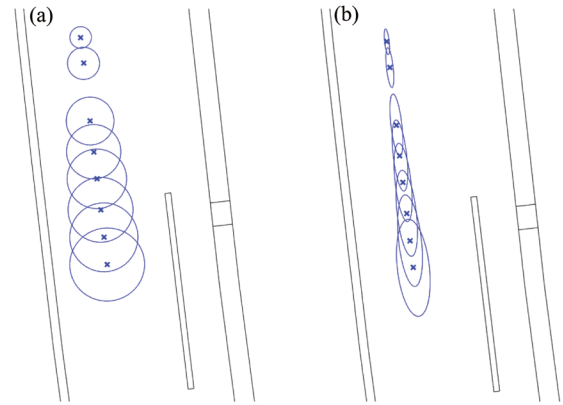


Fig. 3 Estimation error in vehicle movement

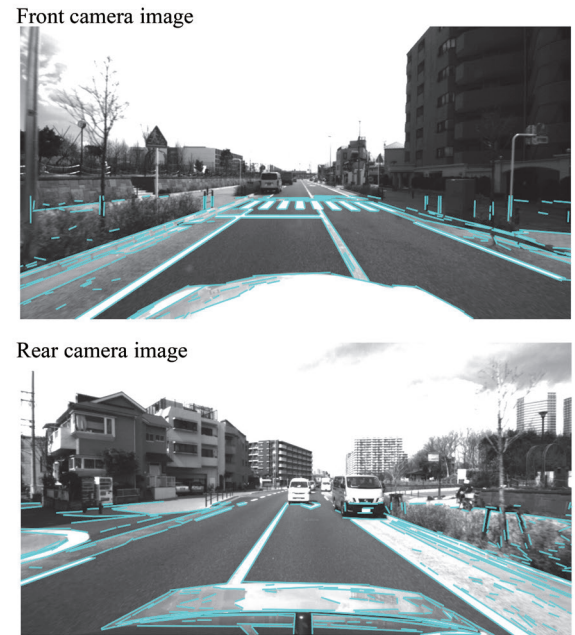


Fig. 4 Line detection with multi-camera images

1.3 マルチカメラ画像からの線分抽出

複数の車載カメラから得られるマルチカメラ画像に対して、それぞれ線分検出を行う。線分の抽出にはLSD(Line Segment Detector)¹⁷⁾を用いた。LSDは実時間SLAM¹⁸⁾の研究にも用いられており、高速かつ誤検出の少ない方法である。これを車載カメラ画像に適用した結果を示す (Fig. 4)。青線は検出した線分を表し、白線や横断歩道に加え、側溝や縁石からも線分が抽出できていることがわかる。この結果から多くの路面上の手がかりは、線分検出によって抽出可能であると考えられ、自車位置推定に有望な特徴といえる。なおカメラは車両に水平についているものとして一定以上の高さの検出処理は行わない。また自車両の映り込みの線分は画像中の位

置で判定して除くものとする。

1.4 画像中の線分の鳥瞰変換

複数のカメラから検出された線分を車両座標系で扱うことで、カメラ構成が変更されても後段の処理に影響が出ないように設計する。このために画像中の線分を鳥瞰変換によって車両座標系へ射影し、その誤差分布を検討する。カメラの取り付け位置の回転・並進 \mathbf{R}_{vc_n} , \mathbf{t}_{vc_n} およびカメラの内部パラメータは事前に与えられているものとし、路面は車両近傍において平面であることを仮定する。これにより正規化画像上における線分の開始点、終了点 $\mathbf{n}_s, \mathbf{n}_e$ は、鳥瞰変換 \mathbf{b} によって車両座標系における $\mathbf{q}_s, \mathbf{q}_e$ に変換される。開始点と終了点の変換は同じ扱いであるので、 $\mathbf{q}=\mathbf{b}(\mathbf{n})$ と添字を省略すると、変換式は次式で与えられる。

$$\mathbf{R}_{vc_n} = \{r_{ij}\}, \mathbf{t}_{vc_n} = [t_x, t_y, t_z]^T \quad (6)$$

$$q_x = \frac{-n_y t_y (n_u r_{33} - r_{13}) + t_x (n_u r_{33} - r_{13}) + n_u t_y (n_u r_{33} - r_{23}) - t_x (n_u r_{33} - r_{23})}{(n_u r_{31} - r_{21})(n_u r_{33} - r_{13}) - (n_u r_{31} - r_{11})(n_u r_{33} - r_{23})}$$

$$q_y = \frac{-n_u t_y (n_u r_{31} - r_{11}) + t_x (n_u r_{31} - r_{11}) + n_u t_y (n_u r_{31} - r_{21}) - t_x (n_u r_{31} - r_{21})}{(n_u r_{33} - r_{23})(n_u r_{31} - r_{11}) - (n_u r_{33} - r_{13})(n_u r_{31} - r_{21})} \quad (7)$$

ここで拡張カルマンフィルタによる補正を行うためには、検出した線分の観測誤差のモデル化が重要である。そこで画像線分の鳥瞰変換後の誤差モデルを、線分の検出位置や長さに対応づけて検討した。まず画像上における検出位置の誤差の大きな要因にはレンズがあり、一般に中心から離れるに従い誤差が大きくなる。あらかじめ歪み補正¹⁹⁾を行っていたとしても、誤差が残ることがある。そこで画像中心からの位置の2乗によって、標準偏差を表現した。また線分を抽出する際には、複数のピクセルが使われており、長い線分ほど正確であると考えられる。このためガウス分布におけるサンプル数と誤差の関係性を参考に、線分の長さ l の平方根に標準偏差が反比例するとした。これらをまとめ画像上での端点の誤差の共分散行列 \mathbf{R}_l を次の対角行列として表現した。 c_1, c_2 は定数である。

$$\mathbf{R}_l = \text{diag}[(c_1 n_u^2 + c_2)^2, (c_1 n_v^2 + c_2)^2] / l \quad (8)$$

さらに鳥瞰変換後の車両座標系における共分散行列 \mathbf{R}_q を、ヤコビアン $\partial \mathbf{b} / \partial \mathbf{n}$ による1次の近似を行い次式で示す。

$$\mathbf{R}_q = \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial \mathbf{n}} \mathbf{R}_l \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial \mathbf{n}}^T \quad (9)$$

Fig. 4 に対応した画像線分の鳥瞰変換の例を示す (Fig. 5)。黒線は地図を表し、青線は鳥瞰変換した画像線分、赤楕円は線分端点の誤差楕円を表している。画像中で手前側かつ中心付近に検出した線分は誤差が小さく、遠方の線分は誤差が大きくなっているのが見て取れる。なお共分散が大きい線分は、自転車位置の補正で利用しないように閾値処理した。これにより誤差の大きい画像周辺の線分や、短い線分が優先的に取り除かれる。

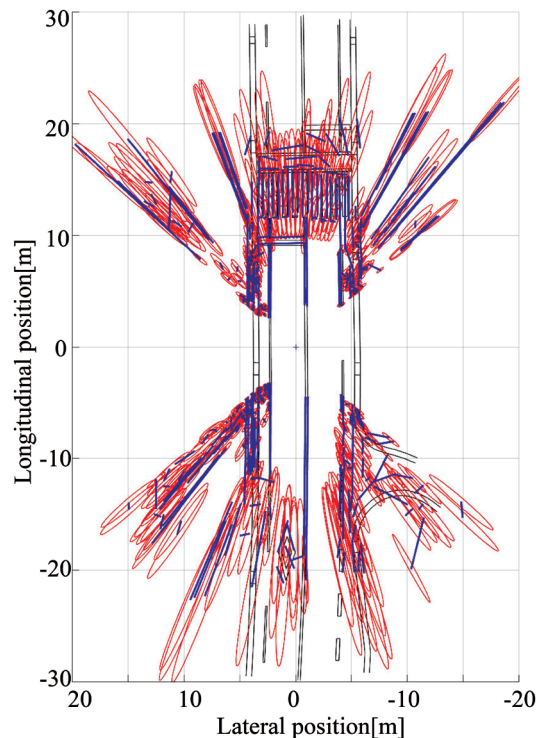


Fig. 5 Bird's-eye view transformation of lines and observation errors

1.5 地図線分と画像線分の対応付け

自転車位置の補正のため画像線分 $\mathbf{q}_s, \mathbf{q}_e$ と、地図線分 $\mathbf{m}_s, \mathbf{m}_e$ を対応付ける処理を検討する。車両座標系にお

る線分端点は、車両の運動モデルによる予測状態 \mathbf{X}' によって世界座標系へ変換され、近傍にある地図線分と対応付けることができる。しかしながら、白線などは両側のエッジに線分が検出されるため、単純に近傍と対応付けると、誤ったエッジに対応付けられる可能性がある。そこで線分の両側の濃淡から勾配の向きを計算し、地図線分と濃淡の方向を一致させる (Fig. 6)。これにより誤対応を大きく減らすことができる。まとめると①画像線分から地図線分への射影距離が閾値以下であること、②角度差が閾値以下であること、③勾配方向が同じ方向であることを条件とした。なお線分は途切れて検出されることがあるため、一つの画像線分に対し、条件を満たす複数の地図線分が対応付けされる。

ここで路面上の白線がかすれている場合や、路面のクラックなど、地図線分と対応しない画像線分が検出されることがある。これをそのまま地図線分に対応付けて利用すると、誤った自転車位置が推定される可能性がある。各線分の対応付けについて射影距離と角度の両方でロバスト推定的一种である Bisquare の重み付けを行い、次節の自転車位置の補正で用いた。これにより誤った対応付けに対し、正しい対応付けの割合が十分に大きければ影響を防ぐ事ができる。

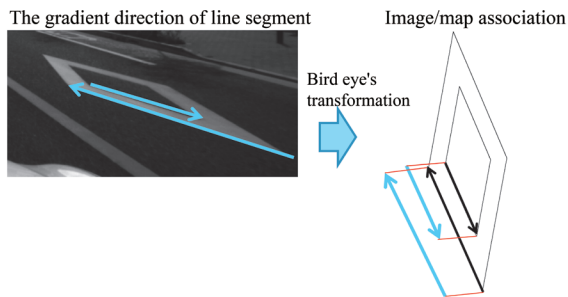


Fig. 6 Association with focus on gradient direction

1.6 自転車位置の補正

対応付けられた地図線分 $\mathbf{m}_s, \mathbf{m}_e$ と、画像線分 $\mathbf{q}_s, \mathbf{q}_e$ の間の誤差を定義し、自転車位置の補正を行う。線分の特徴として、その方向が多くのピクセルから計算されるため正確であるのに対し、端点は途切れやすく正確ではない課題がある。特にセンターラインなどの長い線が画像中で部分的に観測された場合、それがセンターラインのどの部分を示しているか不明である。また歩道の境界など

円弧状の構造の場合、途切れた複数の線分として検出される。そこで二つの基準で誤差を定義した (Fig. 7)。

まず基本的な誤差として、画像線分の端点を地図線分に射影した距離を用いた (Fig. 7a)。主には車両左右の白線や縁石、車両と直交する停止線などの手がかりに対応する。これにより長い線分の一部や途切れた線分であっても、自転車位置の補正に用いることができる。地図線分から計算される直線の方程式を $a_x x_w + a_y y_w + a_c = 0, \sqrt{a_x^2 + a_y^2} = 1$ としたとき、画像線分の端点 \mathbf{q} の射影誤差 δ_p は次の式で表される。

$$\delta_p = \begin{bmatrix} a_x & a_y & 0 & a_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_s^T \mathbf{R}_{vw}^T \mathbf{q} + \mathbf{t}_{vw}^T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

この観測誤差は前述の共分散行列 \mathbf{R}_q に基づき、地図線分の垂線に射影した R_p として計算できる。

$$R_p = \begin{bmatrix} a_x & a_y \end{bmatrix} \mathbf{R}_q \begin{bmatrix} a_x & a_y \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

次に自転車位置の予測誤差が小さい場合、地図線分の端点と画像線分の端点は近い位置にくることが期待される。そこで端点間の距離が閾値以下にある場合には、端点間の距離も誤差に含めた (Fig. 7b)。これにより破線の白線や横断歩道の端点などから、車両の進行方向の位置を補正する手がかりが得られる。次の式で端点の誤差を定義する。観測誤差には \mathbf{R}_q を用いた。

$$\delta_q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} (\mathbf{q} - \mathbf{R}_{vw}^T \mathbf{R}_s^T (\mathbf{m} - \mathbf{t}_{vw})) \quad (12)$$

これらの誤差モデルに基づき、複数の線分の対応付けから得られる誤差を並べた誤差 $\delta = [\delta_{p,1}, \delta_{p,2}, \dots, \delta_{q,1}^T, \delta_{q,2}^T, \dots]^T$ を定義し、拡張カルマンフィルタの枠組みで自転車位置 \mathbf{X}' を補正した。

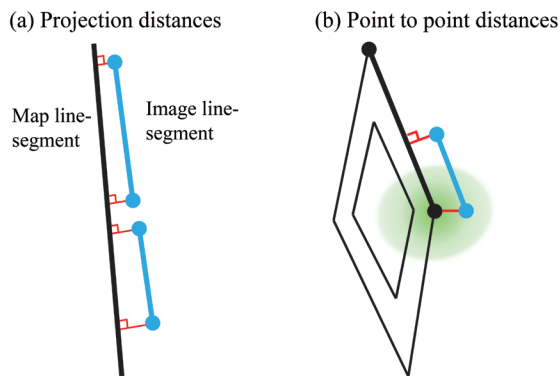


Fig.7 Errors between line segments on map and on image

2. 評価結果

市街地を複数のカメラを搭載した評価車両で走行し、評価を行った。推定した自車位置の精度、および演算速度について報告する。

2.1 評価環境

評価車両 (Fig. 8) として前方、後方に向けて産業用カメラ (Lumenera Lm225) を搭載し、走行データの収集を行った。画像は 100[ms] に一度の周期で取得しており、 2048×1088 で撮影された画像を、縮小処理によって 1024×544 に圧縮して用いた。実際の処理領域は路面が写っている領域に限定できるため、前方カメラの処理領域は 1024×229 、後方カメラの処理領域は 1024×247 である。後輪車輪速は車両に標準搭載されているセンサの情報を CAN 経由で取得して用いた。車輪速の周期は約 33[ms] であり、画像取得時刻まで 2.2 節で説明した運動モデルによる予測を続ける。自車位置の真値として RTK-GPS (Novatel OEM615) を用いて緯度経度を取得し、地図座標系である平面直角座標系に変換して利用した。なお本研究は自車位置の修正に焦点を当てており、初期位置には真値を用いた。また夜間や悪天候についての対応は本研究では扱わないものとし、3月の晴天日における 12 時前後の時間帯で走行データを収集した。

評価経路として新川崎駅周辺において、RTK 補正情報が有効であった三通りのケースを走行した (Fig. 9a)。いずれのケースも交差点を曲がるシーンを含んでいる。ケース 1 は 1.4km の長距離であり陸橋による高低差と

約 3 度の勾配のある箇所を含んでいる。ケース 2 は交差点を左折した後に、ゆるいカーブが続く道である。ケース 3 では右折後に細街路に進入して走行した。これらの道路環境について、線分地図を準備した (Fig. 9b)。地図は専門業者の手によって高精度に測量されたものであり、MMS による測量によって地図を作成した後、検証用基準点を別途測量し比較することで誤差が 0.1[m] 以内であることが保証されている。地図には、路面にペイントされた白線、黄線、道路標示、さらに縁石、側溝、雨水枡といった道路構造を線分として記載している。

また精度に関する比較のため、文献¹¹⁾に記載されているレーザスキャナの反射強度を用いた自車位置推定を参考に実装した。文献はレーザスキャナから得られる点群の反射強度と、地図を正規化相関によって比較し、パーティクルフィルタによって自車位置を推定する。ここで文献ではレーザの反射強度のラスタ地図を用いているのに対し、本手法は線分地図を扱うため、そのままでは適用できない。そこで白線や黄線など明らかに路面より反射が強い領域を 1、路面を 0 として正規化相関を計算した。レーザスキャナとして評価車両のルーフに搭載された Velodyne HDL32e を用いた。反射強度の S/N を考え車両周辺の 15[m] の範囲を自車位置推定に用いた。この範囲で路面に当たるのは水平方向に全方位、垂直方向に約 17 レイヤであり、十分に高い解像度を持っている。



Fig. 8 Test vehicle and camera positions

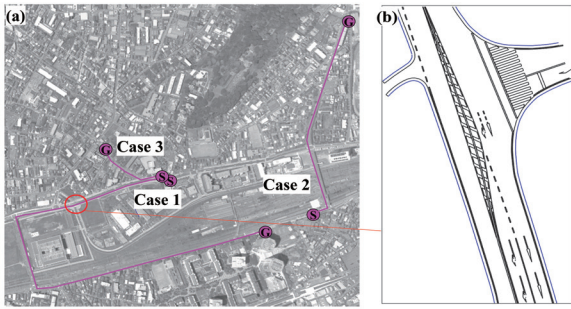


Fig. 9 Evaluation test route and line map

2.2 自転車位置の精度評価

自転車位置の推定結果と真値の比較評価について、誤差を車両の進行方向と幅員方向に分解して考える。自動運転やレーンキープといったアプリケーションを想定すると、レーン内の位置を決めるための幅員方向の誤差に精度が求められる。各評価経路について前方／後方マルチカメラと前方単眼の条件における平均誤差を示す (Table 1)。マルチカメラ条件における幅員方向の平均誤差はいずれも 0.1[m] を下回った。文献¹³⁾において市街地における幅員方向のクリアランスの調査結果より、制御と自転車位置推定をあわせた誤差を 0.2[m] 以内に収める必要があることが述べられている。また自動駐車文献²⁰⁾も同様に 0.2[m] を目標としている。本手法の平均誤差はこれを下回っている。また、進行方向を含めても平均誤差は 1[m] 以内に収まっている。評価環境やセンサ、地図といった条件が異なるため比較は困難であるものの、例えば文献¹⁰⁾にまとめられた複数の論文の推定精度と比較しても匹敵、ないしは高い精度を実現しているといえる。

自転車位置の推定について、いくつかの事例を示す (Fig. 10)。グリーンの線は画像から検出した線分であり、マゼンダは推定した自転車位置を使って地図を画像に投影した結果である。キャリブレーションの問題はあるものの、推定した自転車位置が正しければ、画像と地図は正確に重なる。(a)は複雑な白線や道路標示があるシーンである。(b)は陸橋の3度の勾配を登っているシーンである。(c)は路駐車両を避けるシーンであり、(d)は細街路を走行しているシーンである。(e)については後述するが、いずれのシーンでも正確に自転車位置が推定できていることが示されている。

またケース1における推定誤差の分布を示す (Fig. 11)。これは画像取得のタイミングごとの誤差をプロットしたものである。分布はほぼ0近辺に収束している。進行方向に誤差が増えている箇所は、長い直線を走行した時に手がかりがなかったためである。このような地図上での手がかりが無い、つまり付近の地形に変化が無いということは、誤差が大きくなったとしてもアプリケーション上問題になりにくい。一方で単眼のケースでは幅員方向にも誤差が増えている箇所がある。これは Fig. 10(e)のケースであり、陸橋を登ったところで、手がかりの少ない交差点を曲がったときに発生したものである。交差点を曲がる際にはオドメトリによる誤差が大きくなりやすい。このとき、横断歩道が大きく掠れているなどの理由で、手がかりが少なく、誤差が大きくなることがある。しかしマルチカメラ条件では、後方カメラが横断歩道を捉えることで、誤差が大きくなるのを防ぐことができ、有効性を確認した。

レーザによる手法との比較 (Table 1, Fig. 11) を考察する。ケース3では本手法とほぼ同等の精度である一方で、ケース1では、陸橋付近の直線道路で進行方向の誤差が大きくなった結果、以降の推定が難しい状態に陥った。またケース2でも同様に、ゆるいカーブを走行するシーンにおいて、進行方向の誤差が大きくなった。本手法は雨水桝や側溝などレーザの反射強度と無関係な手がかりや、点線状の白線の端点を利用することで、進行方向の誤差の補正している。一方で文献¹⁾と線分地図の組み合わせでは進行方向の手がかりに乏しく、誤差が大きくなったと考えられる。

上記の結果から、本手法は実用化に必要とされている幅員方向の誤差 0.2[m] 以下を達成し、高い精度で自転車位置を推定できることを示してきた。しかしながら自転車位置の推定が難しい環境も考えられる。まず白線や縁石などの手がかりが存在しない道路では、本質的に本手法による推定は難しい。同様に密集した路駐車両など、手がかりが完全に隠された状況もまた、本手法で扱うことができない。そのような状況においては地図と画像線分の対応付けが得られずオドメトリによる運動モデルに従うことになる。この状態が長く続くことで自転車位置の誤差が大きく蓄積すると、画像と地図の対応付け範囲を超えてしまい、GPSなどによる初期化が必要となる。高精

度 GPS と同様に本手法も全ての環境で利用できるとは限らず、自動運転などの安全に関わるアプリに用いる際には、多重系を組んだ上で弱点を補い合うような運用がなされるものと想定している。またカメラにとって夜間や逆光、雨天などは難しい問題であり今後の課題と考えている。また他車両などの移動体や路駐車両から得られる地図と対応しない線分を、閾値処理とロバスト推定の枠組みで除いたが、直接的に検出すればより動作が安定する可能性があり改良の余地がある。また個別の事例を検証し誤差のピークを抑える工夫も必要になると考えられる。

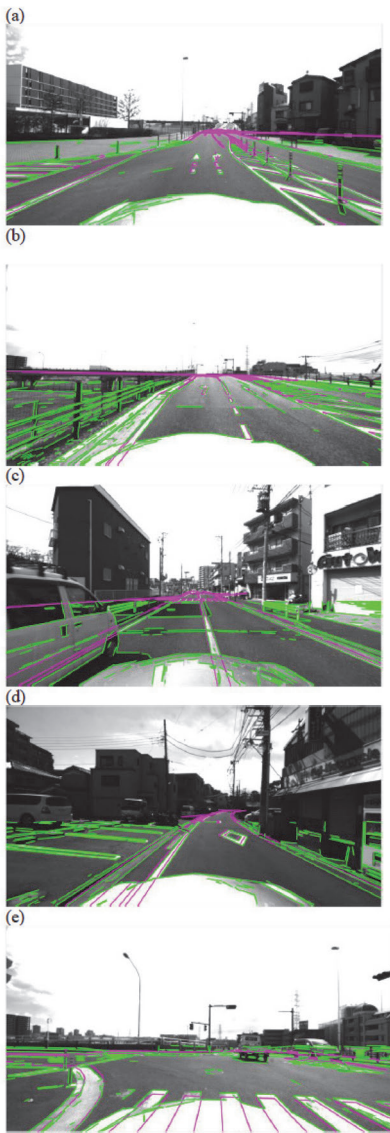


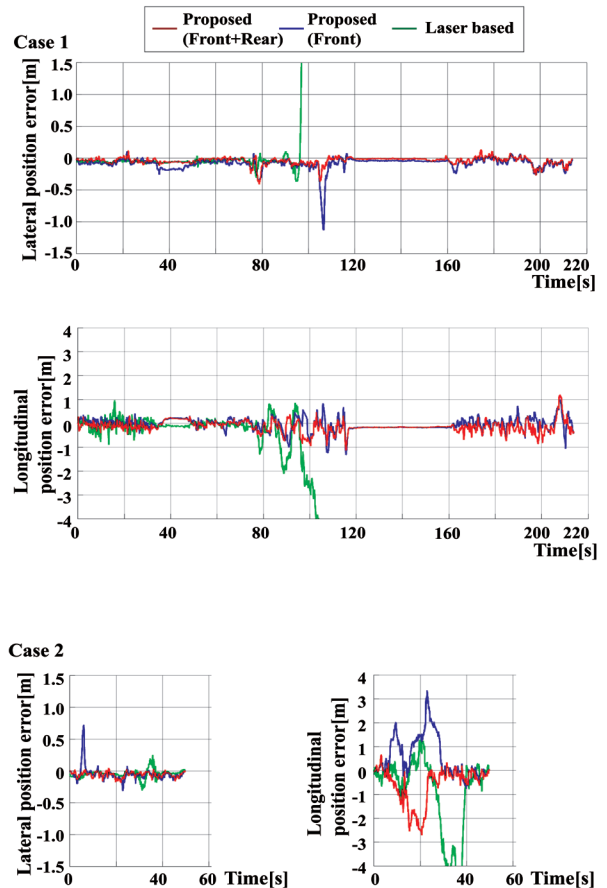
Fig.10 Map projected onto image

Table 1 Average errors of estimated vehicle position

Evaluation Paths	Distances[m]	Methods	Lateral position error[m]	Longitudinal position error[m]
Case 1	1381	Proposed(Front+Rear)	0.049	0.21
		Proposed(Front)	0.087	0.19
		Laser based	N/A	N/A
Case 2	534	Proposed(Front+Rear)	0.058	0.63
		Proposed(Front)	0.083	0.69
		Laser based	0.059	1.10
Case 3	148	Proposed(Front+Rear)	0.096	0.23
		Proposed(Front)	0.13	0.17
		Laser based	0.053	0.16

Table 2. Average calculation time of vehicle localization

	Calculation time[ms]
Line segment extraction (Front Camera)	13
Line segment extraction (Rear Camera)	15
Localization	12
Total	41



走行環境認識

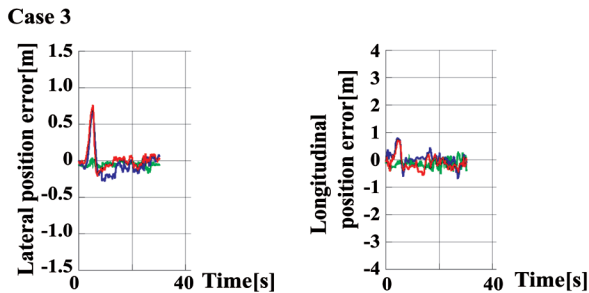


Fig.11. Estimation error distributions

2.3 演算時間の評価

本手法の演算時間について、ケース1における平均演算時間の内訳を示す (Table 2)。測定環境には Intel core i7, Windows 8 が搭載された PC を用い、演算には CPU のみを利用した。シミュレーションソフトウェアは MATLAB と C で実装されている。画像の取得が 100[ms] に一度であるので、十分にリアルタイム演算できると言える。

むすび

本論文では線分表現による地図と、マルチカメラ画像から抽出した線分特徴を照合することで、高精度に自車位置を推定する方法を提案した。自車位置推定の手がかりとなる路面上の白線、黄線、道路標示、縁石について、線分特徴を使うことで統一的に扱い、さらに検出した線分を車両座標系に鳥瞰変換することで、カメラの構成に依存しない処理を実現した。特に線分の観測誤差を詳細に検討することで拡張カルマンフィルタを適用し、リアルタイム推定を実現した。市街地における走行評価によって推定した自車位置の精度を評価し、サブメートル精度の高精度な自車位置が得られることを示した。

参考文献

- 1) J. Ziegler, P. Bender, M. Schreiber et al.: "Making bertha drive? An autonomous journey on a historic route," IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, Vol.6, No.2(2014), pp.8-20.
- 2) J. McCall and M. Trivedi: "Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: Survey, System, and Evaluation," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol.7, No.1(2006), pp. 20-37.
- 3) B. Wu, T. Lee, H. Chang et al.: "GPS navigation based autonomous driving system design for intelligent vehicles," IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics(2007), pp.3294-3299.
- 4) M. NODA, T. Takahashi, D. Deguchi et al.: "Vehicle ego-localization by matching in-vehicle camera images to an aerial image," Asian Conference on Computer Vision Workshops - Computer Vision(2011), pp.163-173.
- 5) D. Wong, D. Deguchi, I. Ide et al.: "Single camera vehicle localization using SURF scale and dynamic time warping," IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings(2014), pp.681-686.
- 6) H. Lategahn, M. Schreiber, J. Ziegler et al.: "Urban localization with camera and inertial measurement unit," IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings(2013), pp.719-724.
- 7) I. Puente, H. Gonzalez-Jorge, J. Martinez-Sanchez et al.: "Review of mobile mapping and surveying technologies," Measurement, Vol.46, No.7(2013), pp.2127-2145.
- 8) J. Ziegler, P. Bender, T. Dang: "Trajectory planning for Bertha: A local, continuous method," IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings(2014), pp.450-457.
- 9) M. Schreiber, C. Knoppel, U. Franke: "LaneLoc: Lane marking based localization using highly accurate maps," IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings(2013), pp.449-454.
- 10) S. Nedeveschi, V. Popescu, R. Danescu et al.: "Accurate Ego-Vehicle Global Localization at Intersections Through Alignment of Visual Data With Digital Map," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol.14, No.2(2013), pp.673-687.
- 11) J. Levinson, M. Montemerlo, S. Thrun: "Map-Based Precision Vehicle Localization in Urban Environments," Robotics: Science and Systems(2007).
- 12) N. Mattern, R. Schubert, G. Wanielik: "High-accurate vehicle localization using digital maps and coherency images," Intelligent Vehicles Symposium Proceedings(2010), pp.462-469.
- 13) J. Ziegler, H. Lategahn, M. Schreiber et al.: "Video based localization for Bertha," IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings(2014), pp.1231-1238.
- 14) G. Klein, D. Murray: "Parallel tracking and mapping for small AR workspaces," ACM Int. Symposium on Mixed and Augmented Reality(2007), pp.225-234.
- 15) R. Pless: "Using many cameras as one," IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2(2003), pp.587-593.
- 16) S. Thrun, W. Burgard, D. Fox: "Probabilistic robotics," MIT press(2005).
- 17) R. Gioi, J. Jakubowicz, M. Morel et al.: "LSD: A fast line segment detector with a false detection control," IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.32, No.4(2008), pp.722-732.
- 18) K. Hirose, H. Saito: "Real-time Line-based SLAM for AR," The 3rd Int. Workshop on Benchmark Test Schemes for AR/

MR Geometric Registration and Tracking Method(2012).

- 19) J. Bouquet: "Camera Calibration Toolbox for Matlab". http://www.vision.caltech.edu/bouquetj/calib_doc/
- 20) 増田広司, 水谷麻美, 木村正博, "ITS 応用 - 自動運転の第一歩," 東芝レビュー, Vol.55, No.11(2000), pp.23-26.

著者



原 孝介

はら こうすけ

株式会社デンソーアイティラボラトリ
研究開発グループ
センサ信号処理の研究開発に従事



斎藤 英雄

さいとう ひでお

慶應義塾大学 理工学部
情報工学科教授 博士(工学)
コンピュータビジョン技術による自由視点
映像生成や複合現実感応用等に関わる研
究に従事