The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	外れ値判定から切り拓くレジリエントローカライゼーションに関する研究
Author(s)	板東, 幹雄
Citation	大阪大学, 2019, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/72387
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

大阪大学大学院 工学研究科 機械工学専攻

博士学位論文

外れ値判定から切り拓く
レジリエントローカライゼーションに関する研究

板東　幹雄

2019 年 1 月

目 次

1 序論 **3**

1.1 研究背景 3

1.2 GNSS による位置算出の手法と課題 4

1.3 推定誤りからの復帰を実現するレジリエントローカリゼーション 5

1.4 本論文の構成 9

2 GNSS 位置の外れ値評価のための低コストデッドレコニング手法 **11**

2.1 緒言 11

2.2 GNSS を用いた自律走行の位置推定手法 11

2.3 デッドレコニングによる位置推定モデル 13

2.4 低コストセンサによるデッドレコニングの実車実験と解析 16

2.5 結言 20

3 GNSS 位置の外れ値評価のための低コストデッドレコニング手法における姿勢推定 **21**

3.1 緒言 21

3.2 低コストデッドレコニングによる位置推定モデル 21

3.3 UKF を用いた姿勢推定 23

3.4 低コストデッドレコニングを実現するセンサバイアス推定の原理 27

3.5 低コストデッドレコニングにおける効果検証 34

3.6 結言 35

4 レジリエントローカライゼーションを実現する GNSS 位置の外れ値判定手法 **37**

4.1 緒言 37

4.2 関連研究 37

4.3 従来の外れ値判定における課題 38

4.4 モデル化誤差を含む外れ値判定によるレジリエントローカライゼーション 44

4.5 レジリエントローカライゼーションの適用結果と考察 50

4.6 結言 58

5 測位演算への外れ値判定導入による GNSS 位置精度改善手法 **59**

5.1 緒言 59

5.2 GNSS の測位演算への外れ値判定導入 59

5.3 外れ値判定導入による効果検証と考察 66

5.4 結言 77

6　結論 **78**

1　序論

1.1　研究背景

近年，公道を走る自動車，農業用のトラクタやコンバイン，建設機械など車両の自動運転技術が目覚ましい発展を遂げている．

過去，自動運転は未来の技術とされてきた．それは自動運転に必要な障害物を認識するセンサや自車の位置を計測するセンサの性能が不足していたことがあげられる．

しかし，現在に至っては，一つのセンサによる計測結果だけではなく多数のセンサによる計測結果から，障害物や自車の位置を推測することで，それぞれのセンサの弱点を補完しあう「センサフュージョン」の技術が研鑽され，センサの性能不足は自動運転にとって大きな障壁ではなくなりつつある．

センサフュージョン技術を用いた自律化を目指したロボットや車両の研究開発は急速に進みだしており，例えば，海外では Grand Challenge[1] や Urban Challenge[2] などのように自動車に様々なセンサを搭載し，最高速度 80Km/h を超す速度で長距離を走破したり，国内ではつくばチャレンジ [3] といった低速ながら歩行者などが行き交う街中を自律的に走行するロボットの大会が開催されている．これらの技術が実用化され，交通や産業を効率化することへの期待が高まっている．

このような，自律走行をする移動体は予め決められたライン上を走行する誘導型と，目的地だけが決められ，そこへ移動体自らが考えながら目的地へ向かう自走型が存在する．自走型の移動体では，目的地だけが決められているため，その過程は移動体自身が決定しなければならない．そして，移動体は周りに人や障害物が無いかを認識する外環境の認識や走行制御計画を常に行う必要がある．これらの機能を使うために，移動体は常に自己の位置を推定しており，自己位置推定機能が自律走行実現のために重要な機能の一つであると言える．

特に自車の位置を算出する際，このセンサフュージョン技術は大きな役割を果たすこととなる．各センサの計測誤差を確率的に発生するものと考え，モデル化し最尤点を算出するような手法がある．この手法の特徴は，算出された 1 点は決して絶対的なものではなく，可能性の最も高い点であることを示していることである．このような確定的でない，確率的な位置を扱うような手法を多く用いるため，センサフュージョンにより自車の位置を算出することを位置推定と呼ぶ.

このセンサフュージョン技術において，大きな進歩を促したのはカルマンフィルタの存在である．カルマンフィルタは航空宇宙の分野で軌道推定に使用された手法であり，対象のシステムを状態方程式と観測方程式の 2 種類の方程式で表される状態空間モデルで表す．カルマンフィルタを用いたセンサフュージョンではセンサで計測される値に必ず発生する誤差をガウス分布に近似もしくはガウス分布を持つと仮定し，その広がりを分散値として取り扱う．

この手法により，様々なセンサを用いてその誤差を分散値と共に表すことで，センサフュージョンにより位置を推定できる．位置をセンサフュージョンで推定するためには，状態方程式により物理値である状態変数を更新し，観測方程式により，それぞれの状態変数を用いてセンサの観測値を表し，状態および観測値の誤差を推定する．この状態方程式と観測方程式とを用いることでカルマンフィルタを構築することがで

きる．

つまり，位置推定においては状態変数は位置を導くことができる変数の一つであり，この要素によって各センサの出力値を表現することができることがセンサフュージョンの原則となる．多くの場合，状態変数としては，位置，速度，加速度が選ばれる．そして拡大系として加速度の微分であるジャークまでを含めることがある．

そして観測変数として各センサからの出力値を選択した状態変数を用いて表す．このとき，自車の位置そのものが観測できれば，最も都合がよいことは容易に想像できる．しかし，位置そのものを観測できるセンサはそう多くはない．

例えば本研究の題材として用いている屋外で走行する車両については，位置を観測できるセンサとして多くの機器に使用されているものが，米国の GPS（Global Positioning System）に代表される地球上空を周回する人工衛星からの電波を観測し，三角測量の原理を用いて位置を決定することができる GNSS（Global Navigation Satellite System）である．

1.2 GNSS による位置算出の手法と課題

GNSS による位置算出には人工衛星からの電波を観測する．人工衛星からは連続して電波が放出されており，この電波を専用のアンテナにて受信する．受信した電波は，その電波が人工衛星から発信された時刻 t_T と，アンテナで受信した時刻 t_R との差分から以下のように衛星とアンテナ間の距離 p を計算する．

$$p = c(t_R - t_T) \tag{1}$$

ただし，c は光速を表す．この計算された距離は実際の距離とは異なるため，擬似距離と呼ばれる．

GNSS 受信機の課題となるのは受信した時刻の正確性である．人工衛星にはルビジウムなどを用いた非常に高精度な原子時計が搭載されているが，これらは非常に高価格である．一般的に用いられる機器にこのような高価格な時計を搭載することは現実的ではない．

このため，GNSS による位置の算出（以降，測位計算）では，式 (2) のような位置の 3 変数のほかに受信機時計誤差 s を含めた 4 変数を逐次算出する問題に落とし込まれる．

$$Gd\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \rho_1}{\partial x} & \frac{\partial \rho_1}{\partial y} & \frac{\partial \rho_1}{\partial z} & \frac{\partial \rho_1}{\partial s} \\ \frac{\partial \rho_2}{\partial x} & \frac{\partial \rho_2}{\partial y} & \frac{\partial \rho_2}{\partial z} & \frac{\partial \rho_2}{\partial s} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \rho_n}{\partial x} & \frac{\partial \rho_n}{\partial y} & \frac{\partial \rho_n}{\partial z} & \frac{\partial \rho_n}{\partial s} \end{bmatrix} d\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_1 - \rho_1 \\ p_2 - \rho_2 \\ \vdots \\ p_n - \rho_n \end{bmatrix} \tag{2}$$

ここで，G は観測行列であり，各衛星への視線方向を表すベクトルを衛星数分並べた行列であり，p_i は衛星 i からある時刻において送信された電波をアンテナにて受信した時刻との時間差によって計算される衛星 i とアンテナ間の距離であり，擬似距離と呼ばれる．また，ρ_i は衛星 i とアンテナ間の幾何学的距離であり，衛星の位置 (X, Y, Z) と算出すべき対象であるアンテナの位置 (x, y, z) から以下のように表される．

$$\rho_i = \sqrt{(X_i - x)^2 + (Y_i - y)^2 + (Z_i - z)^2} \tag{3}$$

このように，衛星からの信号が観測変数の数と一致していることからも解るように，式 (2) の方程式を解くためには少なくとも４つの方程式が必要であり，各衛星とアンテナ間の距離で一つの方程式となるので最低４つの衛星との距離を表す方程式が必要である．４つ以上の衛星が観測できた場合は，最小二乗法や最尤推定を用いる．つまり，GNSS の位置は観測される衛星の信号数を増やすことで最尤の意味で高精度に算出することが可能となる．

また，近年では精度を更に向上させる技術として RTK 測位やディファレンシャル測位のような補正情報を外部から受け取り，擬似距離に生じる誤差を補正して更に高精度な測位が可能となっている．

しかし，高精度となった GNSS でも，信頼性に問題が残っている．ここでいう信頼性とは「出力周期の安定性」,「誤差の均質性」である．

例えば,「出力周期の安定性」について言えば，上で述べた算出方法で測位するため，観測される衛星は少なくとも４つ必要となる．この数が満たされない場合，測位できなくなり，位置を出力することが不可能となる．また，GNSS 受信機は一つのチップで，衛星からの電波の追尾，デコード，測位計算と全てをこなすため，高周期での安定した測位を実施することが難しい．

更に,「出力周期の安定性」に加え，GNSS 受信機から出力される誤差に対して「誤差の均質性」の課題がある．GNSS 受信機の出力する誤差は，測位演算途中で算出される誤差分散値が，測位位置の確からしさを示す指標となっている．この誤差分散値を用いてセンサフュージョンを実施するが，マルチパスや回折などのような衛星からの電波の影響に起因する誤差については，実際の位置（真値）とのずれを誤差の広がりを表すはずの分散値が十分にその事実を表すことができなくなる．

この誤差分散値が信頼できないような場合を外れ値（アウトライヤー）と呼び，外れ値の排除が最小二乗法や最尤推定を用いるセンサフュージョンには必須となる重要な機能であるといえる．

そこで，GNSS を用いた位置推定においては，その位置の出力の安定性と誤差の均質性を維持するというを命題を同時に解決した高信頼な位置推定技術の確立が課題であるといえる．

1.3　推定誤りからの復帰を実現するレジリエントローカリゼーション

信頼性の一つである「出力周期の安定性」については，デッドレコニングと呼ばれる手法を組み合わせ解決できる．デッドレコニングを用いる位置推定手法は Fig. 1 のような流れで位置を推定する．

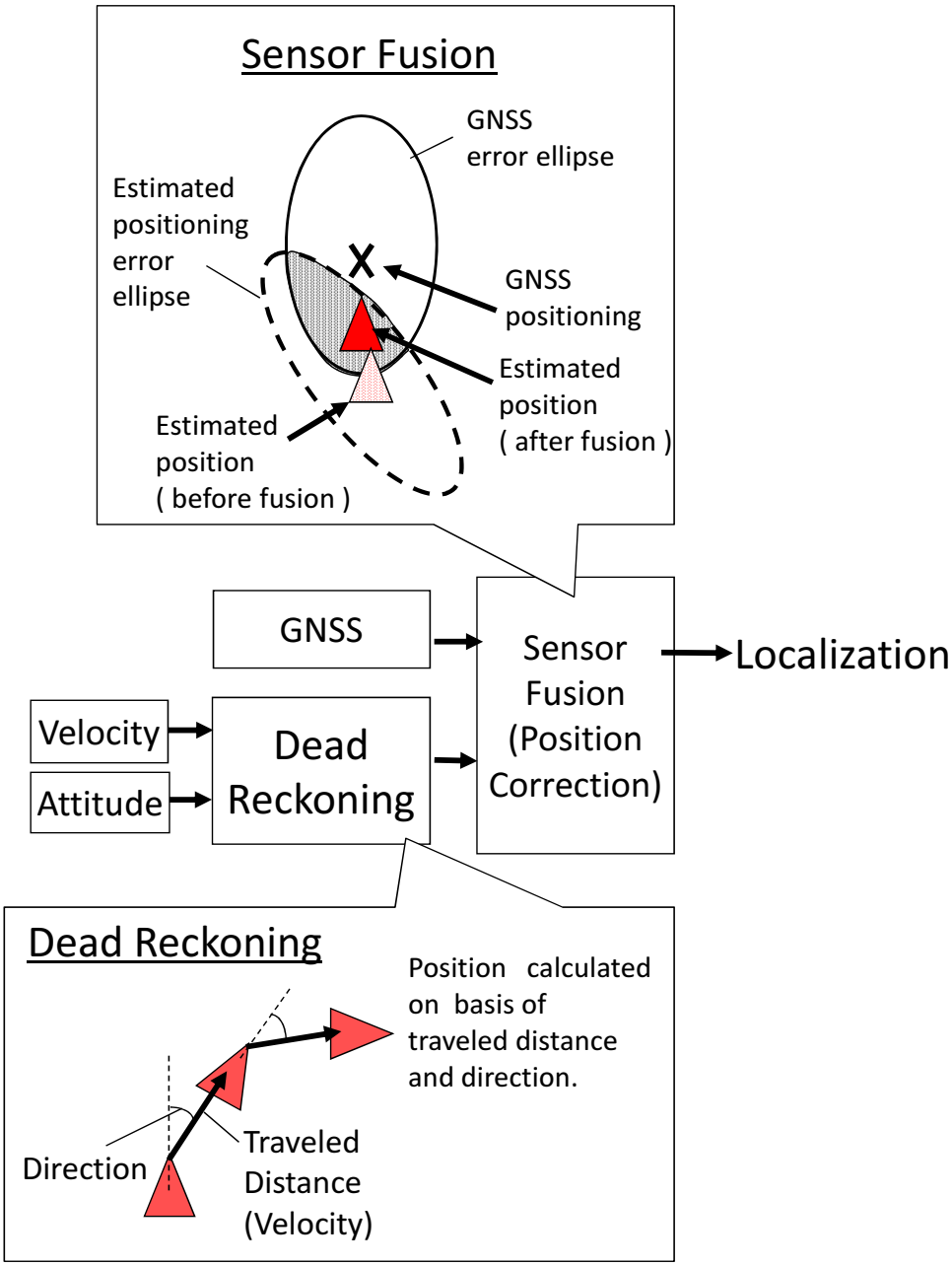


Fig. 1: Localization Flow

デッドレコニングは進行方向と進行距離によってある一点から次の点を推測する航法である．このためデッドレコニングは推測航法とも呼ばれる．デッドレコニングは車両などの移動体では絶対座標に対する車両の姿勢を計測し，これを用いて車両の速度ベクトルを絶対座標で表すことで元となる位置からの変位量を計算し，現在の位置を推測することができる．

最も単純なデッドレコニングによる位置は以下のように計算される．

ある時刻 t において，自車が $x(t), y(t), z(t)$ の位置にあったとする．同時に取得した車両速度の値が，$v(t)$ であったとすると，単位時間 Δt 後の車両位置に対する車両の変位量 $(\delta x(t), \delta y(t), \delta z(t))$ は相対姿勢 (ヨー

角，ピッチ角)$(\theta_y(t), \theta_p(t))$ から，以下のように表すことができる．

$$\delta x(t) = v(t)\cos\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\Delta t \tag{4}$$

$$\delta y(t) = v(t)\sin\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\Delta t \tag{5}$$

$$\delta z(t) = v(t)\sin\theta_p(t)\Delta t \tag{6}$$

ただし，一般的な車両ではロール角は微小であり無視できるとしている．

よって，時刻 $t+1$ の車両の絶対位置 $(x(t+1), y(t+1), z(t+1))$ は，時刻 t（単位時間 Δt 前）の車両位置 $(x(t), y(t), z(t))$ を用いて，

$$\begin{pmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \\ z(t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x(t) + \delta x(t) \\ y(t) + \delta y(t) \\ z(t) + \delta z(t) \end{pmatrix} \tag{7}$$

と表わすことができる．

このようにデッドレコニングでは，車両の速度と姿勢を用いて，その位置を計算することができる．しかし，デッドレコニングは，1 サンプルごとの推測ごとに速度と方位の誤差が発生する [8]．そのため，サンプル数を経るごとに誤差が蓄積する．一般的には，この誤差を打ち消すために位置を直接観測し，修正を実施する．この修正のために GNSS を用いるが，前述の通り GNSS にも誤差が存在する．

そこでカルマンフィルタを用いたセンサフュージョンでは，この誤差の大きさを表す誤差分散値を重みとして用いることで，GNSS が出力する位置がどの程度の確度で算出されたものかを考慮し，位置修正のためのカルマンゲインを算出する．このような，GNSS において測位された位置を用いたセンサフュージョンの方法をルーズカップリングと呼ぶ．ここで問題となるのが，前述の外れ値の存在である．外れ値が発生した際の GNSS が出力する誤差分散値は，その誤差に対して非常に小さいことが多い．この過小評価された誤差分散値が重みとしてカルマンフィルタに入力されることでそのサンプル回において出力に含まれた誤差のほとんどが推定値に反映されることになる．このため，外れ値の除去機能がセンサフュージョンには必須の機能となり，外れ値除去のために，GNSS の位置を評価する根拠となるのはデッドレコニングにより得られた位置となる．

つまり，デッドレコニングには

- GNSS の出力周期の補完
- GNSS の出力位置の誤差の評価

の二つの役割がある．

Fig. 2 に GNSS を用いた位置推定における課題とデッドレコニングの役割を示す．

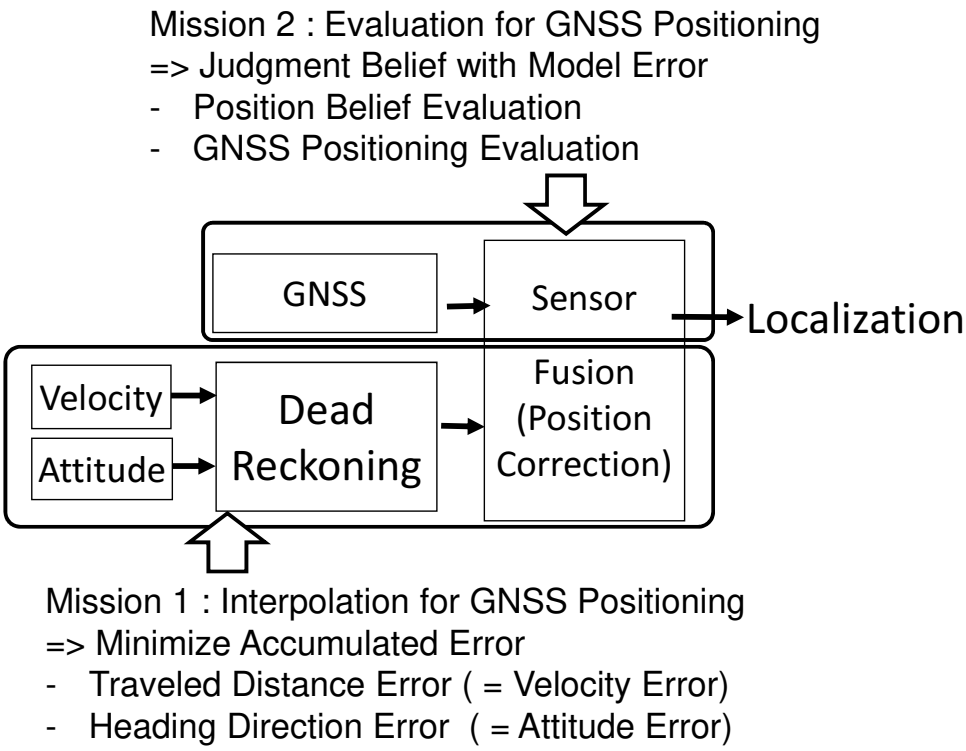


Fig. 2: Dead Reckoning Mission at Localization with GNSS

まず，一つ目の役割を果たすためにはデッドレコニングの誤差を少なくする，つまり，進行距離と進行方向の高精度化が重要となる．この高精度化のため，進行距離の元となる速度の高精度推定，進行方向の元となる姿勢の高精度推定が必要な技術となる．

一方でこれらの速度，姿勢をどれだけ高精度にしたとしてもそこには誤差が生じる．原理的に，この誤差が経時的に蓄積されるため，デッドレコニングによる出力周期の補完には時間的な限界が存在することになる．

そこで，GNSS による修正を実施する際に必要な外れ値判定において，デッドレコニングは二つ目の役割を果たすことになる．デッドレコニングに原理的に存在する時間的な制限下での正確な外れ値の判断が必要である．外れ値の判断のためには，デッドレコニングによって生じる誤差を事前に正確に調査することが一つの手段である．しかし，屋外を走行する車両において，様々な条件の下，この誤差を調査することは現実的には不可能である．そこで誤差の発生を位置を算出するための要素となるセンサの誤差から演繹的に求めることをする．このような手法をモデル化と呼び，ここで導かれた数式をモデルと呼ぶ．

代表的な条件下ではこのモデルは正しい挙動を示す．しかし，この代表的な条件を外れた場合は，この限りではない．モデルから導かれた結果は，実際の挙動によって生じる結果とは大きく異なることになる．

この実際の挙動との差により，デッドレコニングの二つ目の役割である GNSS 位置誤差の評価が狂うため，位置推定においては致命的な欠陥をもたらすこととなる．つまり，正しいはずの GNSS の位置を間違ったデッドレコニングの位置で評価することによって，誤った位置を推定結果として出力することになる．更にデッドレコニングの逐次的な誤差の蓄積により，一度外れ値を誤って判断すると，真の位置に戻ることが

できなくなる状況に陥る．この誤判定の原因は一重にモデル化の際に考慮された現象の不足によるといえる．このようなモデル化されなかった現象はモデルの不確かさとして残ることになるためである．しかし，このモデルの不確かさは物理現象を数式として表す全ての分野において永遠の課題である．それはモデル化する際に考慮する現象が多ければ多いほど，精緻なモデルとなるが，計算量の増加，未知の誤差に対して耐性が低くなる傾向にあるからである．そのため，ちょうどよい正確さ，精度のモデルと，そのモデルに対する誤差の見積もりから，未知の誤差に対して，その真偽の判断し，もし仮に真偽の判断を誤ったとしても，真の位置に戻れるレジリエントな位置推定技術の開発が重要であり，そのような判断方法，推定方法が課題となる．

これらの課題解決のための方策は位置推定のみならず最尤推定を用いたすべての判断ロジックの基本となると考えている．

1.4 本論文の構成

Fig. 3 に本論文の構成を示す．

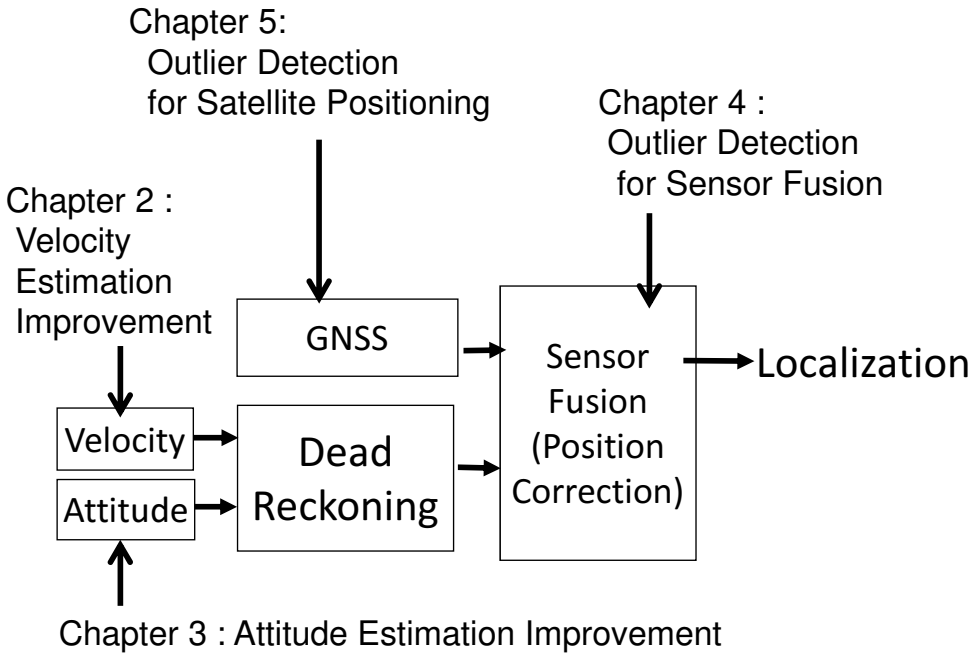


Fig. 3: Chapter Component for the Thesis

本論文では，デッドレコニングの高精度化のために，２章および３章において速度推定および姿勢推定の高精度化について述べる．これらの章で述べる手法を用いて，推定される進行距離，進行方向を高精度化することにより，衛星測位の問題の一つである「出力周期の安定性」に対する解決策を示すと共に，後述する外れ値判定精度を高めることに貢献する．これらの手法により，短時間でもその精度を保つことが可能となる．次に，４章において，デッドレコニングと衛星測位結果のセンサフュージョンにおける問題の一つであるモデル化誤差を含んだ外れ値の検出手法について述べる．外れ値検出によって大きな誤差をもつ GNSS 出力位置を省くことにより，安定した位置誤差を保つことが可能となる．そして，５章において，衛星か

らの電波の到来時間から計算される，衛星・アンテナ間距離である擬似距離の外れ値判定について述べる．この手法を適用することにより，衛星からの擬似距離が測位結果の誤差に影響するため，この擬似距離自体を高精度化することにより，測位結果の誤差を一定範囲内に保つことが可能となる．

ここで開発した手法を用いることで，GNSS を用いた位置推定において「出力周期の安定性」,「誤差の均質性」を保ち，誤差の発生に対してレジリエントな位置推定が可能となる．

2　GNSS 位置の外れ値評価のための低コストデッドレコニング手法

2.1　緒言

本研究においては，GNSS を用いた位置推定において，GNSS で測位した位置のサンプル間隔を補完するため，また GNSS で測位した位置の外れ値評価のためにデッドレコニングを用いる．デッドレコニングには進行距離と進行方向の情報が必要であり，この距離（大きさ）と方向から表されるベクトルは，理想的には速度ベクトルの積分となる．この積分において一回のサンプルごとに生じる誤差が蓄積するため，高精度な速度ベクトルの算出が重要である．

しかし，一方で多くの自律走行をする移動体は，環境認識や位置推定のためのセンサに高いコストを費やしている．技術の実用化のためには，如何にコストを抑えるかも重要なファクターとなる．これまで廉価なセンサを用いて自車位置を推定する研究 [4] はあるが，如何に少ないセンサで精度を保つかを検討した例は少ない．

そこで本章では，自律走行する移動体の実用化のために，自車位置推定の精度を落とさない最小限のセンサ構成について検討した結果について報告する．

2.2　GNSS を用いた自律走行の位置推定手法

2.2.1　位置推定の手法

自律走行をする環境は大きく分けて屋外と屋内の二つに分かれる．屋内では，平坦な場所で，比較的整った壁などがあり，それらを認識して自律走行する研究が多く見受けられる [5]．また，GNSS が受信できない代わりにランドマークを設置するなど，環境やインフラの整備が容易であることが特徴である．このように限られた環境下である屋内では，SLAM(SimultaneousLocalization And Mapping) という自車の位置および環境情報を基に環境地図を作りながら，その環境を地図に合わせこむことで位置を推定する手法が取られる [6]．環境認識にはレーザーレンジファインダやカメラが用いられる事が多く，その情報を基に作られる環境地図は，Fig. 4 に示すような，外環境の形状を表すメトリックな地図となる．

一方で，屋外では，勾配の変化や，路面状態が悪い場合があるなど位置を推定する際に問題となることが多い．また，天頂が開けた場所では GNSS を受信でき，容易に位置を取得できるが，ビル街・森林など GNSS の出力する位置精度が唐突に悪くなることもあり，トンネルなどのように天頂が見えない場合では GNSS の受信ができなくなる．このように，屋外では非常に広大なエリアを走行することも想定しなければならず，メトリックな環境地図を生成する SLAM は高性能な環境認識センサを多数搭載しなければ実現が難しい．この問題は，事前に地図を用意することで解決可能であるが，広大なエリアをカバーするメトリックな地図を作成することは現実的ではない．

そこで，本研究では簡易なネットワークで表されるトポロジカル地図を用いて自律走行を実現するシステムを目指す．

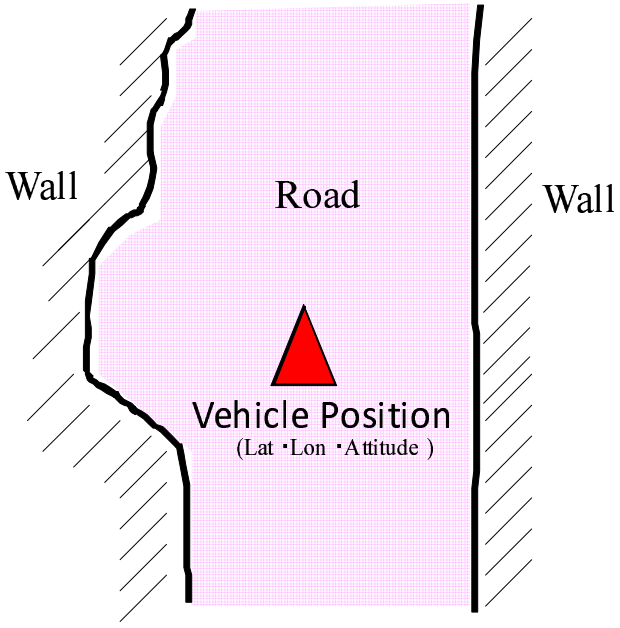


Fig. 4: A Metrical Mapping.

2.2.2 トポロジカル地図を用いた自律走行システム

トポロジカル地図は，Fig. 5 に示すように，特徴のある地点をノードとして，道路ネットワークが通じているノード同士をエッジでつないだものである．この地図の特徴は，定性的な形状を知ることができ，また特徴のある地点に情報を付加することができることである．

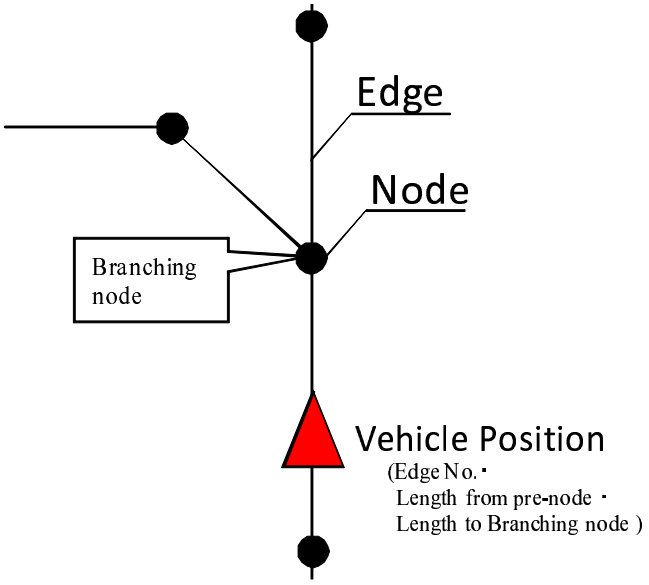


Fig. 5: A Topological Mapping.

トポロジカル地図を用いた場合，現在の位置の推定にはマップマッチングという手法を用いる [7]．マップマッチングは推定した自車位置を，トポロジカル地図上にマッチングさせる．これにより，現在の地図上の位置が判り，今後の走行計画を立てることが出来る．

2.2.3　デッドレコニングによる位置推定

トポロジカル地図に対して，マップマッチングを行う際に，まず現在位置と地図との比較を行う必要がある．現在位置は，GNSS やランドマークなどから一意に推定することができる．しかし，そこには多くの問題が存在する．

特に屋外を走行する際に，問題となってくるのは GNSS が受信できず，ランドマークなどを観測できない場合である．そのような場合は，ジャイロや加速度センサなどの内界センサを用いたデッドレコニングに頼ることになる．このデッドレコニングという航法は，ジャイロや加速度センサ・速度センサなどの内界センサによって，自身の姿勢・運動状態を認識し，前回との差分を積算していくことにより位置を推定する手法である．この航法は時間が経つにつれ誤差が累積していくことが欠点であることが知られている [8].

屋外を自律走行する移動体のにとって現在位置の確からしさをできるだけ長く維持することは，その適用範囲を広げることになり自律走行する移動体の実用化に大きく貢献できる．そこで，デッドレコニングの位置推定精度について以下の観点で検討する．

1. 内界センサの構成による精度の維持
2. デッドレコニングの算出方法の違いによる差異

2.3　デッドレコニングによる位置推定モデル

2.3.1　物理モデル

デッドレコニングによる位置推定のモデルは Fig. 6 に示すように非常に簡単である．

移動体の速度とその姿勢から次の位置を以下のように算出する．ただし，今回の自律走行では 4 輪車両を対象としてモデル化する．4 輪車両はノンホロノミック拘束を受けるため左右方向への自由度が一つ減る [9].

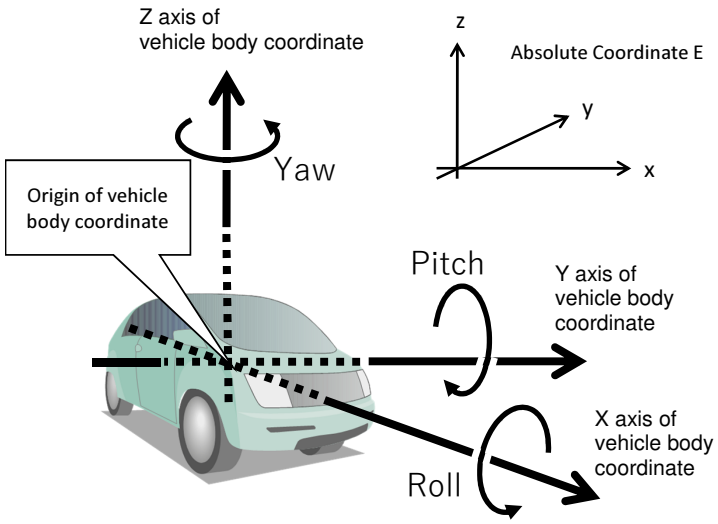


Fig. 6: Coordinate Definition

ある時刻 t において，自車が $x(t), y(t), z(t)$ の位置にあったとする．同時に取得した車両前方向速度の値が，$v(t)$ であったとすると，単位時間 Δt 前の車両位置に対する車両の相対位置 $(\delta x(t), \delta y(t), \delta z(t))$ および相対姿勢 (ヨー角，ロール角，ピッチ角)$(\delta\theta_y(t), \delta\theta_r(t), \delta\theta_p(t))$ は，以下のように表すことができる．

$$\delta x(t) = v(t)\cos\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\Delta t \tag{8}$$

$$\delta y(t) = v(t)\sin\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\Delta t \tag{9}$$

$$\delta z(t) = v(t)\sin\theta_p(t)\Delta t \tag{10}$$

ただし，ロール角は微小とした．

よって，今回の車両の絶対位置 $(x(t+1), y(t+1), z(t+1))$ は，前回（単位時間 Δt 前）の車両位置 $(x(t), y(t), z(t))$ を用いて，

$$\begin{pmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \\ z(t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x(t) + \delta x(t) \\ y(t) + \delta y(t) \\ z(t) + \delta z(t) \end{pmatrix} \tag{11}$$

と表わすことができる．

このようにデッドレコニングでは，車両の速度と姿勢が判れば，その位置を計算できる．次に車両の速度と姿勢を求める．

ある時刻 t に車両に設置されたセンサからヨー・ロール・ピッチそれぞれ $\theta_y(t)$，$\theta_r(t)$，$\theta_p(t)$ の姿勢，$\omega_y(t)$，$\omega_r(t)$，$\omega_p(t)$ の角速度が検知されたとする．

回転の順序はヨー・ロール・ピッチの順で起こるとすると，絶対座標系 E から車両座標系 V への回転行列 $\boldsymbol{C}_{EV}(t)$ は以下のように表される．

$$\boldsymbol{C}_{EV}(t-1) = \boldsymbol{C}_p^T \boldsymbol{C}_r^T \boldsymbol{C}_y^T \tag{12}$$

$$\boldsymbol{C}_p = \begin{pmatrix} \cos\theta_p & 0 & -\sin\theta_p \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta_p & 0 & \cos\theta_p \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}_r = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_r & \sin\theta_r \\ 0 & -\sin\theta_p & \cos\theta_p \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}_y = \begin{pmatrix} \cos\theta_p & \sin\theta_p & 0 \\ -\sin\theta_p & \cos\theta_p & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\phi(t) = \sqrt{(\omega_r(t)\Delta t)^2 + (\omega_p(t)\Delta t)^2 + (\omega_y(t)\Delta t)^2} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{\lambda}(t) = \begin{pmatrix} \lambda_1(t) \\ \lambda_2(t) \\ \lambda_3(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\omega_r(t)\Delta t}{\phi(t)} \\ \frac{\omega_p(t)\Delta t}{\phi(t)} \\ \frac{\omega_y(t)\Delta t}{\phi(t)} \end{pmatrix} \tag{14}$$

$$\Delta \boldsymbol{C}_{EV}(t) = \boldsymbol{I}\cos\phi(t) + \tilde{\boldsymbol{\lambda}}(t)\sin\phi(t)$$
$$+ \boldsymbol{\lambda}(t)\boldsymbol{\lambda}(t)^T(1-\cos\phi(t)) \tag{15}$$
$$\text{ただし}\quad \tilde{\boldsymbol{\lambda}}(t) = \begin{pmatrix} 0 & -\lambda_3(t) & \lambda_2(t) \\ \lambda_3(t) & 0 & -\lambda_1(t) \\ -\lambda_2(t) & \lambda_1(t) & 0 \end{pmatrix}$$
$$\boldsymbol{C}_{EV}(t) = \Delta \boldsymbol{C}_{EV}(t)\boldsymbol{C}_{EV}(t-1) \tag{16}$$

この回転行列 $\boldsymbol{C}_{EV}(t)$ を用いて，時刻 t における加速度センサ出力値 $\boldsymbol{G_{sns}}$ は以下のように表すことができる．

$$\boldsymbol{G_{sns}} = \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{C}_{EV}^T\boldsymbol{g} + \epsilon_G \tag{17}$$

ただし，$\boldsymbol{\alpha}$ は車両加速度，$\boldsymbol{g}$ は重力加速度である．

式 (17) より車両加速度が求まり，積算することで速度を求めることができる．

2.3.2 拡張カルマンフィルタ

以下に，拡張カルマンフィルタの更新式を示す．

対象とするシステムは，対象の状態をある時刻 t における対象の状態を $\boldsymbol{x}(t)$，直接観測可能な出力を $\boldsymbol{y}(t)$ として，状態方程式，観測方程式はそれぞれ以下のように表される．

$$\boldsymbol{x}(t+1) = f(\boldsymbol{x}(t),t) + G(\boldsymbol{x}(t),t)\boldsymbol{w}(t) \tag{18}$$
$$\boldsymbol{y}(t) = h(\boldsymbol{x}(t),t)) + \boldsymbol{v}(t) \tag{19}$$
$$t = 0,1,2,\cdots$$

$\boldsymbol{w}(t)$，$\boldsymbol{v}(t)$ はそれぞれ，時間 t におけるシステム雑音，観測雑音である．これらの雑音は白色を仮定する．

このシステムの拡張カルマンフィルタ更新式は，$\boldsymbol{A},\boldsymbol{C}$ をそれぞれ，$f(\boldsymbol{x}(t),t), h(\boldsymbol{x}(t),t)$ の $\boldsymbol{x}(t)$ によるヤコビ行列とすれば，以下のように表される．

$$\hat{\boldsymbol{x}}(t|t) = \hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1) + \boldsymbol{K}(t)\boldsymbol{e}(t) \tag{20}$$
$$\boldsymbol{\hat{x}(t|t-1)} = \boldsymbol{A}(t-1)\hat{\boldsymbol{x}}(t-1|t-1) \tag{21}$$
$$\boldsymbol{e}(t) = \boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{C}(t-1)\hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1) \tag{22}$$
$$\boldsymbol{K}(t) = \boldsymbol{P}(t|t)\boldsymbol{C}^T(t)\boldsymbol{V}^{-1}(t) \tag{23}$$
$$\boldsymbol{M}(t|t-1) = \boldsymbol{A}(t-1)\boldsymbol{P}(t-1|t-1)\boldsymbol{A}^T(t-1)+$$
$$\boldsymbol{D}(t-1)\boldsymbol{W}(t-1)\boldsymbol{D}^T(t-1) \tag{24}$$
$$\boldsymbol{P}(t|t) = [\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(t)\boldsymbol{C}(t)]\boldsymbol{M}(t|t-1) \tag{25}$$
$$t = 0,1,\cdots$$

本更新式に従い，式 (11) を状態方程式，式 (17) を観測方程式として，拡張カルマンフィルタを設計できる．

2.4　低コストセンサによるデッドレコニングの実車実験と解析

屋外での使用を想定し，砂地において大型ダンプで走行したデータを取得し，本ロジックを適用してエミュレーションにより解析した．センサは，Novatel 社製 SPAN-CPT を用いた．計測できるデータは 3 軸光ジャイロによる角速度データおよび 3 軸加速度センサによる加速度データが取得できる．また，車速は CAN（Control Area Network）に含まれる車速情報を用いた．走行パターンとしては，Fig. 7 に示すような 1 周約 1.1Km の勾配付き周回路を約 6 分で 2 周したデータを用いた．また，精度を比較するため，真の位置として誤差 2cm 程度と言われる RTK-GNSS を用いて，走行時の位置を計測し，真の姿勢としては，SPAN-CPT から出力される GNSS/INS 複合航法により算出された姿勢データを用いた．

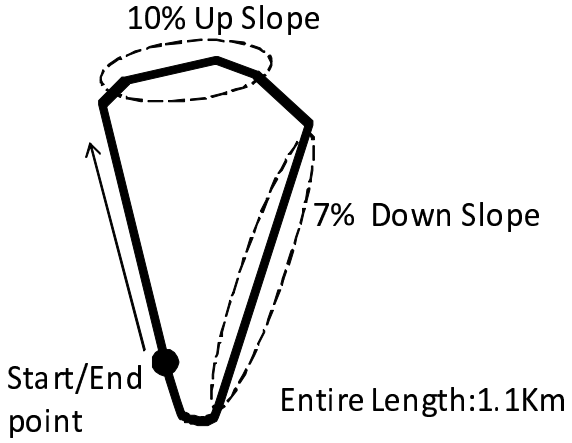


Fig. 7: A Round Truck of Metering Experiment.

Fig. 8 に RTK-GNSS にて得られた位置と 3 軸ジャイロ・3 軸加速度センサによるデッドレコニング位置推定結果を示す．スタート地点を原点とし，縦軸を北方向，横軸を東方向に取ったメートル座標系で示している．

Fig. 8 から，推定位置が真値に対して大きくずれることが判る．誤差の大きさを示す RMS 値は，111.5m であった．この時の推定姿勢と推定速度を SPAN-CPT の出力値と比較すると，Fig. 9 のようになり，推定された速度が大きく異なっていることが判る．

これは，前後方向の加速度センサから得られる加速度データを積分して得られる速度の誤差が積み重なることが原因と考えられる．

そこで，CAN から速度情報を得て，その速度を用いてデッドレコニングを行った結果を Fig. 10 に示す．

真値に対して徐々にずれていることも判る．しかし，Fig. 8 の速度情報を用いない場合と比較すると大きく改善されている．RMS 値も 15.5m と約 86%の改善となっている．この精度を基準として，精度が維持できるセンサ構成について検討する．

前述の通り，4 輪走行車両は非ホロノミック拘束を受け，左右加速度は小さく，無視できると仮定できる．また，中低速であれば，カーブ時の車体ロールも無視できると仮定すると，車体左右方向の加速度センサ，ロール軸のジャイロが必要なくなる．更に速度が計測できれば前後方向の加速度が計算できるため，車体上下方向の加速度センサも省くことが可能になる．また，計算された前後方向の加速度と前後方向の加速度セ

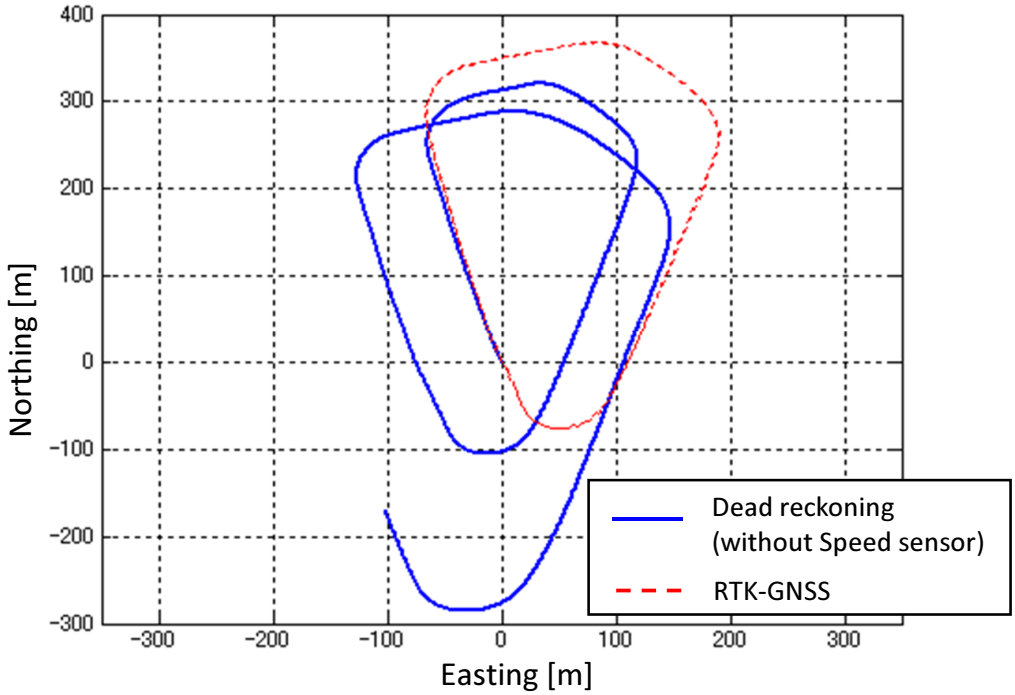


Fig. 8: Dead Reckoning Result without Speed Sensor.

ンサの値から重力方向を考慮することで車体のピッチ角も求めることが可能である．よって，ピッチ軸ジャイロセンサを省くことも可能となる．そこで，３次元位置推定ができる最小限のセンサ構成をヨー軸ジャイロセンサと前後方向加速度センサのみとし，このセンサ構成でデッドレコニングした結果を Fig. 11 示す．

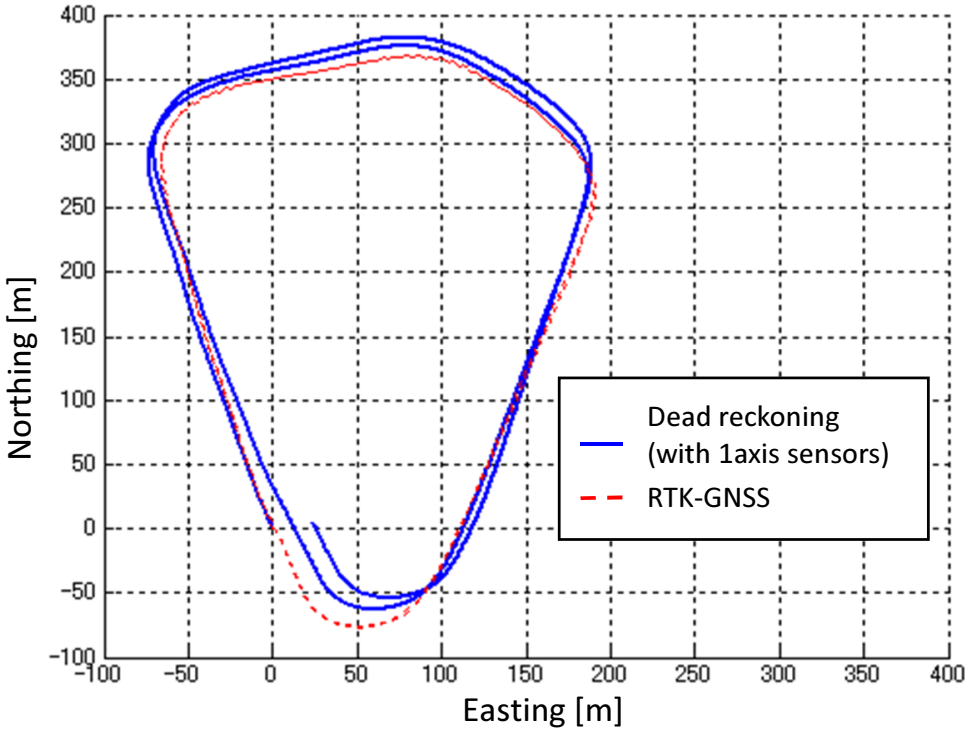


Fig. 11: Dead Reckoning Result with One Axis Sensors.

３軸全てのセンサがそろった結果に比べ，精度の悪化が見られる．RMS 値は 17.1 であり，約 10%悪化し

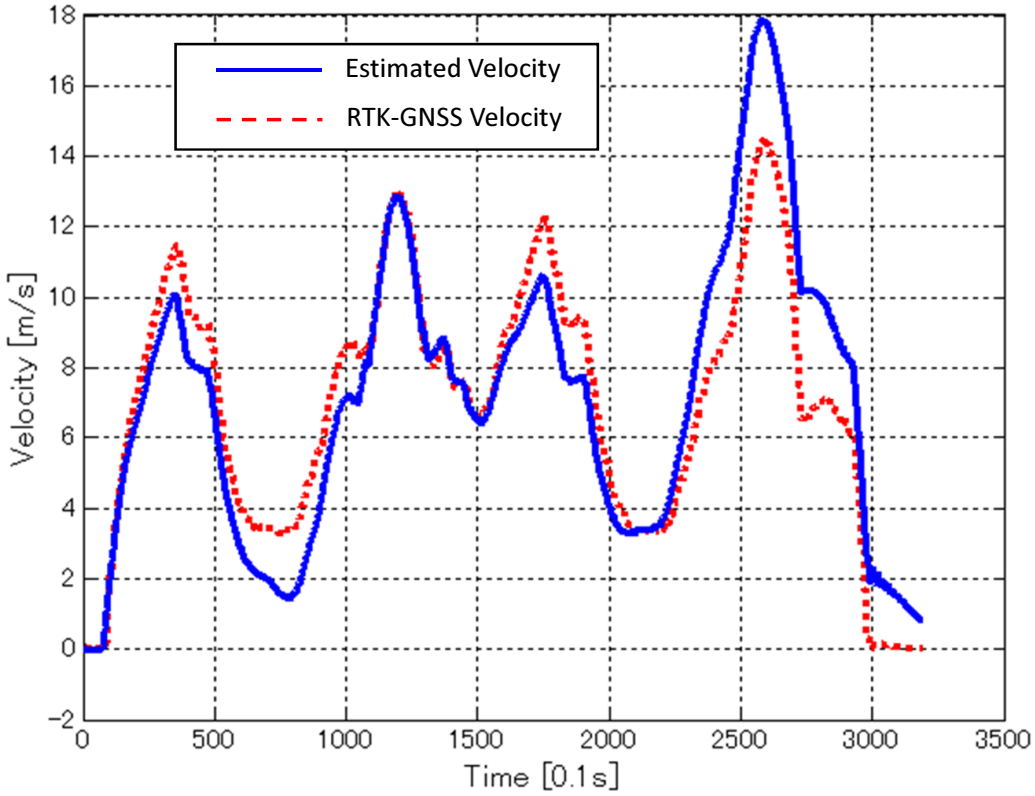


Fig. 9: Comparing Velocity.

ていることを示していた．この時の勾配の推定結果を見ると Fig. 12 のようになり，真値に対してノイズ状の誤差を持っていることが判る．

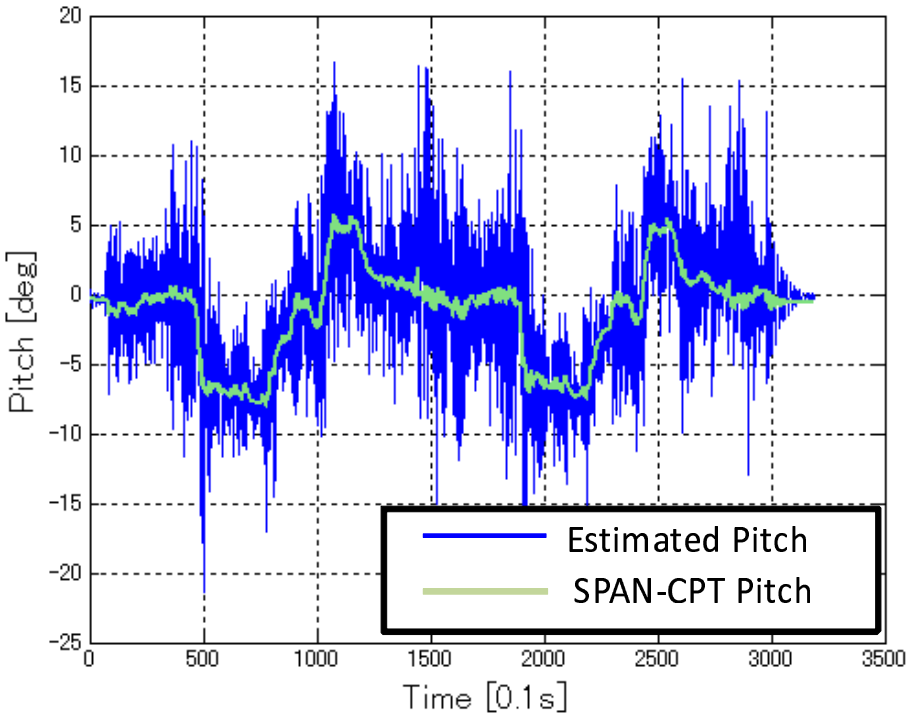


Fig. 12: Comparing Pitch.

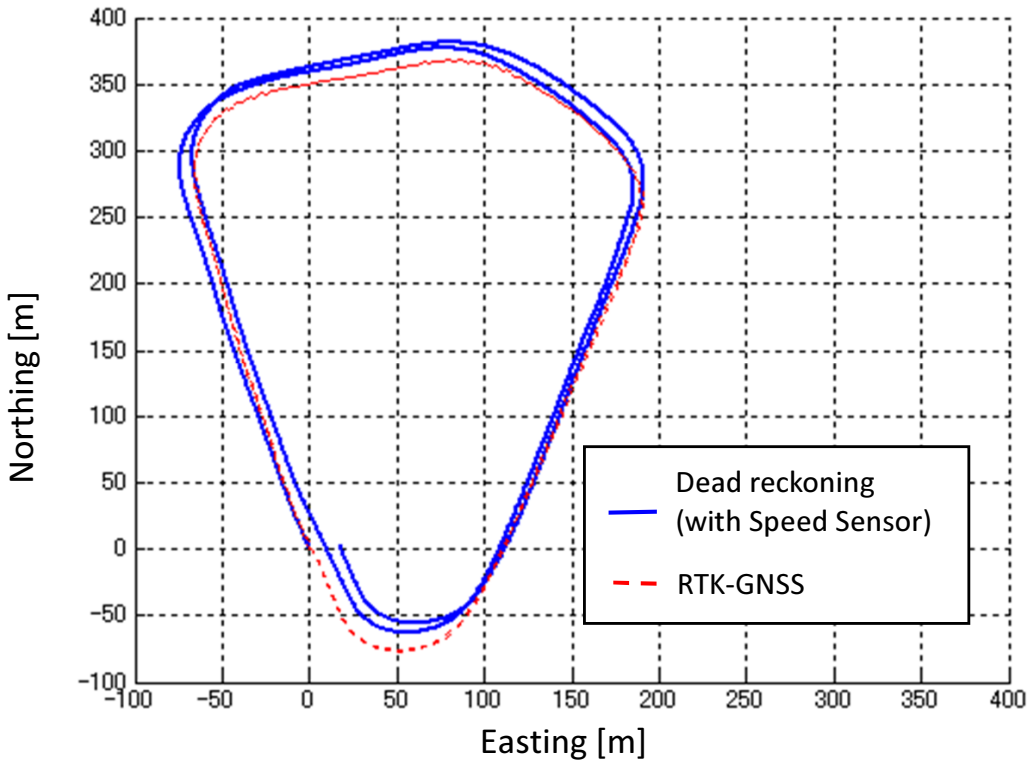


Fig. 10: Dead Reckoning Result with Speed Sensor.

そこで，カルマンフィルタを構築し，センサにて観測されるノイズ誤差を適当に見積もり，再度同一のセンサ構成でデッドレコニングした結果を Fig. 13 に示す．

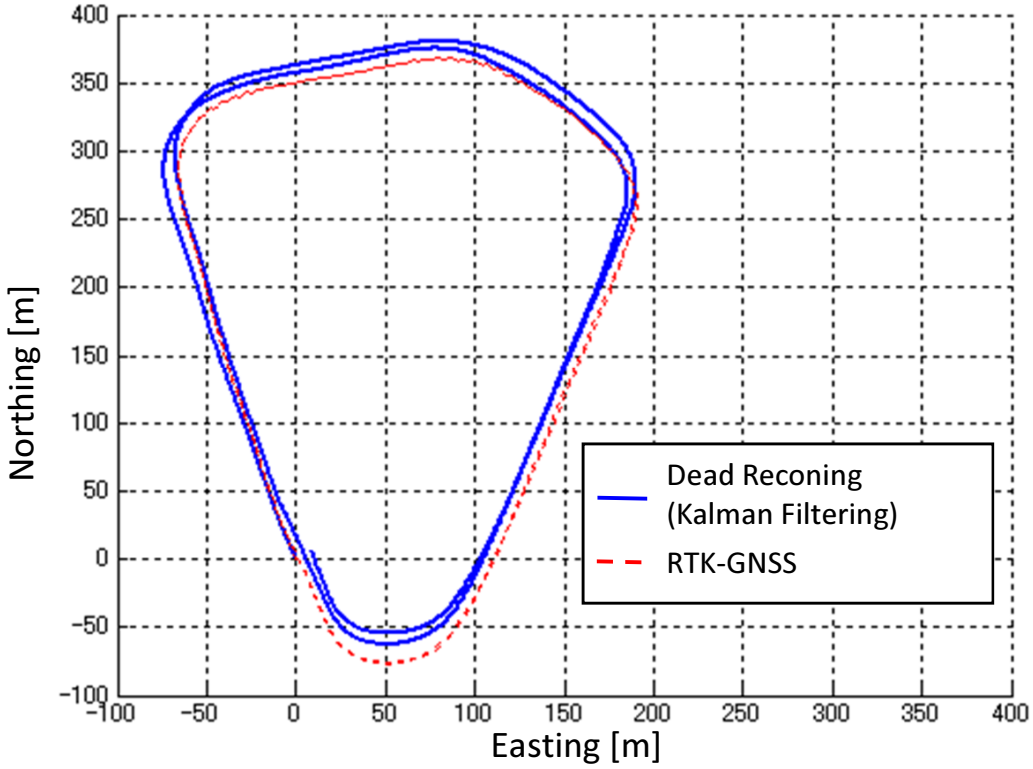


Fig. 13: Dead Reckoning Result Through K.F.

Fig. 11 と比較すると位置精度が改善したことが判る．RMS 値は 13.6m であり，同一センサ構成でカルマンフィルタ構築前と比較して約 20%の改善が見られた．更に，３軸全てがそろっている場合と比べても，約 12%の改善が見られた．

2.5 結言

本章では，GNSS を用いた位置推定において，GNSS で測位した位置のサンプル間隔の補完および，GNSS で測位した位置の外れ値評価のための低コストなデッドレコニング手法について検討し，以下のことが判った．

1. GNSS やランドマークが観測できない場合の位置推定には速度情報が重要である．
2. 速度情報が取得できれば，前後方向の加速度，ヨー軸角速度を計測できるセンサ構成で３次元位置推定が可能である．
3. 真値の計測ができない構成であっても，カルマンフィルタを構成することで最適化され，真値に近づけることができる．

今後は，更にコストの低いセンサを用いて，位置推定精度の維持方策を試す．

3　GNSS 位置の外れ値評価のための低コストデッドレコニング手法における姿勢推定

3.1　緒言

本研究においては，GNSS を用いた位置推定において，GNSS で測位した位置のサンプル間隔を補完するため，また GNSS で測位した位置の外れ値評価のためにデッドレコニングを用いる．デッドレコニングには進行距離と進行方向の情報が必要であり，この距離（大きさ）と方向から表されるベクトルは，理想的には速度ベクトルの積分となる．この積分において一回のサンプルごとに生じる誤差が蓄積するため，高精度な速度ベクトルの算出が重要であり，前章においてこの精度維持の重要性について述べた．

前章において述べた速度ベクトルの算出は，ストラップダウン法と呼ばれる手法を元にしている．この手法は車体に固定された座標系（車体座標系）で記述されるため，絶対座標系と車体座標系を変換することが必要である．

この変換に用いられるのが車体の姿勢であり，この姿勢推定が速度推定同様，デッドレコニングには重要な要素である．

速度推定同様に多くの自律走行をする移動体は，環境認識や位置推定のための計算に高いコストを費やしている．姿勢の推定のためだけに高度なコントローラを積むことは現実的でなく，如何にコストを抑えるかも重要なファクターとなる．これまで廉価なセンサを用いて自己位置推定する研究 [10][11] はあるが，如何に少ない計算コストで精度を保つかを検討した例は少ない．

そこで本章では，非線形性の強い姿勢推定における計算手法と，精度の維持のために必要なセンサ補正の課題とその解決策について述べる．

3.2　低コストデッドレコニングによる位置推定モデル

3.2.1　デッドレコニングによる位置推定モデル

位置推定のモデルとしては，Fig. 14 に示すようなデッドレコニングによる位置推定モデルが多く用いられる．

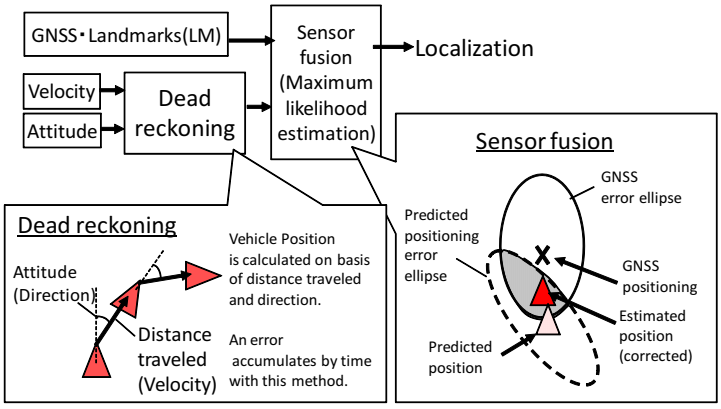


Fig. 14: Dead Reckoning Model.

移動体の速度とその姿勢から次のサンプリングにおける位置を以下のように算出する．ただし，今回の自律走行では４輪車両を対象としてモデル化する．４輪車両はノンホロノミック拘束を受けるため左右方向への自由度が一つ減る [9].

ある時刻 t において，自車が $x(t), y(t), z(t)$ の位置にあったとする．同時に取得した車両前方向速度の値が，$v(t)$ であったとすると，単位時間 Δt 前の車両位置に対する車両の相対位置 $(\delta x(t), \delta y(t), \delta z(t))$ および相対姿勢 (ヨー角，ロール角，ピッチ角)$(\delta\theta_y(t), \delta\theta_r(t), \delta\theta_p(t))$ は，以下のように表すことができる．

$$\delta x(t) = v(t)\cos\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\delta t \tag{26}$$

$$\delta y(t) = v(t)\sin\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\delta t \tag{27}$$

$$\delta z(t) = v(t)\sin\theta_p(t)\delta t \tag{28}$$

よって，今回の車両の絶対位置 $(x(t+1), y(t+1), z(t+1))$ は，前回（単位時間 Δt 前）の車両位置 $(x(t), y(t), z(t))$ を用いて，

$$\begin{pmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \\ z(t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x(t) + \delta x(t) \\ y(t) + \delta y(t) \\ z(t) + \delta z(t) \end{pmatrix} \tag{29}$$

と表わすことができる．

このようにデッドレコニングでは，車両の速度と姿勢が判れば，その位置を計算できる．次に車両の速度と姿勢を求める．

3.2.2 姿勢の算出方法

デッドレコニングモデルを用いた位置推定には車両の進行距離と進行方向が必要である．進行距離は速度センサなどにより直接計測することが可能である．しかし，進行方向については，車両の姿勢（ヨー，ロール，ピッチ）を直接観測できるセンサは少ない．そこで，車両の姿勢を以下の手法で計算することとした．

ある時刻 t において車両の姿勢がヨー・ロール・ピッチそれぞれ $\theta_y(t)$，$\theta_r(t)$，$\theta_p(t)$ であったとし，センサにより $\omega_y(t)$，$\omega_r(t)$，$\omega_p(t)$ の角速度が検知されたとする．

回転の順序はヨー・ロール・ピッチの順で起こるとすると，絶対座標系 E から車両座標系 V への回転行列 $\boldsymbol{C}_{EV}(t)$ は以下のように表される．

$$\phi(t) = \sqrt{(\omega_r(t)\Delta t)^2 + (\omega_p(t)\Delta t)^2 + (\omega_y(t)\Delta t)^2} \tag{30}$$

$$\boldsymbol{\lambda}(t) = \begin{pmatrix} \lambda_1(t) \\ \lambda_2(t) \\ \lambda_3(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\omega_r(t)\Delta t}{\phi(t)} \\ \frac{\omega_p(t)\Delta t}{\phi(t)} \\ \frac{\omega_y(t)\Delta t}{\phi(t)} \end{pmatrix} \tag{31}$$

$$\Delta \boldsymbol{C}_{EV}(t) = \boldsymbol{I}\cos\phi(t) + \tilde{\boldsymbol{\lambda}}(t)\sin\phi(t)$$
$$+ \boldsymbol{\lambda}(t)\boldsymbol{\lambda}(t)^T(1-\cos\phi(t)) \tag{32}$$

$$\text{ただし}\quad \tilde{\boldsymbol{\lambda}}(t) = \begin{pmatrix} 0 & -\lambda_3(t) & \lambda_2(t) \\ \lambda_3(t) & 0 & -\lambda_1(t) \\ -\lambda_2(t) & \lambda_1(t) & 0 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}_{EV}(t) = \Delta \boldsymbol{C}_{EV}(t)\boldsymbol{C}_{EV}(t-1) \tag{33}$$

$$\boldsymbol{\theta}(t) = \begin{pmatrix} \theta_y(t) \\ \theta_r(t) \\ \theta_p(t) \end{pmatrix} = \boldsymbol{C}_{EV}(t)\boldsymbol{\theta}(\boldsymbol{0}) \tag{34}$$

3.3 UKF を用いた姿勢推定

3.3.1 ジャイロセンサ以外を用いた姿勢の算出

デッドレコニングによる位置を求めるために，実際にセンサを用いて姿勢を求める場合，上記の方法では角速度センサであるジャイロの誤差が蓄積する．そのため誤差のリセットが必要となる．そこで，加速度センサを用いて誤差のリセットをすることを考える．

加速度センサでは，重力方向を下記のように求めることで，ピッチ角，ロール角を求めることができる．

$$\boldsymbol{G_{sns}}(t) = \boldsymbol{\alpha}(t) + \boldsymbol{C}_{EV}^T(t)\boldsymbol{g} + \epsilon_G(t), \tag{35}$$

ここで，t はある時刻におけるサンプルを表し，$\boldsymbol{G_{sns}}$ は加速度センサからの出力値，$\boldsymbol{C}_{EV}(t)$ は回転行列，$\boldsymbol{\alpha}$ は車両加速度，$\boldsymbol{g}$ は重力加速度である．

ヨー角については GNSS が算出する速度方向から観測できる．GNSS のヨー角，加速度センサから求めたピッチ角，ロール角によりジャイロセンサによって算出した姿勢に蓄積した誤差を取り除くことができるようになる．

3.3.2 Unscented Kalman Filtering (UKF) モデル

車両に添えつけられたジャイロセンサや加速度センサからの出力値は勾配変化点などで非線形性の強い反応が予想されるため，非線形性の出力値に強いアンセンテッドカルマンフィルタ (UKF) を用いて推定する．

UKF アルゴリズムは任意の非線形関数に対して用いることができる．拡張カルマンフィルタは対象時刻周りを線形化するヤコビ行列を用いるのに対し，UKF は ” シグマポイント ” を用いた計算をする．UKF アルゴリズムは以下のように記述される [12].

ある時刻 t の状態変数ベクトル $\boldsymbol{x}(t)$，観測変数ベクトル $\boldsymbol{y}(t)$ は，以下のように定義される．

$$\boldsymbol{x}(t) = [\boldsymbol{\theta}(t), \boldsymbol{\omega}(t), \boldsymbol{\alpha}(t), \dot{\boldsymbol{\omega}}(t), \dot{\boldsymbol{\alpha}}, \boldsymbol{b_\omega}, \boldsymbol{b_\alpha}] \tag{36}$$

$$\boldsymbol{y}(t) = [\boldsymbol{\Theta}(t), \boldsymbol{\Omega}(t), \boldsymbol{V}(t), \boldsymbol{G}(t)] \tag{37}$$

ここで，$\boldsymbol{\theta}$ は姿勢ベクトル，$\boldsymbol{\omega}$ は角速度ベクトル，$\boldsymbol{b_\omega}$ はジャイロセンサのバイアス項，$\boldsymbol{b_\alpha}$ は加速度センサのバイアス項，$\boldsymbol{\Theta}$ は式 (35) と GNSS の速度方向から算出した姿勢，そして，$\boldsymbol{\Omega}$ はジャイロセンサからの出力値である．

状態ベクトルが時刻 $t-1$ において与えられていた場合，シグマポイントの予測点は以下のように計算される．

$$
\begin{aligned}
\tilde{\boldsymbol{\chi}}_0(t|t-1) &= f(\hat{\boldsymbol{x}}(t-1|t-1), t-1) \\
\tilde{\boldsymbol{\chi}}(t|t-1) &= [\tilde{\boldsymbol{\chi}}_0(t|t-1), \tilde{\boldsymbol{Q}}(t|t-1), \tilde{\boldsymbol{R}}(t|t-1)] \\
\tilde{\boldsymbol{y}}_i &= h(\tilde{\boldsymbol{\chi}}_i(t|t-1), t-1)\ ,\ i = 0, 1, \ldots, 2n \\
t &= t_0+1, t_0+2, \ldots
\end{aligned}
$$

ただし，

$$
\begin{aligned}
\tilde{\boldsymbol{Q}}(t|t-1) &= [\tilde{\boldsymbol{q}}_1(t|t-1), \tilde{\boldsymbol{q}}_2(t|t-1), \ldots, \tilde{\boldsymbol{q}}_i(t|t-1)] \\
\tilde{\boldsymbol{R}}(t|t-1) &= [\tilde{\boldsymbol{r}}_1(t|t-1), \tilde{\boldsymbol{r}}_2(t|t-1), \ldots, \tilde{\boldsymbol{r}}_i(t|t-1)] \\
\tilde{\boldsymbol{q}}_i(t|t-1) &= \tilde{\boldsymbol{\chi}}_0(t|t-1) + \gamma(\sqrt{\boldsymbol{G}\boldsymbol{W}\boldsymbol{G}^T}_i) \\
\tilde{\boldsymbol{r}}_i(t|t-1) &= \tilde{\boldsymbol{\chi}}_0(t|t-1) - \gamma(\sqrt{\boldsymbol{G}\boldsymbol{W}\boldsymbol{G}^T}_i) \\
\boldsymbol{G} &= \boldsymbol{G}(\hat{\boldsymbol{x}}(t-1|t-1), t-1) \\
\boldsymbol{W} &= \boldsymbol{W}(t-1) \\
i &= 1, 2, \ldots, 2n
\end{aligned}
$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}(t|t) = \hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1) + \boldsymbol{K}(t)\boldsymbol{e}(t) \tag{38}$$

$$\boldsymbol{e}(t) = \boldsymbol{y}(t) - \hat{\boldsymbol{y}}(t|t-1) \tag{39}$$

$$\boldsymbol{K}(t) = \boldsymbol{L}(t|t-1)\boldsymbol{H}^{-1}(t|t-1) \tag{40}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1) = \sum_{i=0}^{2n} w_i \tilde{\boldsymbol{\chi}}_i(t|t-1) \tag{41}$$

$$\hat{\boldsymbol{y}}(t|t-1) = \sum_{i=0}^{2n} w_i \tilde{\boldsymbol{y}}_i(t|t-1) \tag{42}$$

$$\boldsymbol{G} = \boldsymbol{G}(\hat{\boldsymbol{x}}(t-1|t-1), t-1)$$

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{W}(t-1)$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{M}(t|t-1) = &\sum_{i=0}^{2n} w_i[\tilde{\boldsymbol{\chi}}_i(t|t-1) - \hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1)] \\ &[\tilde{\boldsymbol{\chi}}_i(t|t-1) - \hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1)]^T + \boldsymbol{G}\boldsymbol{W}\boldsymbol{G}^T\end{aligned} \tag{43}$$

$$\begin{aligned}L(t|t-1) = &\sum_{i=0}^{2n} w_i[\tilde{\boldsymbol{\chi}}_i(t|t-1) - \hat{\boldsymbol{x}}(t|t-1)] \\ &[\tilde{\boldsymbol{y}}_i(t|t-1) - \hat{\boldsymbol{y}}(t|t-1)]^T\end{aligned} \tag{44}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{H}(t|t-1) = &\sum_{i=0}^{2n} w_i[\tilde{\boldsymbol{y}}_i(t|t-1) - \hat{\boldsymbol{y}}(t|t-1)] \\ &[\tilde{\boldsymbol{y}}_i(t|t-1) - \hat{\boldsymbol{y}}(t|t-1)]^T + \boldsymbol{V}(t)\end{aligned} \tag{45}$$

$$t = t_0 + 1, t_0 + 2, \ldots$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}(t_0|t_0) = \boldsymbol{E}[x(t_0)] \tag{46}$$

$$\tag{47}$$

アンセンテッドカルマンフィルタは，同じように非線形対象に対応した拡張カルマンフィルタよりも高い非線形追従性を得る代わりに，計算負荷が高いことが知られている [12].

UKF の計算には状態変数の数を N とすると，$O(N^3)$ の計算負荷が生じる [13][14]．組み込み機器の CPU パワーを 500MHz と仮定した場合，姿勢推定機能にかけられる CPU パワーは高々その 0.01%である．状態変数の数が $N = 21$ であった場合，想定している組み込み機器に対しては非常に大きな計算負荷となる．Fig. 15 に，この位置推定システムの機能構成を示す．

そこで，計算負荷を抑制するために状態ベクトルを分割し，部分的に計算することで計算負荷を抑制することにした．状態変数 (36) は二つに分類することができる．一つは時々刻々と変化する変数，もう一つはその変化がゆっくりとしている変数である．後者のゆっくり変化する変数はバイアス項（6 変数）であり，これらは線形変化として考えることで処理負荷を抑えることができる．Fig. 16 に提案する計算機能構成を示す．

提案する状態変数を分離した構成では，計算回数は 15^3 のオーダーであり，Fig. 15 に示すような，一つにまとめた状態変数での計算回数 21^3 の約 65%にまで計算負荷を抑えることができることになる．

そこで，UKF をセンサバイアス項なしで設計することにした．しかし，これまでの研究は多くが，カルマ

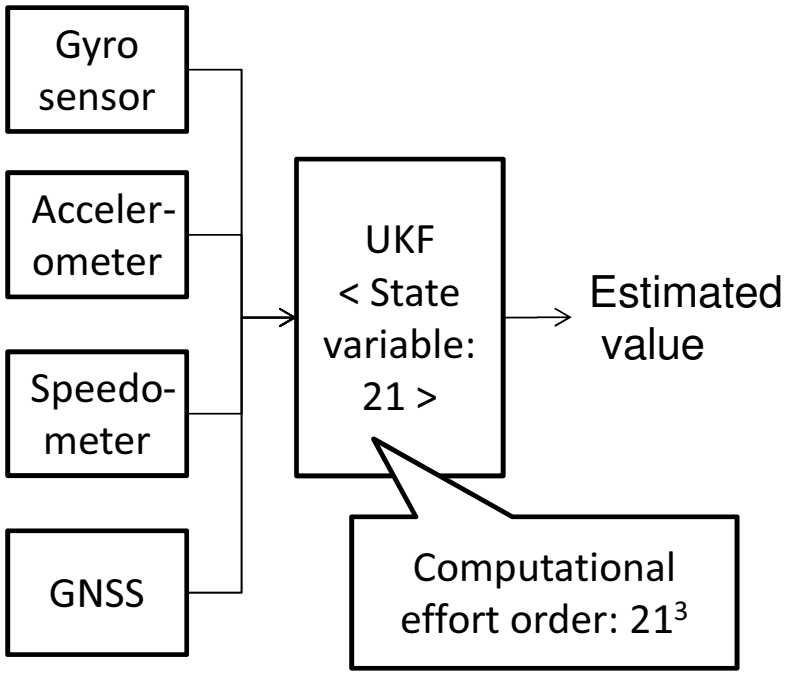


Fig. 15: Calculation Components of Positioning System.

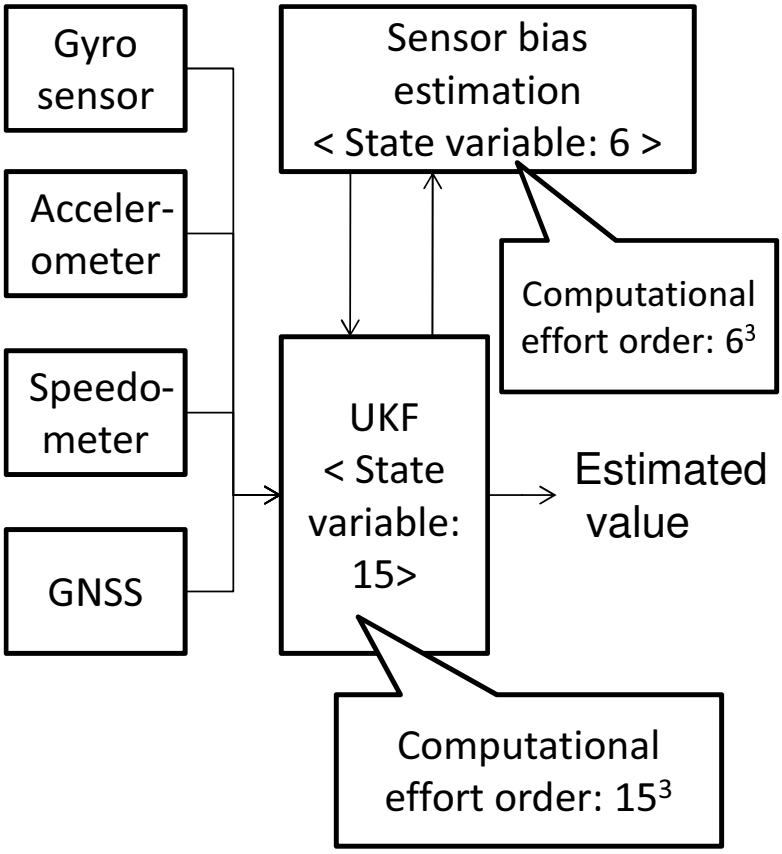


Fig. 16: Decentralized Positioning System.

ンフィルタの要素の一つとしてセンサバイアスの方程式を組み込んでおり [15][16][17][18]，センサバイアス項を分離した研究はない．そこでジャイロバイアスとその他の状態変数との関係を表し，UKF を構築した．

3.4 低コストデッドレコニングを実現するセンサバイアス推定の原理

3.4.1 バイアス推定の理論

ジャイロセンサの計測値である角速度の微分値は角加速度であり，この角加速度とジャイロセンサのバイアスとの関係は以下のように表すことができる．全ての軸において同様に表すことができるため，以下は簡単のため一軸のみで表す．

$$\omega_g(t) = \omega(t) + b_\omega(t) + \epsilon(t) \tag{48}$$

$$\omega_g(t) - \omega(t-1) = \omega(t) - \omega(t-1) + b_\omega(t) + \epsilon(t) \tag{49}$$

$$= \delta\omega(t-1) + b_\omega(t) + \epsilon(t) \tag{50}$$

ここで，t はステップ， ω_g ジャイロセンサにより計測される角速度, ω は推定角速度, $\delta\omega$ は角速度の変化量, b_ω はジャイロセンサのバイアス, ϵ はノイズを表している．また $\delta\omega$, b_ω および ϵ はすべて独立とした．

式 (50) の両辺の平均をとると，

$$\begin{aligned} E[\omega_g(t) - \omega(t-1)] &= E[\delta\omega(t) + b_\omega(t) + \epsilon(t)] \\ &= E[\delta\omega(t)] + E[b_\omega(t)] + E[\epsilon(t)] \end{aligned} \tag{51}$$

$$\begin{aligned} E[\delta\omega(t)] &= \frac{1}{n\delta t}\sum_{i=0}^{t-1}\delta\omega(i) \\ &= \frac{(\omega(1)-\omega(0)) + (\omega(2)-\omega(1)) + \ldots + (\omega(t)-\omega(t-1))}{n\delta t} \\ &= \frac{\omega(t)-\omega(0)}{n\delta t} \end{aligned} \tag{52}$$

ここでノイズの平均が 0，ある有限時間において車両が定常運動 ($\omega(t) = \omega(0)$) をしていると仮定すると，平均角加速度は 0 となり，式 (51) は以下のように表すことができる．

$$E[\omega_g(t) - \omega(t-1)] = E[b_\omega] \tag{53}$$

$$\begin{aligned} b_\omega(t) &= nE[b_\omega(t)] - \sum_{i=0}^{n-1} b_\omega(i) \\ &= nE[\omega_g(t) - \omega(t-1)] - \sum_{i=0}^{n-1} b_\omega(i) \end{aligned} \tag{54}$$

式 (54) からジャイロバイアスを計算することで，状態変数からバイアス項を削減し，一度に計算するよりも計算量を抑えることができる．

3.4.2 バイアス推定のシミュレーション結果

提案したジャイロセンサのバイアス推定の性能をシミュレーションを用いて検証した．シミュレーションに入力するセンサデータを取得するため，Fig. 17 に示すように実験車両に GNSS 受信機，ジャイロセンサ，加速度センサおよび速度センサを搭載し，これらのセンサデータを取得した．

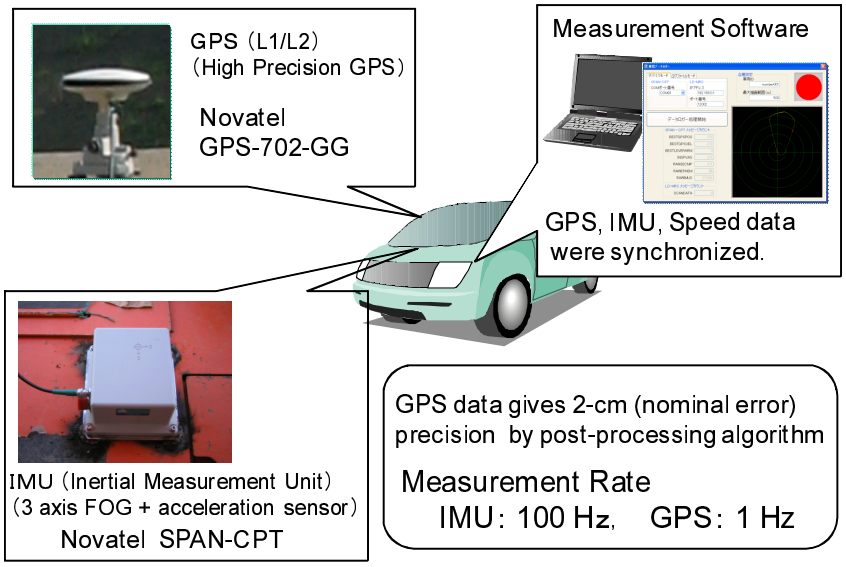


Fig. 17: Devices in experimental vehicle.

GNSS 受信機は位置のリファレンスを取得するために用いている．実験車両は砂地の実験場を約 2Km の周回コースを 6 分で走行した．Fig. 18 に実験場の概要を示す．

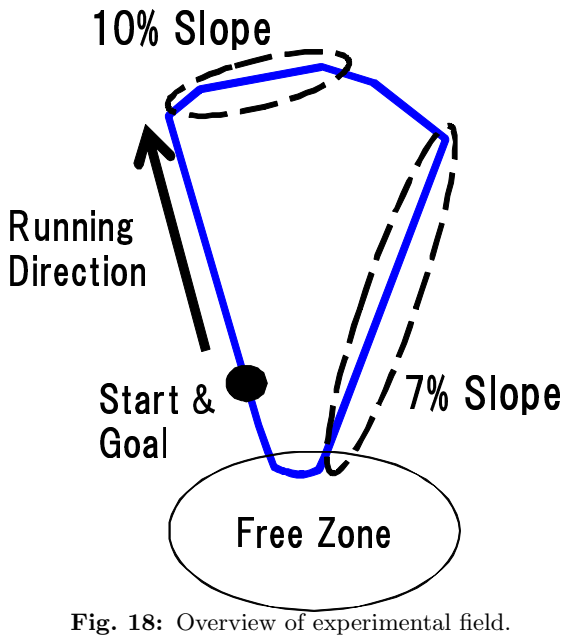


Fig. 18: Overview of experimental field.

実際に計測したジャイロセンサのヨー角速度出力に対して，バイアスを 0.01 deg/s 乗せた場合でシミュレーションし，UKF によって推定された角加速度を Fig. 19 に示す．

単純な比較では角加速度とセンサバイアスの区別は難しいが，Fig. 20 に示すように，角加速度の平均をとることで，その値がジャイロセンサのバイアス値に収束していることが判る．式 (54) によってジャイロセンサのバイアスが推定できるのであれば，この推定されたバイアス値を逐次フィードバックすることを考える．Fig. 21 にジャイロセンサのバイアス補正を実施した際の出力値を示す．

バイアス補正を実施したジャイロセンサの出力値にはノイズのようなものが載っているため，角加速度の

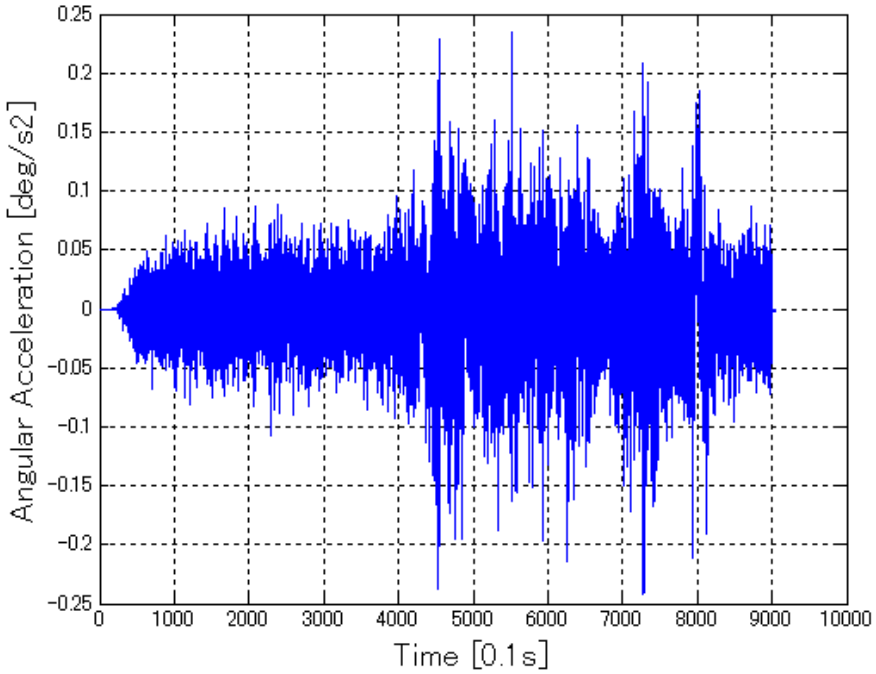


Fig. 19: Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has 0.01 deg/s yaw rate bias) .

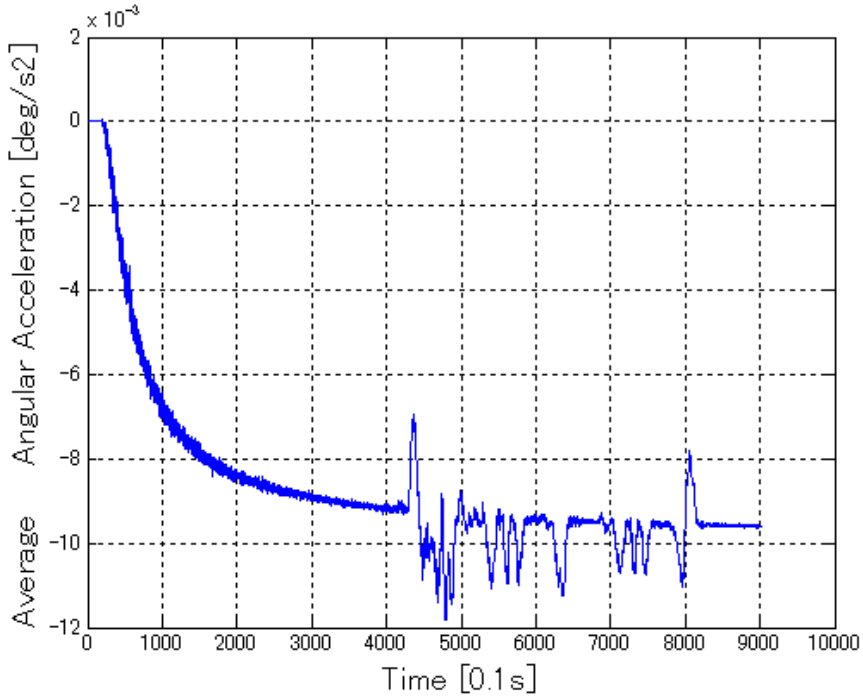


Fig. 20: Average Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has 0.01 deg/s yaw rate bias) .

平均値にカルマンスムージングをかけた．その結果を，Fig. 22 に示す．

Fig. 22 からジャイロセンサのバイアスが補正されて徐々に 0 に近付いていることが分かる．

また，バイアスを一般的な廉価ジャイロが持つバイアス値である 3 deg/s 乗せた場合でシミュレーションした．その結果を，Fig. 23 に示す．

提案した手法によるバイアス補正は，小さいバイアス値のみならず，大きなバイアス値であっても収束可

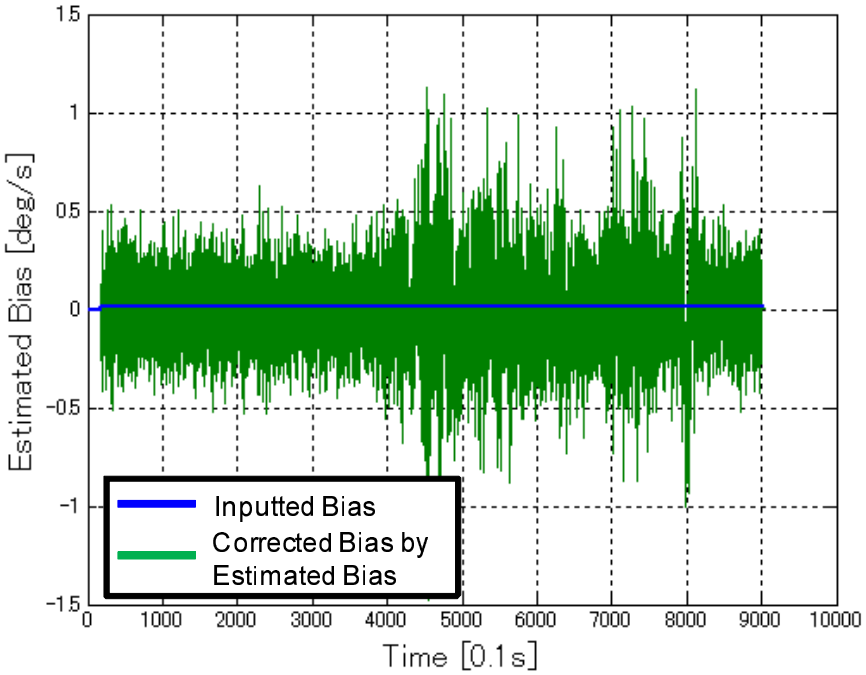


Fig. 21: Corrected Bias of Gyro Sensor under Fed Back Average of Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has 0.01 deg/s yaw rate bias) .

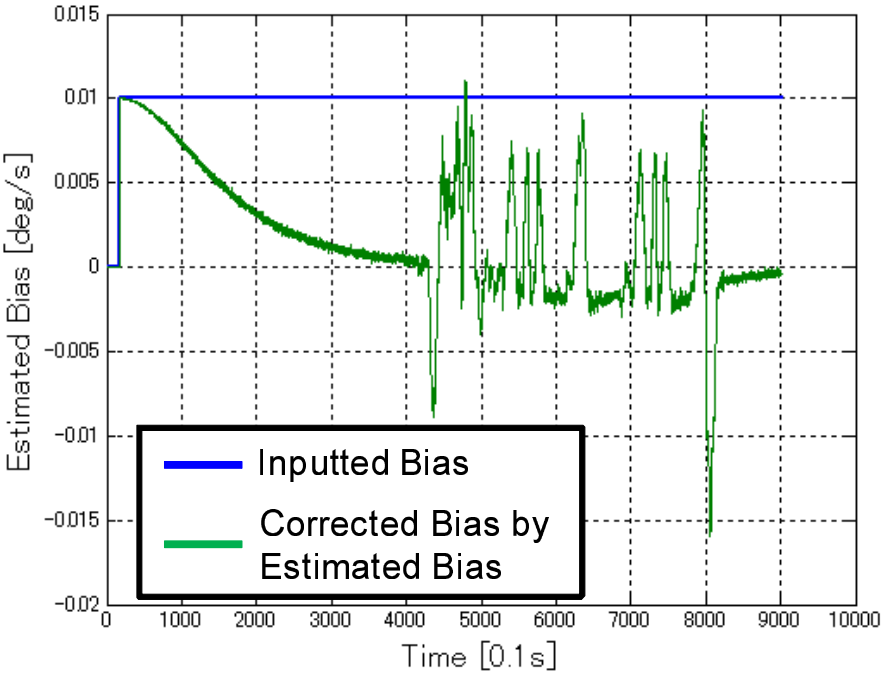


Fig. 22: Estimated Bias of Gyro Sensor under Fed Back Kalman Filtering Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has 0.01 deg/s yaw rate bias) .

能であることが分かる．

次に，逐次的に変化するバイアスに対する提案手法の性能について確認した．上記と同様の方法で，ジャイロセンサに対してバイアスを 1 秒間に 10^{-3}[deg/s] ずつ変動させた場合をシミュレーションにより確認した．Fig. 24 にジャイロセンサの出力生値とバイアスを加えた値との比較を示す．

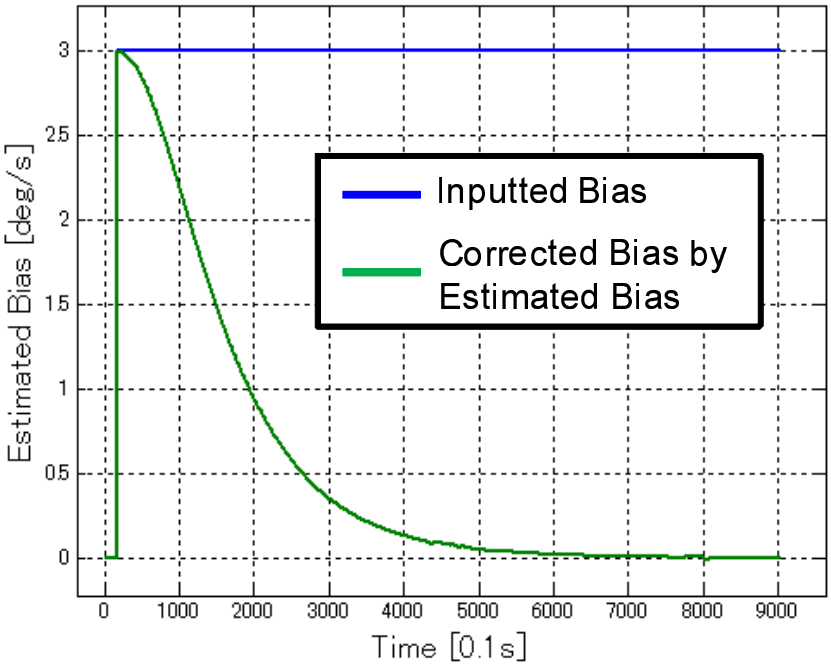


Fig. 23: Estimated Bias of Gyro Sensor under Fed Back Kalman Filtering Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has 3.00 deg/s yaw rate bias) .

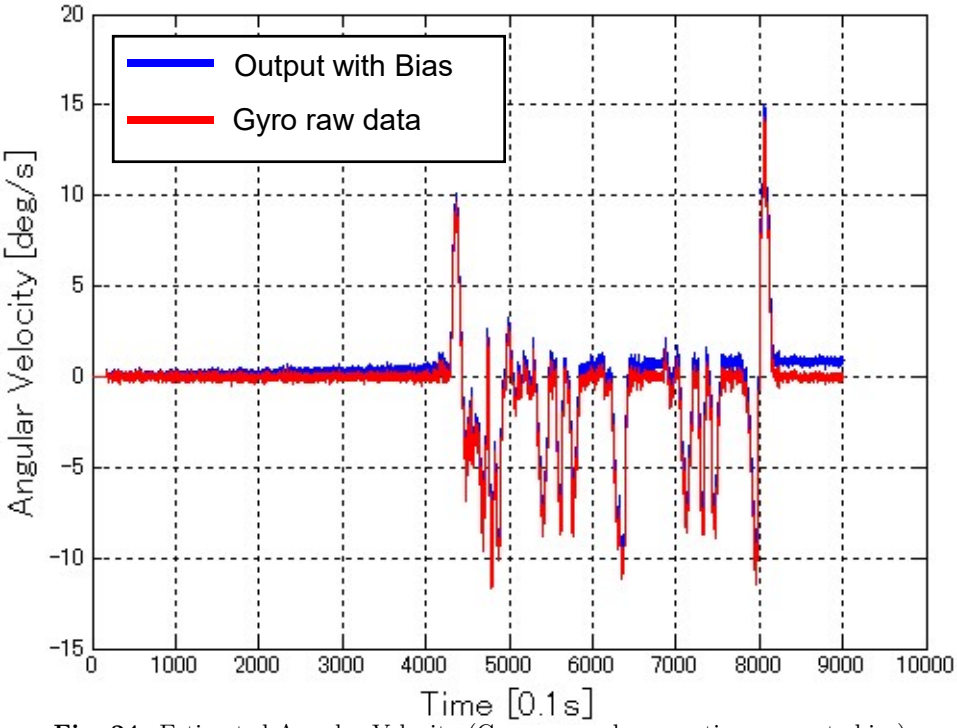


Fig. 24: Estimated Angular Velocity (Gyro sensor has gyrating yaw rate bias) .

角加速度の平均値の変動を Fig. 25 に示す.

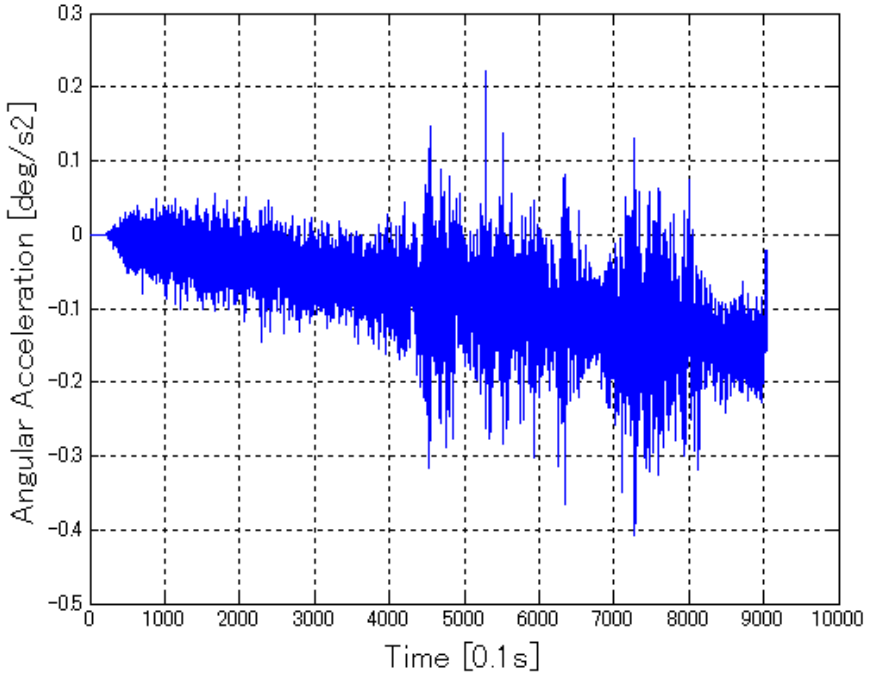


Fig. 25: Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has gyrating yaw rate bias) .

バイアス値の増加に対して，推定される角加速度が減少している．この結果は提案手法が変動するバイアス値に対しても有効であることを示している．さらに，Fig. 26 に角加速度の平均値にカルマンスムージングをかけ，ジャイロセンサ出力値にフィードバックした結果を示す．

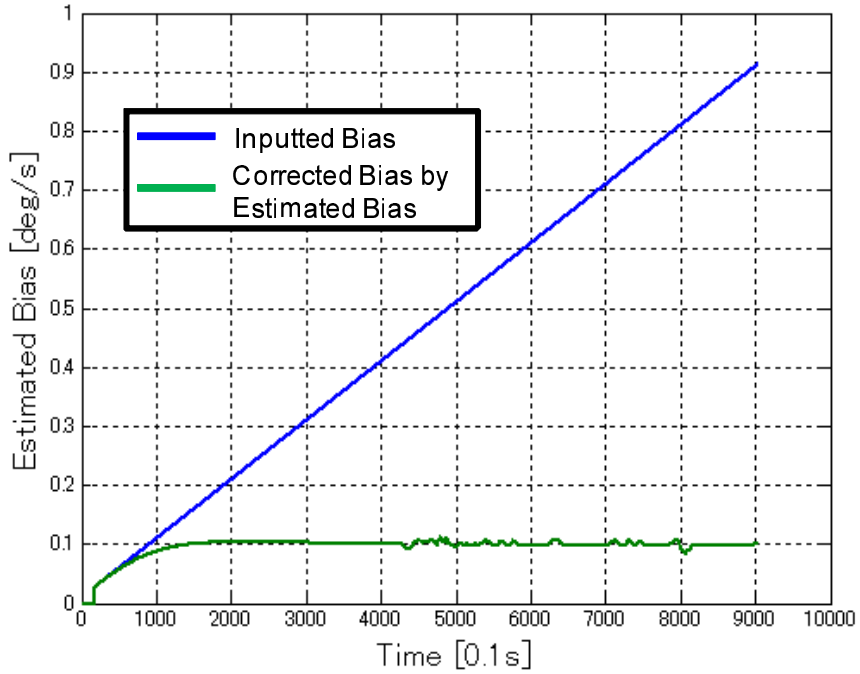


Fig. 26: Estimated Bias of Gyro Sensor under Fed Back Kalman Filtering Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has gyrating yaw rate bias) .

Fig. 26 から，バイアス変動値が大きいため，無視できないほどの定常偏差が残っていることが判る．そ

こで，次にジャイロセンサのバイアス値を 1 秒間に 10^{-5}[deg/s] ずつ変動させた場合のシミュレーションを実施した．Fig. 27 に，その時の角加速度の平均値にカルマンスムージングをかけ，ジャイロセンサ出力値にフィードバックした結果を示す．

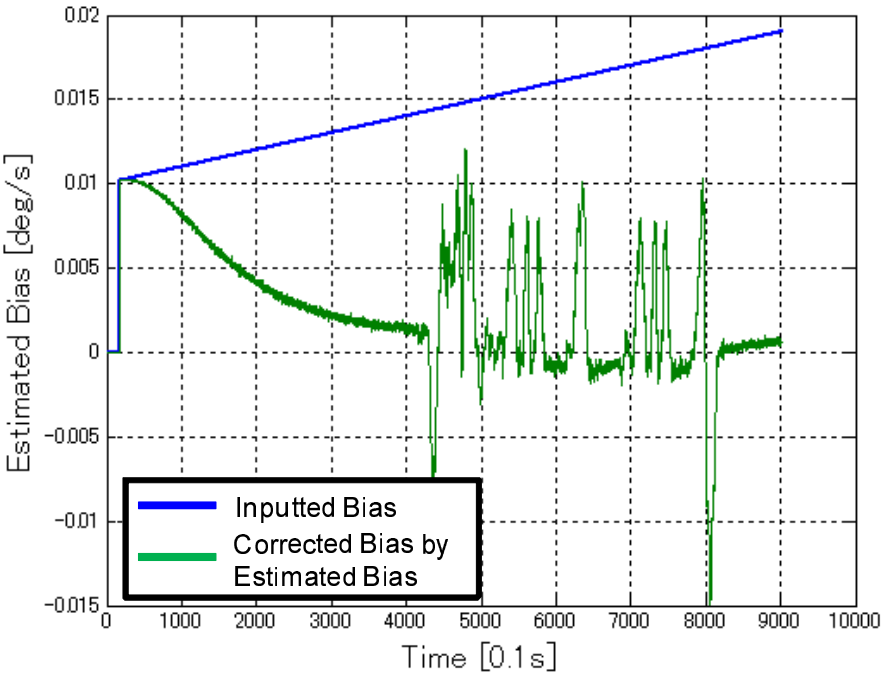


Fig. 27: Estimated Bias of Gyro Sensor under Fed Back Kalman Filtering Estimated Angular Acceleration (Gyro sensor has little gyrating yaw rate bias) .

Fig. 27 から，定常偏差がほぼ無視できるほど小さくなっていることが分かる．

このシミュレーションからも判るように，本手法ではバイアス変動値がある程度小さいジャイロセンサに有効な手法であるといえる．

最後に提案手法と従来手法における推定性能の比較を Fig. 28 に示す．

また，Table 1 にバイアス推定性能をまとめる．収束率はバイアス推定の RMS 値で表し，低い値である方が収束が早いことを意味する．計算時間については， 市販のパソコンにおいて計測し，今回は Intel Core i7 CPU 3.07GHz と 1.96GB のメイン RAM を搭載したパソコンを使用した．

Table 1: The error of estimated bias

	Reference	Conventional method	Proposal method
The convergence rate (RMS)	0	0.1217	0.1392
The last convergence level [deg/s]	0.1	0.1003	0.1004
The average of calculation time [ms]	- -	7.5600	5.9645

Fig. 28 からも判るように，従来手法と比較しても提案手法のバイアス推定の収束性能に大きな劣化は見られない．この収束性能についてはパラメータチューニングなどで改善できる見込みがある．

また，提案手法では約 20%の計算時間の改善が見られたが，理論値ほどの性能が出なかった．この原因

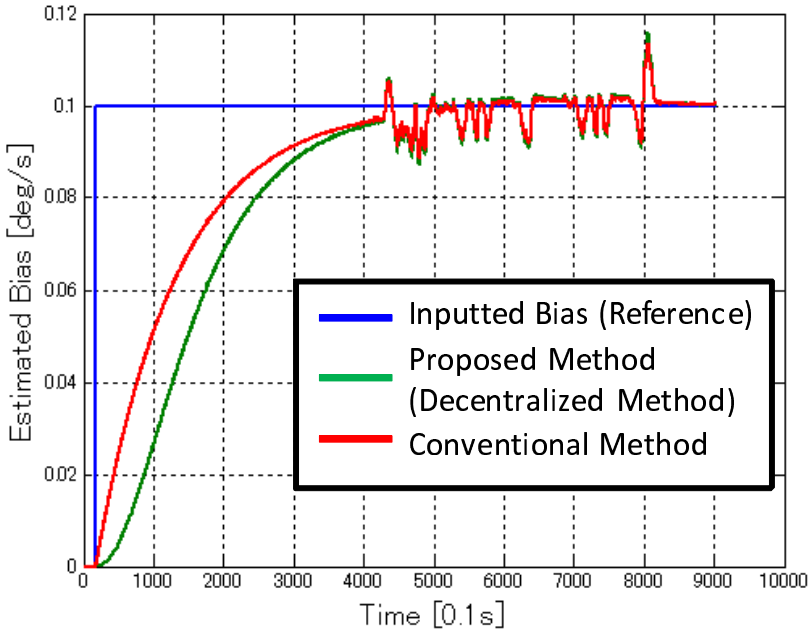


Fig. 28: Comparison between Decentralized Method and Conventional Method.

は，市販のパソコンの計算方法が通常の組み込みコントローラと異なること，今回の計測結果は姿勢推定とバイアス推定以外の取り扱いも含めての計算時間計測であったこと，などのため理論値よりも低い改善結果となったと考えられる．

これらの結果から，提案手法はバイアス推定精度を維持しながらも計算コストを低減できることが確認できた．

3.5 低コストデッドレコニングにおける効果検証

提案したセンサバイアス推定手法の利点を確かめるため，手法の適応の有無による位置推定結果を比較した．

同じセンサデータを用いて，車両の姿勢および位置をオフラインで推定した．車両姿勢は UKF を用いて推定し，位置はデッドレコニングによって算出した．

Fig. 29 に提案したセンサバイアス手法を適応しない場合の位置算出結果を示す．このケースでは，デッドレコニング誤差が 9.9m(RMS 値) となった．Fig. 30 に提案手法を適応した場合の位置算出結果を示す．この時のデッドレコニング誤差は 5.5m（RMS 値）となった．

二つの結果を比較すると，今回のセンサデータでは提案手法によりバイアス補正を実施した場合は，実施しない場合に比べ 44%の精度改善となった．また，バイアス項の削減により次数を減らした UKF により，姿勢推定および位置推定の高精度化が可能であることを確かめた．

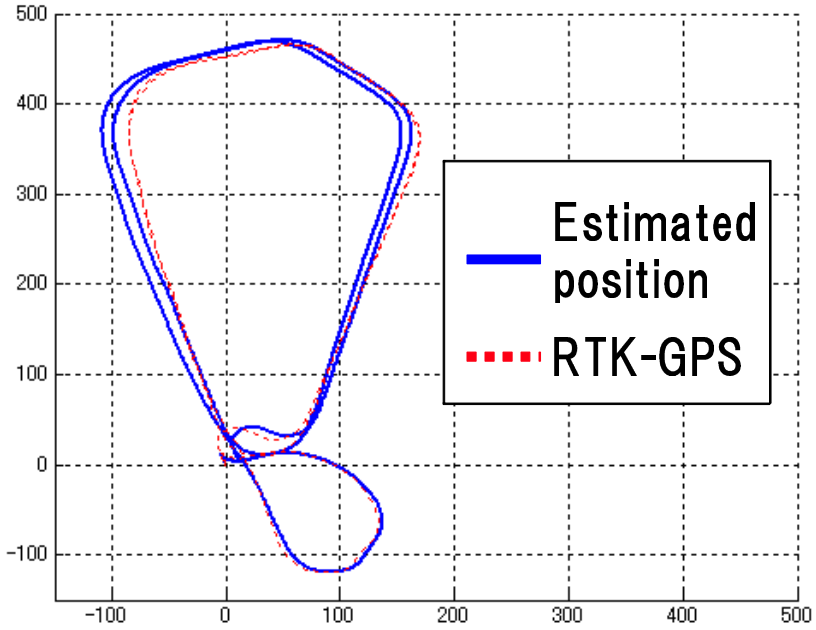


Fig. 29: Positioning without bias correction (RMS=9.9m).

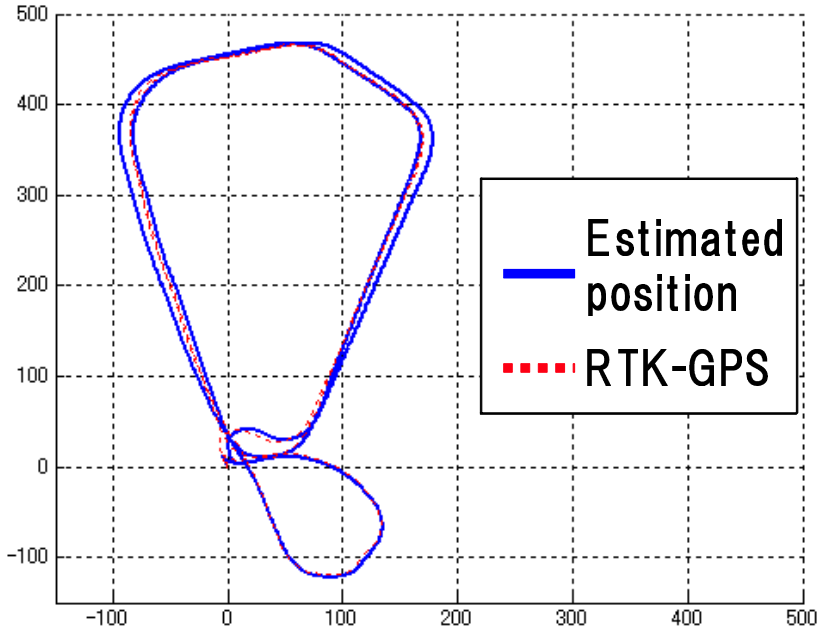


Fig. 30: Positioning with bias correction (RMS=5.5m).

3.6 結言

本章では，自律走行走行車両に適応するための位置精度の維持を目的とした低コストデッドレコニング実現のため，計算負荷の抑制方法について検討した．この計算負荷抑制のため，姿勢推定に用いる UKF の

状態変数に含まれるセンサバイアス項を独立に算出する手法を提案した．この手法を適応することで，姿勢推定精度を維持した上で，UKF による計算負荷を抑制できることを確認した．

一方で，大きなバイアス変動が存在する場合の追従性については改善の余地があり，この追従性向上は今後の課題である．また，提案手法は定常運動状態を仮定した上で成り立っており，非定常時にバイアス推定値の誤差が大きくなることに対する対策は今後の課題である．

4　レジリエントローカライゼーションを実現するGNSS位置の外れ値判定手法

4.1　緒言

2章および3章において低コストなデッドレコニングの精度維持の方策について述べた．これは自律走行車両においては，慣性などのように車両の運動から算出される，いわば内部センサの情報を用いた推定である．内部センサに加え，多くの自律走行車両では外部センサ（ビジョンシステムやLiDAR（Light Detection and Ranging））および，GNSS（Global Navigation Satellite System）を用いて，正確に位置を推定する[19]．GNSSは，米国のGPSやロシアのGLONASSに加えて，中国のBeiDou，欧州のGalileo日本のQZSSなどの各国において開発している衛星測位システムの信号を計測し，それらを受信するアンテナの位置を計算するシステムである．これらGNSSは，世界座標における正確に測位することに非常に役立つものである．これまで，自律走行車両の多くの研究では，これらのセンサを確率モデルを用いて融合する位置推定技術を開発してきた．しかし，これらの外部センサは場合によっては「外れ値」と呼ばれる不正確さを有することがある．たとえば，マルチパス信号を受信した後，GNSSは誤った位置を出力する．従来では，これらの外れ値をある閾値と比較して発見するためにχ^2検定を採用している研究が多く存在する[20, 21]．

χ^2検定による外れ値検出は，状態方程式によって与えられる仮定の下では，ほぼ全ての場合で適切に機能する．しかし，χ^2検定は状態方程式から生じる「予測誤差共分散」に強く依存しており，状態方程式に実世界で起こる現象のモデルが存在しない場合，推定位置の誤差が増加する．この誤差を，本論文においてはモデル化されていないために生じる推定位置誤差として定義する．しかし，全ての実世界で起こる現象を正しく表現した状態方程式を立式することは容易ではないため，数式として表しきれなかった現象は状態方程式においてモデル化誤差として残る．このモデル化誤差の存在こそが，実世界で動く対象を確率モデルにおいてシステム雑音共分散を試行錯誤によって決定しなければならない1つの理由である．この試行錯誤による決定は，特別な環境下で同じような誤差が頻繁に繰り返される場合に効率的であり，屋外作業車両などの時々刻々と環境が変化する場面では適さない．

そこで，実際に運用される環境下で適切に動作するシステムを構築するために，モデル化誤差の影響を修正する方法を提案する．

4.2　関連研究

本研究で対象とする屋外環境のGNSS/INSによるセンサフュージョンでは，カルマンフィルタなどの最尤推定法に用いる外れ値検出法について様々な手法が提案されている．これらの手法は，大きくは機械学習を用いる方法と統計的に外れ値を検出する方法に大別できる．

機械学習を用いる手法として，Xin[22]は，EMアルゴリズムを用いた機械学習による外れ値検出のためのパラメータを学習したビリーフルールベース（belief rule base）のモデルを提案した．さらに，Christensen[23]らは，環境下のTDNN（Time-Delay Neural Network）を使ったルールを作成し，そのルールに従った外れ値検出アルゴリズムを検討した．これらの方法は，ニューラルネットを用いて数学的表現が困難な現象を捉

えることができる．しかし，機械学習を用いた手法は，須らく多くの訓練データを必要とすることから，屋外環境では学習した現象以外に，その結果が使用できるという一般性の証明ができないという問題が残る．

統計的手法は，ガウスモデルを仮定した対象の場合，イノベーションに基づいて χ^2 検定を実施し，外れ値を見つけることができる [24, 25]．加えて，ガウスモデル以外を仮定する手法としては，一般化尤度比検定（GLR），逐次検定率検定（SPRT），CUmulative SUM 検定（CUSUM）などがある．これらの統計的技法は，統計を用いた最尤推定との親和性が非常に高いと言える．最尤モデルを複数使用する場合，GLR と SPRT などが使用される．Da[26] はカルマンフィルタを使用して状態推定器に誤差があった場合の問題に対して，複数の状態推定器を変更する手法を提案した．さらに，Xin[27] らは，GLR を使用して複数のイノベーションベース χ^2 検定を用いた手法について検討，調査した．SPRT を使用する技法では，Wang[28] などが徐々に増加する外れ値に対する使用可能性について示している．しかし，これらの手法のいずれをとっても，ある状態において何を外れ値とするかを事前に決定し，数式として表現しておく必要がある．

一方，CUSUM 検定では，変化点を時系列的に抽出し外れ値を検出する．Sundvall[29] らは，外れ値の誤検出を防ぐためにデッドレコニングによるドリフト成分を追加した CUSUM 検定による外れ値検出手法を提案した．しかし，この手法もドリフト成分を明確にモデル化する必要があり，ドリフト成分にモデル化誤差が含まれる場合にはこの方法を使用することはできない．また，Zhong[30] らは，ガウスモデルとは異なる分布を持つ場合でもリアルタイムで動作する外れ値検出手法を提案している．しかしながら，いずれの手法おいても，観測値との残差を計算するための状態方程式にその性能は依存しており，数学的表現ができていない誤差であるモデル化誤差との対応は困難である．また，χ^2 検定におけるパラメータの不確実性を考慮して最悪ケースを想定するモデルを導入する方法が，Rief[31] によって提案されている．しかし，これも一般的に最悪の場合を仮定するために多くのサンプルを収集しなければならず，稀に発生する誤差に対する例を入手することが困難であり，根本的な解決までには至っていない．

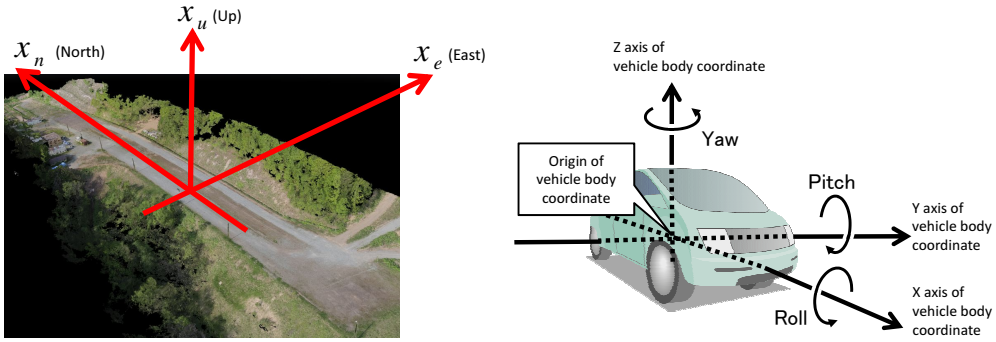
そこで，本研究では，GNSS/INS を用いた屋外環境下における位置推定の状態方程式に対して，稀に発生するようなモデル化誤差が含まれている場合の外れ値を検出できるアルゴリズムを提案する．

4.3 従来の外れ値判定における課題

この節では，基本的な最尤推定の手法と χ^2 検定について説明し，更にモデル化誤差を含む状態方程式に対して χ^2 検定を適用する場合の問題について説明する．

4.3.1 位置推定モデル

まず，地上に固定されたローカル座標系と車体に固定された車体座標系を Fig. 31 のように定義する．



(a) Local coordinate

(b) Vehicle body coordinate

Fig. 31: Definition of coordinate

車両の位置を推定するための流れを Fig. 32 に示す．

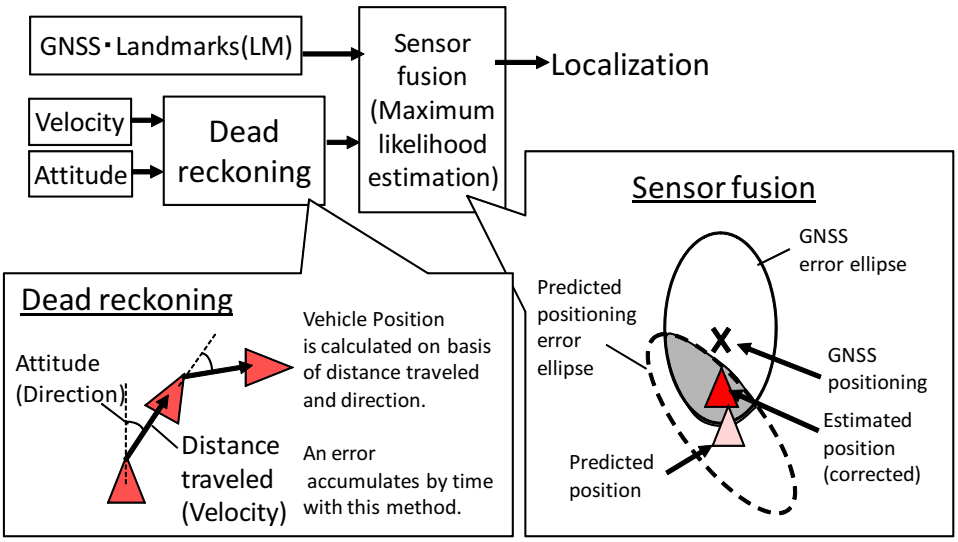


Fig. 32: Localization flow

デッドレコニングは，移動距離（速度）とその方向に基づいて車両の次の時刻における位置を予測し，更新する手法である．デッドレコニングモデルは，車両が横に動くことができないため，四輪車両の非ホロノミック制約下での立式となる．

時刻 t における車両位置を $(x_e(t), x_n(t), x_u(t))$ とし，その速度と姿勢を $v(t)$ と $\boldsymbol{\theta}(t)$ とし，状態変数ベクトルを $\boldsymbol{x}(t) = (x_e(t), x_n(t), x_u(t), v(t), \boldsymbol{\theta}(t))^T$ とする．ここで，姿勢はベクトル $\boldsymbol{\theta}(t) = (\theta_r(t), \theta_p(t), \theta_y(t))$ で表されるとし，それぞれの変数インデックスは 順に ‘roll ’，’ pitch ’，‘ yaw’ を表している．次に，時間

増分 Δt 秒の間，予測される車両位置 $\boldsymbol{x}(t|t-1)$ は以下のように与えられる．

$$x_e(t|t-1) = x_e(t-1) + v(t)\cos\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\Delta t \tag{55}$$

$$x_n(t|t-1) = x_n(t-1) + v(t)\sin\theta_y(t)\cos\theta_p(t)\Delta t \tag{56}$$

$$x_u(t|t-1) = x_u(t-1) + v(t)\sin\theta_p(t)\Delta t \tag{57}$$

$$v(t|t-1) = v(t-1) + \alpha(t)\Delta t \tag{58}$$

$$\boldsymbol{\theta}(t|t-1) = f_{att}(C_{EV}(t), \omega(t)) \tag{59}$$

ただし，α は加速度，ω は各軸の角速度，C_{EV} はローカル座標系 E から車両座標系 V への回転行列であり，姿勢を表すベクトルは 2 章，3 章で述べたような回転行列の積から求める．

したがって，次回の時刻 $t+1$ での車両位置および車両の運動状態 $\boldsymbol{x}(t+1) = (x_e(t+1), x_n(t+1), x_u(t+1), v(t), \boldsymbol{\theta}(t))^T$ は次のように推定される．

$$\boldsymbol{x}(t+1) = f(\boldsymbol{x}(t)) \tag{60}$$

デッドレコニングにより計算された予測位置は，GNSS の位置 $\boldsymbol{y}(t) = (y_e(t), y_n(t), y_u(t))^T$ と融合させる．その手法はそれぞれの位置に確率的な誤差が存在すると仮定し，最尤推定を用いることが多い．

4.3.2 位置推定のための最尤推定手法

最尤推定は対象システムの状態を正確に表していると仮定した予測値と，観測信号を融合するために使用される．そして，そのシステムの過程および観測信号には確率的に発生する雑音が存在するものとみなし，それらを誤差分散値として表し，融合の際の重みとして用いる．

まず，$\boldsymbol{x}(t)$ を状態ベクトルとする非線形離散時間システムを考える．

$$\boldsymbol{x}(t+1) = f(\boldsymbol{x}(t)) \tag{61}$$

$$\boldsymbol{y}(t) = h(\boldsymbol{x}(t)) \tag{62}$$

式 (61) を「システムモデル 」，式 (62) を「観測モデル」と呼ぶ．更新関数 $f(\boldsymbol{x}(t))$ と観測関数 $h(\boldsymbol{x}(t))$ は共に状態ベクトルを用いた線形化可能な関数であり，対象の真の状態を表していると仮定している．

更新関数 $f(\boldsymbol{x}(t))$ には確率変数として扱う誤差 $\delta\boldsymbol{x}$ が含まれる．真の位置を $\breve{*}$ とし，式 (61) を時刻 t の周りで線形化すると，以下のようになる．

$$\begin{aligned}\boldsymbol{x}(t|t-1) &= f(\breve{\boldsymbol{x}}(t-1) + \delta\boldsymbol{x}(t-1)) \\ &= f(\breve{\boldsymbol{x}}(t-1)) + \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}}\delta\boldsymbol{x}(t-1) + \boldsymbol{w}(t)\end{aligned} \tag{63}$$

ここで，$\boldsymbol{w}(t)$ は，外乱とモデル化誤差に起因するプロセスノイズでありガウス分布を仮定する．

本論文では，誤差 $\delta*$ は平均ゼロであり，適切な共分散を持つ確率変数であるとする．更新された位置の誤差 $\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)$ は次式で与えられる．

$$\begin{aligned}
\delta\boldsymbol{x}(t|t-1) &= \boldsymbol{x}(t|t-1) - \breve{\boldsymbol{x}}(t) \\
&= f(\breve{\boldsymbol{x}}(t-1)) + \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}}\delta\boldsymbol{x}(t-1) + \boldsymbol{w}(t) - f(\breve{\boldsymbol{x}}(t-1)) \\
&= \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}}\delta\boldsymbol{x} + \boldsymbol{w}(t) \\
&= \boldsymbol{J_x}\delta\boldsymbol{x} + \boldsymbol{w}(t)
\end{aligned} \tag{64}$$

ここで $\boldsymbol{J_x}$ はヤコビ行列である．

したがって，誤差共分散行列 $P(t|t-1)$ は以下のようになる．

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{P}(t|t-1) &= E[\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)^T] \\
&= \boldsymbol{J_x}E[\delta\boldsymbol{x}(t-1)\delta\boldsymbol{x}(t-1)^T]\boldsymbol{J_x}^T + E[\boldsymbol{w}\boldsymbol{w}^T] \\
&= \boldsymbol{J_x}\boldsymbol{P}(t-1|t-1)\boldsymbol{J_x}^T + \boldsymbol{Q}
\end{aligned} \tag{65}$$

ただし，共分散 $\boldsymbol{Q} = E[\boldsymbol{w}\boldsymbol{w}^T]$ である．

理想的な条件下では，推定値 $\boldsymbol{x}(t|t-1)$ は，サンプリング時刻 t における観測 $\boldsymbol{y}(t)$ と等しい．観測値 $\boldsymbol{y}(t)$ は誤差 $\delta\boldsymbol{y}$ と推定値 $\boldsymbol{x}(t|t-1)$ から次のように表すことができる．

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{y}(t) + \delta\boldsymbol{y}(t) &= h(\boldsymbol{x}(t|t-1) + \delta\boldsymbol{x}(t|t-1)) \\
\Leftrightarrow \boldsymbol{y}(t) - h(\boldsymbol{x}(t|t-1)) &= \left(\frac{\partial h}{\partial \boldsymbol{x}}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1) - \delta\boldsymbol{y}(t)\right) \\
\Leftrightarrow \boldsymbol{y}(t) - h(\boldsymbol{x}(t|t-1)) &= \boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1) - \delta\boldsymbol{y}(t)
\end{aligned} \tag{66}$$

ここで $\boldsymbol{H}$ は観測モデルのヤコビ行列であり，イノベーション $\boldsymbol{e}(t)$ は $\boldsymbol{e}(t) = \boldsymbol{y}(t) - h(\boldsymbol{x}(t|t-1))$ で求められる．

したがって，観測値と推定値との間の残差の共分散 $\Sigma(t)$ は以下となる．

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\Sigma}(t) &= E[(\boldsymbol{y}(t) - h(\boldsymbol{x}(t|t-1)))(\boldsymbol{y}(t) - h(\boldsymbol{x}(t|t-1))^T] \\
&= E[(\boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1) - \delta\boldsymbol{y}(t))(\boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1) - \delta\boldsymbol{y}(t))^T] \\
&= E[(\boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1))(\boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1))^T] \\
&\quad -E[(\boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1))(\delta\boldsymbol{y}(t))] - E[(\delta\boldsymbol{y}(t))(\boldsymbol{H}\delta\boldsymbol{x}(t|t-1))] \\
&\quad +E[(\delta\boldsymbol{y}(t))(\delta\boldsymbol{y}(t))^T] \\
&= \boldsymbol{H}\boldsymbol{P}(t|t-1)\boldsymbol{H}^T + \boldsymbol{R}(t) \quad where \quad \boldsymbol{R}(t) = E[(\delta\boldsymbol{y}(t))(\delta\boldsymbol{y}(t))^T]
\end{aligned} \tag{67}$$

ただし，$\boldsymbol{x}(t)$ と $\boldsymbol{y}(t)$ は独立であると仮定する．

観測誤差共分散 $\boldsymbol{R}(t)$ は一定として取り扱わることが多く，事前に値を決定する必要がある．しかし，現実には観測誤差のモデルを確立することは困難であり，通常，静的な状態下のセンサからの出力値の標準偏差を測定して，観測誤差共分散 $\boldsymbol{R}(t)$ を決定する．また，この観測誤差共分散 $\boldsymbol{R}(t)$ はスペックシートからの標準偏差の二乗によって計算することもできる．

逐次最小二乗誤差法を適用すると以下のように計算できる．

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{x}(t|t-1) + \boldsymbol{P}(t|t-1)\boldsymbol{\Sigma}(t)^{-1}(\boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{x}(t|t-1)) = \boldsymbol{x}(t|t-1) + \boldsymbol{K}(t)\boldsymbol{e}(t) \tag{68}$$

$$\boldsymbol{P}(t) = \boldsymbol{P}(t|t-1) - \boldsymbol{P}(t|t-1)\boldsymbol{\Sigma}(t)^{-1}\boldsymbol{P}(t|t-1) = (\boldsymbol{I} - K(t))\boldsymbol{P}(t|t-1) \tag{69}$$

式 (66) はイノベーション過程 [24] と呼ばれ，予測値 $h(\boldsymbol{x}(t))$ と観測値 $\boldsymbol{y}(t)$ との残差である．イノベーション過程は平均ゼロであり，その共分散は式 (67) となる [32]．

実際の外れ値の誤差は，観測誤差共分散 $\boldsymbol{R}(t)$ で表されるよりも大きくなる．このため，式 (68) に外れ値が含まれている場合，修正量となる '$\boldsymbol{K}(t)\boldsymbol{e}(t)$' に大きな誤差が生じることが容易に理解できる．従って，χ^2 検定を用いた外れ値判定により，最尤推定の前段で外れ値を除去することが重要となる [20, 33]．

4.3.3 χ^2 検定による外れ値判定

χ^2 検定は，通常，式 (67) で残差共分散を計算した後に適用する．

まず，以下の二次形式を考える．

$$D^2 = \boldsymbol{e}(t)^T \Sigma(t)^{-1} \boldsymbol{e}(t) \tag{70}$$

ここで，$\boldsymbol{e}(t)$ は時間 t におけるイノベーション，$\Sigma(t)$ は残差共分散，D はマハラノビス距離というスカラーパラメーターである [34]．

Σ が n 次元の平均ゼロのガウス関数である場合，D^2 は n 自由度を持つ χ^2 変量である．マハラノビス距離は χ^2 表 [35] から所定の値に設定し，通常少なくとも 0.95 [35] になるように選択される．

イノベーションと残差共分散を式 (70) に代入することでマハラノビス距離が算出される．マハラノビス距離は所定の閾値よりも長い場合，予測された値に対して観測値が真の値である確率が低いことを示し，イノベーションに含まれる外れ値の有無を判断することができる．

Fig. 33 に従来の外れ値検出手法の概念図を示す．

4.3.4 χ^2 検定適用時の課題

しかし，χ^2 検定による外れ値判定には課題がある．χ^2 検定では，全ての現象を表すことができる正確なモデルが必要であり，システムモデルで予期しない更新誤差が発生した場合には外れ値判定で誤判定が生じる．本論文では，この数式として表されずに予期しない更新誤差を生じさせる誤差を「モデル化誤差」と呼んでいる．

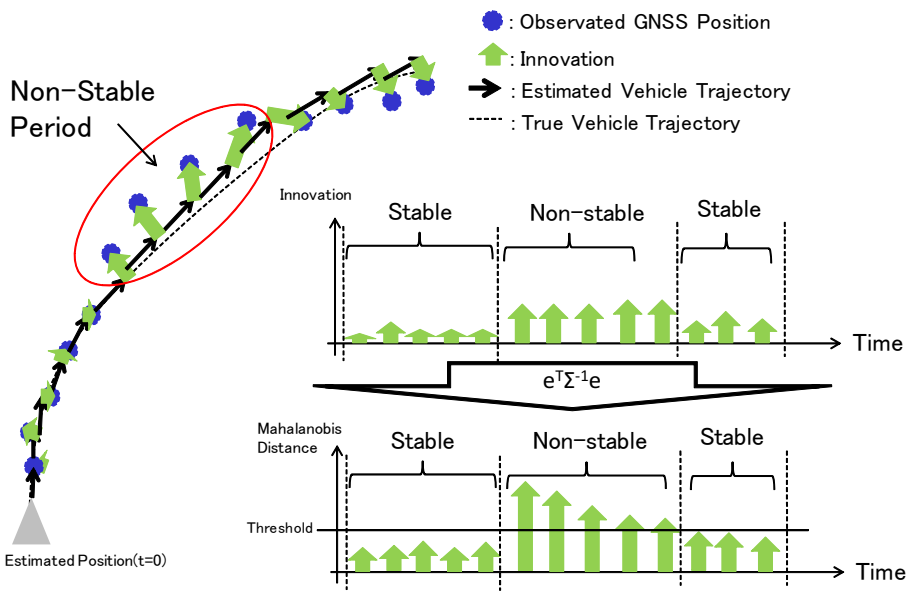


Fig. 33: Conventional fault detection diagram

これらの誤判定が生じる原因の一つは，χ^2 検定による外れ値判定が状態方程式が各観測を補間するために十分な頻度と精度を有することを前提としていることがある．この前提条件が成り立つ場合，外れ値を検出する最良の方法は χ^2 検定である．しかし，一方でこの前提条件が崩れる場合では，χ^2 検定は誤判定となる結果が多数出力されることになる．

Fig. 34 に，従来の外れ値判定において問題が起こる場合の例を示す．

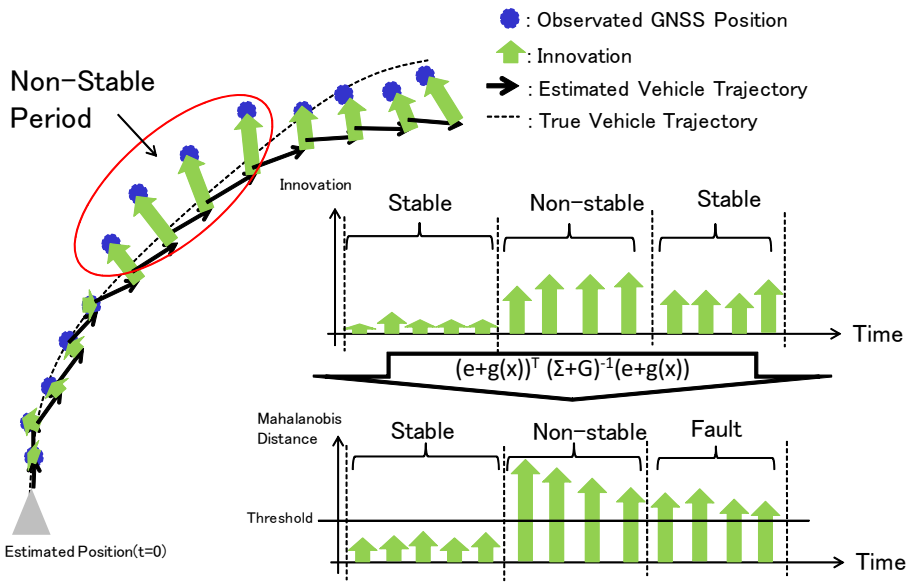


Fig. 34: Example of conventional fault detection problem

モデル化誤差に対する従来の対策は，モデル化されていない依存性を元に閾値を調節することである [34]．しかし，この方法では，過去の経験や対象の選定などのヒューリスティックな技術要素が必要となる．

そこで，モデル化誤差を含む対象に対する系統的な χ^2 検定の外れ値判定手法を提案する．

4.4 モデル化誤差を含む外れ値判定によるレジリエントローカライゼーション

本節では，モデル化誤差を伴う外れ値判定を提案し，その手法について説明する．

4.4.1 モデル化誤差を伴う最尤推定アルゴリズムの論理構成

式 (61)(62) で表される非線形離散時間システムを考え，更に，システムモデルにて線形化可能な「モデル化誤差 $g(\boldsymbol{x}(t))$」，観測モデルにて「バイアス誤差」と「予期しない誤差（外れ値）」の 3 つを考える．

ここで，これら 3 つの誤差を含むように式 (61) と式 (62) を以下のよう再度表す．

$$\boldsymbol{x}(t+1) = f(\boldsymbol{x}(t)) + g(\boldsymbol{x}(t)) \tag{71}$$

$$\boldsymbol{y}(t) = h(\boldsymbol{x}(t)) + \boldsymbol{\xi}(t) + \boldsymbol{\zeta}(t) \tag{72}$$

ここで，$g(\boldsymbol{x}(t))$ はモデル化誤差，$\boldsymbol{\xi}(t)$ はバイアス誤差，$\boldsymbol{\zeta}(t)$ は外れ値である．

外れ値と観測値は分離できないため，観測ベクトルを $\boldsymbol{y}'(t) = \boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{\zeta}(t)$ として再定義することで，観測モデルを次のように再定義する．

$$\boldsymbol{y}'(t) = \boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{\zeta}(t) = h(\boldsymbol{x}(t)) + \boldsymbol{\xi}(t) \tag{73}$$

次にバイアス誤差を含むように状態ベクトル $\boldsymbol{x}'(t)$ を拡張する．

$$\boldsymbol{x}'(t) = \begin{pmatrix} \boldsymbol{x}(t) \\ \boldsymbol{\xi}(t) \end{pmatrix} \tag{74}$$

よって，式 (71) と式 (72) は以下のようになる．

$$\boldsymbol{x}'(t+1) = f(\boldsymbol{x}'(t)) + g(\boldsymbol{x}'(t)) + \boldsymbol{w}(t) \tag{75}$$

$$\boldsymbol{y}'(t) = h(\boldsymbol{x}'(t)) + \boldsymbol{v}(t) \tag{76}$$

次にイノベーションは前節のように導くことができる．しかし，モデル化誤差 $g(\boldsymbol{x}'(t))$ は予測することができないため，更新関数には，式 (63) と同じ誤差 $\delta\boldsymbol{x}'$ が含まれる．

$$\begin{aligned} \boldsymbol{x}'(t|t-1) &= f(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1) + \delta\boldsymbol{x}'(t-1)) \\ &= f(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)) + \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}'}\delta\boldsymbol{x}'(t-1) + \boldsymbol{w}(t) \end{aligned} \tag{77}$$

ここで，$\boldsymbol{w}(t)$ は外乱に起因するプロセスノイズであり，モデル化誤差は含まれない．

モデル化誤差を加えることによって，更新位置の誤差 $\delta\boldsymbol{x}'(t)$ は次のように表される．

$$\begin{aligned} \delta\boldsymbol{x}'(t|t-1) &= \boldsymbol{x}'(t|t-1) - \breve{\boldsymbol{x}}'(t|t-1) \\ &= f(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)) + \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}'}\delta\boldsymbol{x}'(t-1) + \boldsymbol{w}(t) - f(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)) - g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)) \\ &= \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}'}\delta\boldsymbol{x}' + \boldsymbol{w}(t) - g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)) \\ &= \boldsymbol{J}_{\boldsymbol{x}}\delta\boldsymbol{x} - g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)) + \boldsymbol{w}(t) \end{aligned} \tag{78}$$

理想的な条件下では，推定値はサンプリング時間 t での観測値に等しい．観測値には誤差 $\delta\boldsymbol{y}(t)$ と推定値 $\boldsymbol{x}'(t|t-1)$ と観測値 $\boldsymbol{y}'(t)$ を次のように表現する．

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{y}'(t)+\delta\boldsymbol{y}(t) &= h(\boldsymbol{x}'(t|t-1)+\delta\boldsymbol{x}'(t|t-1)-g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))) \\
\Leftrightarrow \boldsymbol{y}'(t) &= h(\boldsymbol{x}'(t|t-1))+\left(\frac{\partial h}{\partial \boldsymbol{x}'}(\delta\boldsymbol{x}'(t|t-1)-g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))-\delta\boldsymbol{y}(t)\right) \\
\Leftrightarrow \boldsymbol{y}(t)-h(\boldsymbol{x}(t|t-1)) &= \boldsymbol{H}(\delta\boldsymbol{x}'(t|t-1)-g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)))-\delta\boldsymbol{y}(t) \qquad (79)
\end{aligned}
$$

従って，イノベーションの平均は，以下のように観測値誤差の平均とモデル化誤差とを合計することによって以下のように表される．

$$
\begin{aligned}
E[\boldsymbol{y}(t)-h(\boldsymbol{x}(t|t-1))] &= E[\boldsymbol{H}(\delta\boldsymbol{x}'(t|t-1)-g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1)))-\delta\boldsymbol{y}(t)] \\
&= E[\boldsymbol{H}(\delta\boldsymbol{x}'(t|t-1))-\delta\boldsymbol{y}(t)]-E[\boldsymbol{H}g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))] \\
&= -\boldsymbol{H}E[g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))] \qquad (80)
\end{aligned}
$$

互いに独立した推定値 $\boldsymbol{x}'(t)$ と観測値 $\boldsymbol{y}'(t)$ との残差の共分散 $\Sigma'(t)$ は以下のように表される．

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{\Sigma}'(t) &= E[(\boldsymbol{y}(t)-h(\boldsymbol{x}(t|t-1)))(\boldsymbol{y}(t)-h(\boldsymbol{x}(t|t-1))^T] \\
&= E[(\boldsymbol{H}(\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)-g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))-\delta\boldsymbol{y}(t))(\boldsymbol{H}(\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)-g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))-\delta\boldsymbol{y}(t))^T] \\
&= \boldsymbol{H}\boldsymbol{P}(t|t-1)\boldsymbol{H}^T+\boldsymbol{R}(t)-\boldsymbol{H}E[(\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)-\delta\boldsymbol{y}(t))(g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))] \\
&\quad -E[(g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))(\delta\boldsymbol{x}(t|t-1)-\delta\boldsymbol{y}(t))^T]\boldsymbol{H}^T+E[(g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))(g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))^T] \\
&= \boldsymbol{H}\boldsymbol{P}(t|t-1)\boldsymbol{H}^T+\boldsymbol{R}(t)+\boldsymbol{G}(t) \quad where \quad \boldsymbol{G}(t)=E[(g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))(g(\breve{\boldsymbol{x}}'(t-1))^T] \qquad (81)
\end{aligned}
$$

モデル化誤差がサンプリング時間ごとにシステムモデルに加わる場合，状態ベクトルを拡張することで観測モデルのバイアス誤差として推定することは容易である．モデル化誤差の平均がゼロである場合，従来手法と同様 $\boldsymbol{w}(t)$ に含まれる．しかし，モデル化誤差は毎サンプルで必ずしも発生するわけではなく，その平均がゼロになるわけでもない．つまり，モデル化誤差を状態ベクトルまたはプロセスノイズに含めてはならないと言える．

従って，モデル化誤差の平均がゼロとなるよう修正し，モデル化誤差の共分散を残差の共分散に加えることで，モデル化誤差が χ^2 検定の誤判定を引き起こさないよう修正する．

4.4.2 モデル化誤差を含む χ^2 検定

残差の平均値はマハラノビス距離の原点となっている．もし対象にモデル化誤差が含まれている場合，マハラノビス距離の原点は残差の平均からの偏差を有するため，マハラノビス距離は不当に長くなる．この距離の差こそが χ^2 検定において誤判定とな原因である．この問題に対する最も簡単な解決策は，モデル化誤差を予測・推定し，直接モデル化誤差を扱うことができるようなマハラノビス距離を考えることである．

時刻 t 周りにおけるマハラノビス距離を考えると，式 (80) に示すイノベーションから '$-\boldsymbol{H}E[g(\boldsymbol{x}(t))]$' を減算し，残差共分散 $\boldsymbol{\Sigma}'(t)$ に '$\boldsymbol{G}(t)$' を追加する．

したがって，モデル化誤差を伴う χ^2 検定は，式 (70) を参照し，以下のように記述される．

$$
\begin{aligned}
\chi^2 &= (\boldsymbol{e}(t) - g(\boldsymbol{x}(t)))^T \boldsymbol{\Sigma}'(t)^{-1} (\boldsymbol{e}(t) - g(\boldsymbol{x}(t))) \\
&= (\boldsymbol{e}(t) - g(\boldsymbol{x}(t)))^T (\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}(t|t-1)\boldsymbol{H}^T + \boldsymbol{R}(t) + \boldsymbol{G}(t))^{-1} (\boldsymbol{e}(t) - g(\boldsymbol{x}(t))) \qquad (82)
\end{aligned}
$$

上記の式は，モデル化誤差の値と共分散値を必要とする．しかし，モデル化誤差はシステムモデルから計算することができないため，何らかの方法を用いて予測する必要がある．そこで，線形化可能なモデル化誤差を仮定し，観測値が定常状態となった期間にモデル化誤差の値と共分散を導く．

本研究では，システムモデルと観測モデルの偏差に対する共分散が比較的小さい状態を定常状態と定義する．

モデル化誤差を伴う χ^2 検定には，モデル化誤差と観測値の共分散を従来の手法へ追加することが必要であり，提案する最尤推定アルゴリズムの流れを以下に示す．

モデル化誤差を含む最尤推定アルゴリズム

Step 1. 観測値の取得

この観測値には，GNSS またはセンサからのノイズが含まれる．

Step 2. 状態ベクトルの更新

システムモデルによって状態ベクトルを更新する．

Step 3. イノベーション $\boldsymbol{e}(t)$ の計算

イノベーション '$\boldsymbol{e}(t)$' は，予測観測値と更新された状態ベクトルとの残差として計算する．

Step 4. 残差の累積時系列の計算

観測サンプリングと更新された状態ベクトルとの間の残差を観測サンプリングごとに計算し，任意の周期（'m ステップとする'）でメモリ上に蓄積し，残差系列を作成する．

Step 5. 残差が定常状態である期間の抽出

残差系列を用いて自己相関行列を計算し，独立成分分析と同様の手法で非定常状態である期間を探し出す．この時，モデル化誤差は，定常状態の期間内に含まれることになる．

Step 6. モデル化誤差の更新

残差系列が安定している場合，モデル化誤差の傾向および共分散を計算し，共分散 '$\boldsymbol{R}(t) + \boldsymbol{G}(t)$' を計算し，更新する．

Step 7. モデル化誤差を含む χ^2 検定の適用

モデル化誤差 '$\boldsymbol{R}(t) + \boldsymbol{G}(t)$' を含んだ共分散を式 (82) に代入し，'$\boldsymbol{e}(t) - g(\boldsymbol{x}(t))$' を計算することにより，$\chi^2$ 検定に観測値に含まれる外れ値を判定する．

Step 8. 最尤アルゴリズムを用いた推定位置の計算

上記アルゴリズム処理において，[Step1] から [Step3]，[Step7] から [Step8] は，従来のアルゴリズムと同

様である． 本稿では，[Step 4] から [Step 6] について詳細を説明する．

4.4.3 残差の非定常性を用いたモデル化誤差の判定

モデル化誤差がシステムモデルに含まれている場合，イノベーションにはモデル化誤差が含まれているため，外れ値を観測から分離することは困難である．従って，従来手法に [Step 4] と [Step 5] を追加し観測ベクトルと更新状態ベクトルとの間の残差を考慮する．

観測モデルに外れ値があるか，システムモデルのモデル化誤差がある場合，残差の時系列は不安定になる．この観点から，以下の仮説を設定する．

- 残差は短い時間であるなら定常性を有する．
- 外れ値は，モデル化誤差とは独立して発生する．

ここで，定常性は「時系列の各集合は同じ平均 : エルゴード性」を意味すると定義する．最初の仮説において,「短期間」は観測サンプリング期間がモデル化誤差を無視できるほど短いことを意味する．$h(\boldsymbol{x}(t))$ から計算された予測観測値は，その期間においてはモデル化誤差と外れ値を含まずに平均がゼロであることを表している．二つ目の仮説は，すでに前節で述べたように最尤推定アルゴリズムを使用する際に仮定として取り入れているものである．センサからの観測値はシステムモデルに依存しないので，観測値に含まれる外れ値はモデル化誤差と独立している．

これらの 2 つの仮説において，理想的には観測値と更新された状態ベクトルとの間の残差の時系列どの時間を区切っても同じ信号として取り扱えるはずである．外れ値が発生することにより，定常状態が崩れた場合，その非定常な期間において残差の時系列に統計的に異常な信号が混じることになる．つまり，残差の時系列に外れ値が含まれる場合，残差の時系列信号を互いに独立した 2 つの信号に分割することが可能であるはずである．この独立な残差系列をそれぞれに分離するために，独立成分分析（ICA）法を適用し定常性を判定すれば，外れ値のない状態においてモデル化誤差計算することができる．

Fig. 35 に，残差系列を収集する概念を示す．

以下に示す異なる長さの時系を同時無相関化する ICA を適用し，異常な信号を含む信号を見つける．現時点を表すステップ t からの時間帯から 2 つの異なる時間帯を抽出した時系列（対象区間 m ステップの内の部分空間 n ステップ，$n < m$）の自己相関を計算することで，現時点において非定常な部分空間（n ステップ）を順次見つけだしていくことができる．

$$\boldsymbol{R}_m = \frac{1}{m}\sum_{t}^{t+m}(\boldsymbol{y}(t)-\boldsymbol{x}(t))(\boldsymbol{y}(t)-\boldsymbol{x}(t))^T \tag{83}$$

$$\boldsymbol{R}_n = \frac{n}{m}\sum_{t=t_p}^{t_p+n}(\boldsymbol{y}(t)-\boldsymbol{x}(t))(\boldsymbol{y}(t)-\boldsymbol{x}(t))^T \tag{84}$$

ここで，$\boldsymbol{R}_m$ は長区間自己相関行列であり，$\boldsymbol{R}_n$ は時系列の部分空間自己相関行列である．

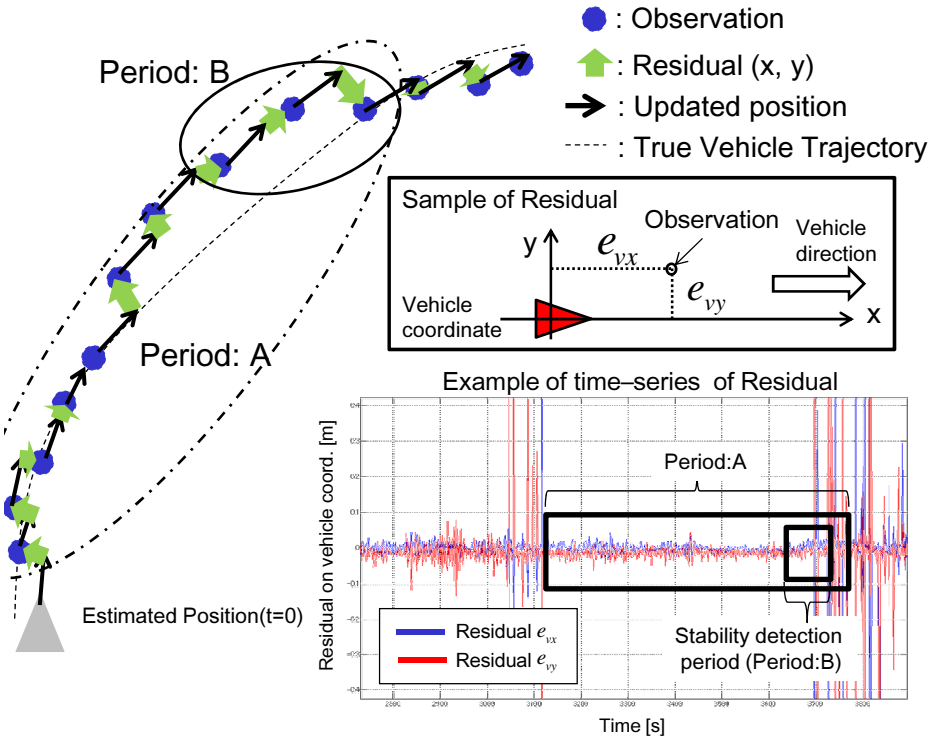


Fig. 35: Concept diagram of stability detection from residual time series

これらの自己相関を同時に対角化するため，一般化固有ベクトル行列 $\boldsymbol{B}$ を計算することができれば二つの時系列を分離することが可能である [36].

$$\boldsymbol{A}_m = \boldsymbol{A}_n \boldsymbol{\lambda} \Leftrightarrow \boldsymbol{B}\boldsymbol{R}_m\boldsymbol{B}^T = \boldsymbol{B}\boldsymbol{R}_n\boldsymbol{B}^T\boldsymbol{\lambda} \tag{85}$$

$$\boldsymbol{R}_m\boldsymbol{B}^T = \boldsymbol{R}_n\boldsymbol{B}^T\boldsymbol{\lambda} \tag{86}$$

ここで， $\boldsymbol{B} = (\boldsymbol{\lambda}_g 1, \boldsymbol{\lambda}_g 2)$，また， $\boldsymbol{\lambda}_g* = (X_{eig*}, Y_{eig*})$ は一般化固有ベクトルである．

Fig. 36 は，手順のイメージを示している．

これらの 2 つの一般化固有ベクトルの間の角度 ψ が設定した閾値より大きい場合，何らかの異常信号がその区間に含まれることになる．この異常信号を外れ値と考え，この区間は推定されたモデル化誤差を更新することには適していないと判断する．一方，角度 ψ が閾値よりも小さい場合，その信号は定常的であり [Step 6] のモデル化誤差を計算・更新することが可能であると判断する．

4.4.4 モデル化誤差の更新

[Step 6] において，定常状態の期間においてモデル化誤差の傾向を計算する．

まず，モデル化誤差の影響は，以下の線形方程式として記述できると仮定する．

$$g(\boldsymbol{x}(t)) = c\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{w}_g \tag{87}$$

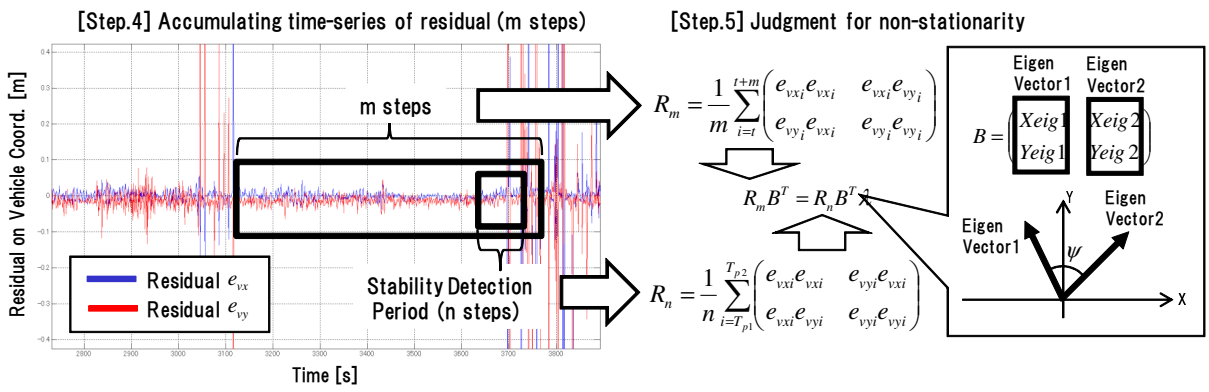


Fig. 36: Stability detection procedure [Step.4] and [Step.5]

ここで，$\boldsymbol{x}(t)$ は時刻 t での状態ベクトルであり，c は比例係数，w_g はモデル化誤差の雑音であり平均はゼロである．

観測値と状態ベクトルの更新は異なるサンプリング周期を持ち，状態ベクトルの更新は観測値の更新より速い．そこで，$g(\boldsymbol{x})$ を FIR システムと仮定すれば，

$$g(\boldsymbol{x}(t)) = c_0\boldsymbol{x}(t) + c_1\boldsymbol{x}(t-\Delta t) + \cdots + c_k\boldsymbol{x}(t-k\Delta t) \tag{88}$$

$$g(\boldsymbol{x}(t)) = C\boldsymbol{x}(t) = c_0x_0(t) + c_1x_1(t) + c_2x_2(t) \quad where \quad x_i(t) = x(t-i\Delta t) \tag{89}$$

となる．

このシステムに対して，確率勾配アルゴリズム [37] を用いて以下のようにパラメータを学習する．

$$C_t = C_{t-k\Delta t} + \alpha\frac{\boldsymbol{x}(t)}{\|\boldsymbol{x}(t)\|^2}(\boldsymbol{e_v}(t) - \boldsymbol{x}(t)^T C_{t-k\Delta t}) \tag{90}$$

ここで α は学習率パラメータである．

式 (89) にて，上式にて更新された C_t を C に代入することによって，全エポックに対する観測が得られ，モデル化誤差は観測 $\boldsymbol{y}(t)$ と最後の観測位置からの更新位置 $\boldsymbol{\nu}$ との残差として表現される．例えば現在時刻 t_c までの 'M' サンプルの観測位置が得られたとして，モデル化誤差と観測値雑音の共分散は，以下のように表すことができる．

$$\boldsymbol{\nu} = \sum_{i=T-\Delta T}^{T} f(\boldsymbol{x}(i)) + C\boldsymbol{x}(\Delta T) = \boldsymbol{y}(t-\Delta T) + \sum_{i=0}^{\Delta T} f(\boldsymbol{x}(i)) + C\boldsymbol{x}(T) \tag{91}$$

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{\nu} &= \boldsymbol{y}(t) - \left(\boldsymbol{y}(t-\Delta T) + \sum_{i=0}^{\Delta T} f(\boldsymbol{x}(i)) + C\boldsymbol{x}(t)\right) \\
&= (\boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{y}(t-\Delta T)) - \sum_{i=0}^{\Delta T} f(\boldsymbol{x}(i)) - C\boldsymbol{x}(t) \\
&= \left(\sum_{i=0}^{\Delta T} f(\boldsymbol{x}(i)) + g(\boldsymbol{x}(\Delta T)) + \delta\boldsymbol{y}(t)\right) - \sum_{i=0}^{\Delta T} f(\boldsymbol{x}(i)) - C\boldsymbol{x}(\Delta T) \\
&= (C\boldsymbol{x}(\Delta T) + \boldsymbol{w}_g + \delta\boldsymbol{y}(t)) - C\boldsymbol{x}(\Delta T) \\
&= \delta\boldsymbol{y}(t) + \boldsymbol{w}_g
\end{aligned} \tag{92}$$

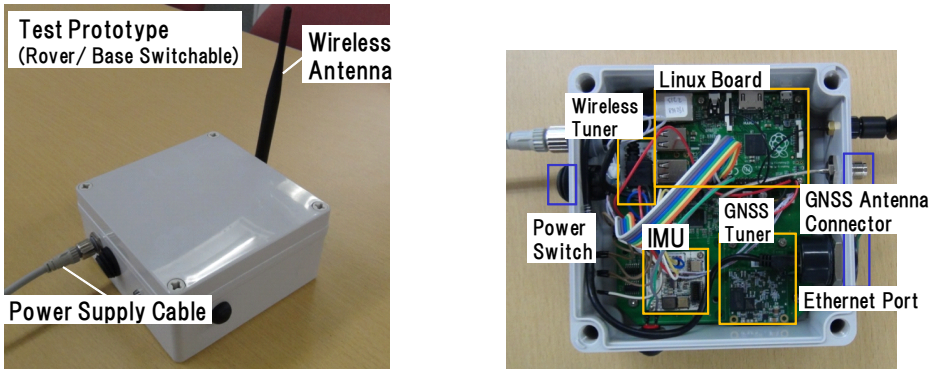
$$E[(\boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{\nu})(\boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{\nu})^T] = E[\delta\boldsymbol{y}(t)\delta\boldsymbol{y}(t)^T] + E[\boldsymbol{w}_g{\boldsymbol{w}_g}^T] = \boldsymbol{R}(t) + \boldsymbol{G}(t) \tag{93}$$

ここで ΔT は観測サンプリング時間である．

一度，モデル化誤差が計算されると，共分散 $R(t)+G(t)$ を式 (82) に代入することで，モデル化誤差を伴う χ^2 検定により外れ値判定が可能となる．

4.5 レジリエントローカライゼーションの適用結果と考察

提案した手法を検証するための実験を実施した．実験車両に用いた GNSS/INS システムを Fig. 37 に，その仕様を Table 2 に示す．



(a) Exterior (b) Interior

Fig. 37: GNSS/INS system

Table 2: GNSS/INS system spec sheet

	Name	Type / Feature
Components	Linux Board	raspberry PI type B++
	IMU	3D MEMS gyro sensor and 3D MEMS acceleration sensor
		No temperature correction
	GNSS-RTK Module	Single-Frequency RTK correction
		GPS and GLONASS positioning available every 100ms
	920 MHz Wireless Module	smartMODULE-920
Power	Input Voltage	9-24V DC
	Power Consumption	<10 W
Physical	Dimension	150×150×75 mm
	Weight	600g (typ.)

この測位システムは，位置，車速，および姿勢を使用して動作する．出力される位置は INS とのカップリングされた位置ではなく，100msec ごとの GNSS 単独による位置であり，姿勢と車速は 10msec 毎に出力

される．

検証に用いた実験車両を Fig. 38 に示す．CAN（Control Area Network）バスから車速を得ることができ，GNSS の出力する GPS 週秒をタイムスタンプとして，すべてのセンサデータを同期させることができる．

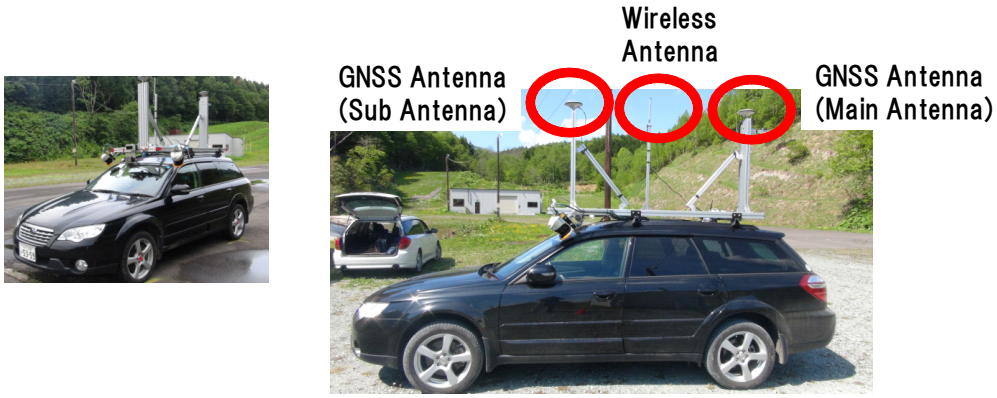


Fig. 38: Experiment Vehicle

実験場におけるセンサ構成を Fig. 39 に示す．実験車両には，2 つの GNSS アンテナ（Novatel : GPS-702-GG）と，FOG（Fiber Optical Gyro）が組み込まれた IMU（Novatel : UIMU-LCI）が接続された 2 周波 GNSS 受信機（Novatel : SPAN-SE）を搭載した．これらの Novatel SPAN システムから得られたデータは，後処理ソフトウェア Inertial Explorer（NovAtel）を用いて真値を生成する．後処理システムの誤差は 60 秒間の GNSS を観測できなくとも 11cm 未満であり，本研究において真値として用いるには十分であると考えられる．また，我々の GNSS / INS システムと SPAN-SE に同じ GNSS 信号を供給するために，GNSS スプリッタ（GPS ソース : S14）を用いて，GNSS メインアンテナからの信号を分離した．また，オフィス屋上に RTK 基地局を設置し，WiFi ネットワーク経由で RTK 補正信号を配信した．

最初の姿勢と位置を受信機から受け取った後，測位システムは車両の速度と姿勢から自己位置を更新し，GNSS システムが車両の位置を出力した場合に，測位システムは予測された位置を修正する．

本検証では，GNSS 受信機によって出力される NMEA フォーマットである GPGGA データを用いた．GPGGA には位置（緯度，経度，海抜），測位ステータス（RTK 測位 (Fix 解)，RTK 測位 (Float 解)，ディファレンシャル測位，単独測位および測位不能），測位計算に用いた衛星の数および HDOP（衛星の幾何学的配置に起因する水平方向の誤差の指標）を含んでいる．観測された位置は，Fig. 31(a) のようにローカル座標に変換した．また，観測雑音 $\boldsymbol{R}(t)$ は，GNSS 受信機の測位ステータスと HDOP から単純に計算し，水平方向のすべての方向について同じ誤差があると仮定した．それぞれの測位ステータスにおいて，1σ の公称誤差は，RTK 測位（Fix 解）の場合は 0.1m，RTK 測位（Float 解）は 0.5m，単独測位の場合は 10m とした．観測ノイズ $\boldsymbol{R}(t)$ は次に示すように計算した [39]．

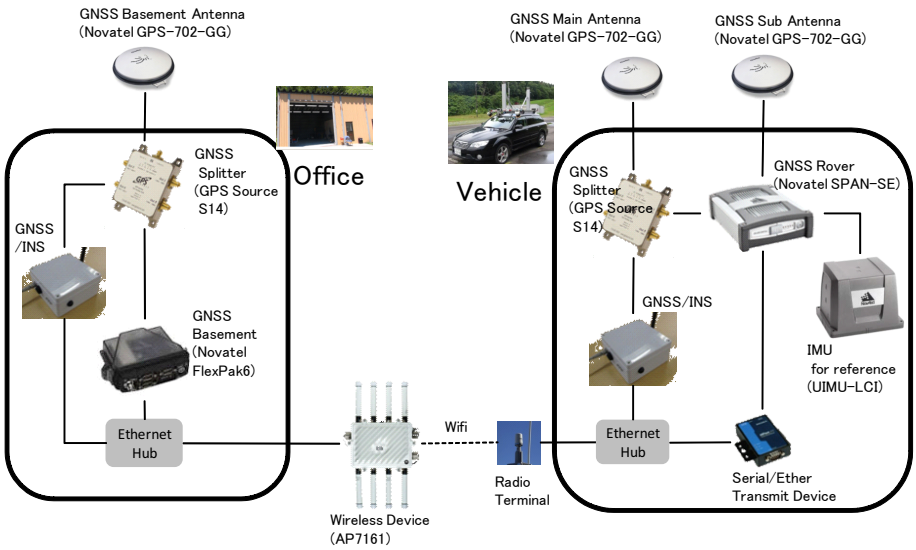


Fig. 39: Equipment Connection

$$\boldsymbol{R}(t) = \frac{1}{N}\begin{pmatrix} \sigma_{typical}HDOP & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{typical}HDOP & 0 \\ 0 & 0 & 2\sigma_{typical}HDOP \end{pmatrix} \tag{94}$$

ここで N は計算に用いた衛星の数であり，$\sigma_{typical}$ は定数であり，測位ステータスの公称誤差から決定される．垂直観測ノイズ ($\boldsymbol{R}_{33}(t)$) は経験的に水平誤差の 2 倍と定義した．

Fig. 40（a），(b）に提案手法の有無による測位結果を示す．また，Fig. 40（c）は，GNSS の出力位置の誤差が 10cm 未満の点を示しており，GNSS 位置が正しいと判断できる位置を示している．特に χ^2 検定を用いた外れ値判定結果として特徴的な結果が得られた 3 つの場所については，Fig. 41 から Fig. 43 に示した．

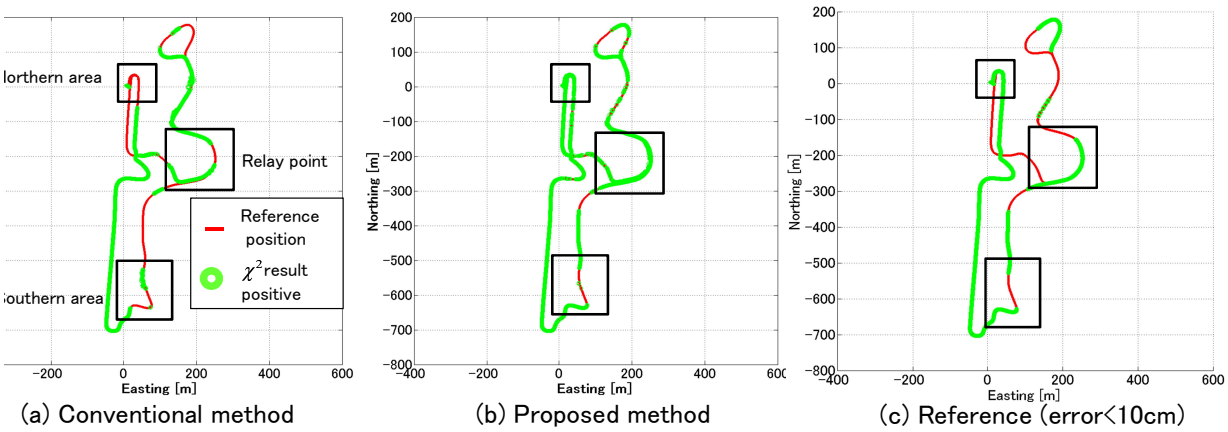


Fig. 40: Comparing conventional and proposed methods in terms of vehicle position on whole map.

4.3.4 節において述べた通り，従来の χ^2 検定においては一度外れ値判定を誤った場合，Fig. 41 (a) や

Fig. 42(a) に示すように外れ値と判定されたままになる傾向がある．一方，提案手法では，前の期間においてに誤って外れ値と判定した場合でも，その後に正しく判定することができる．

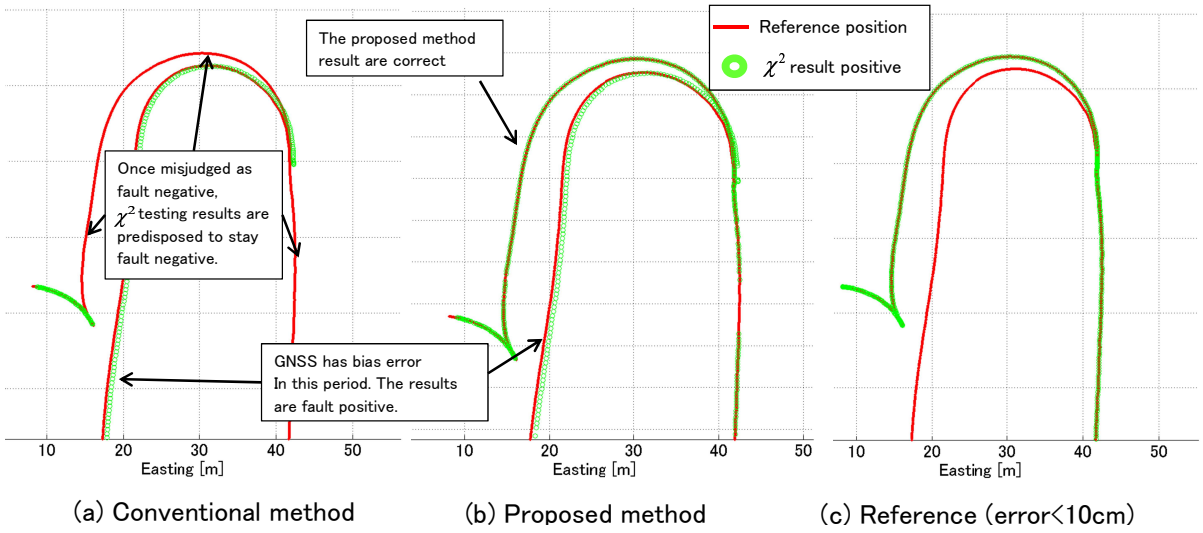


Fig. 41: Comparing conventional and proposed methods in northern area

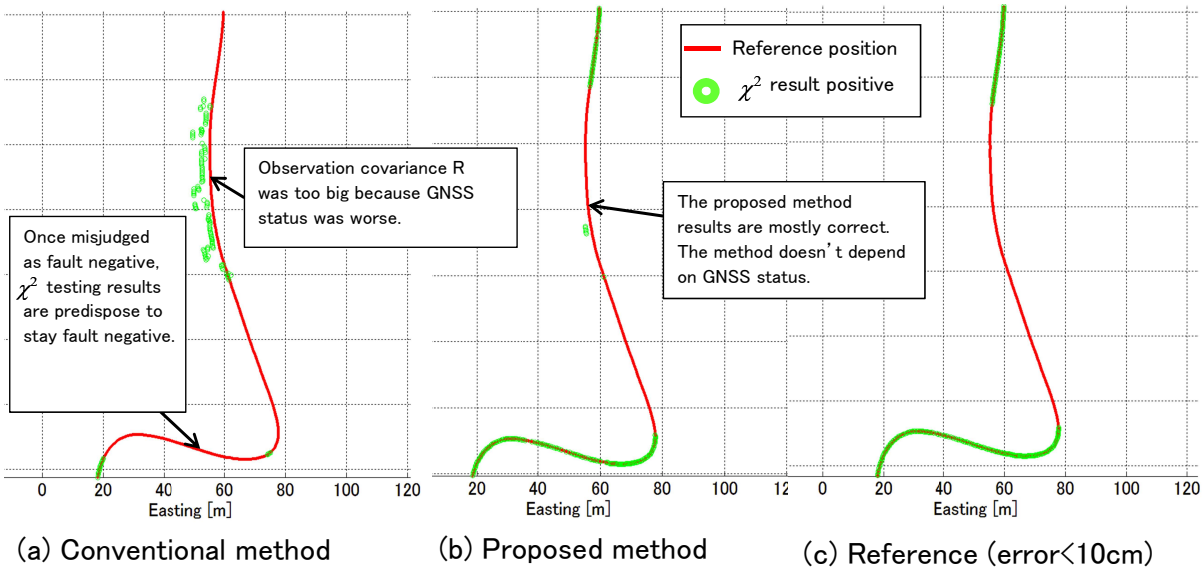


Fig. 42: Comparing conventional and proposed methods in southern area

しかし，Fig. 43 に示すように，提案手法を用いてもバイアス誤差が発生している場合は効果がなく，従来手法，提案手法のいずれも，位置が真値から約 10m 離れていても正しい位置と誤判断する結果となり，従来と変わらない結果となった．このようなバイアス誤差に対しては，提案手法は従来手法に比べて優位性はないと言える．

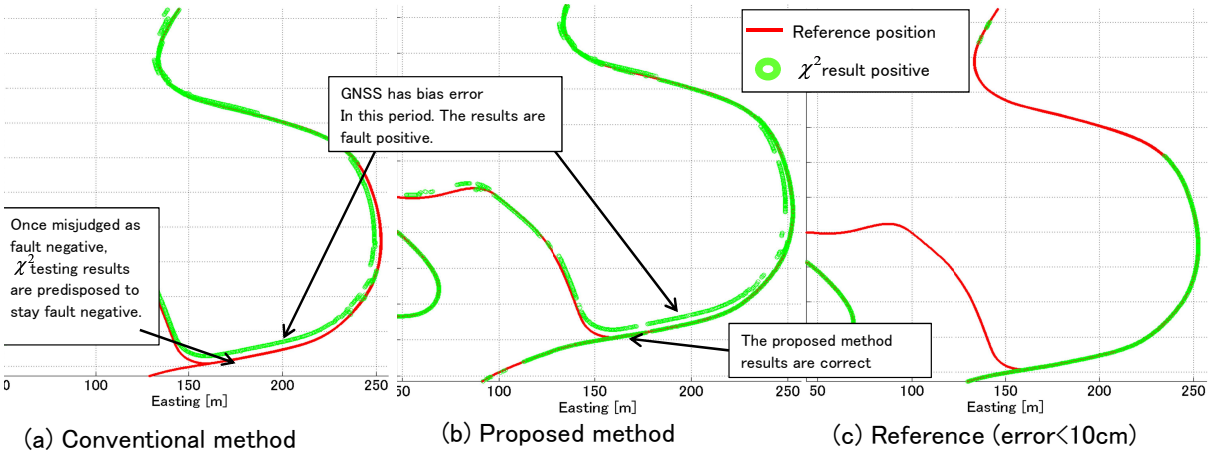
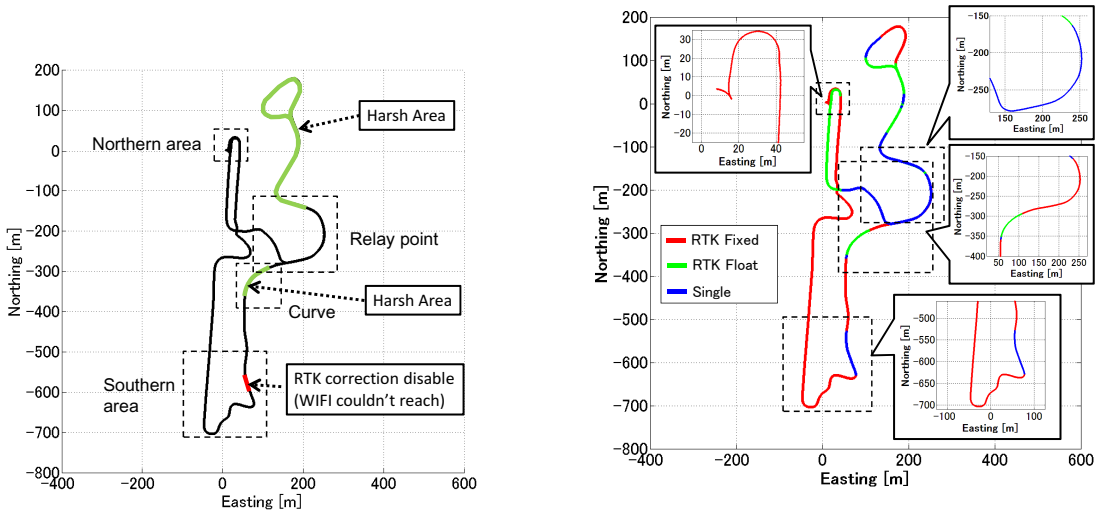


Fig. 43: Comparing conventional and proposed methods at relay point

次に，従来手法と提案手法のそれぞれの外れ値判定を用いた位置推定結果について詳しく見る．

まず，Fig. 44 にテストコースの概要と測位ステータスを示す．Fig. 44(a) にはテストコースの外環境と，詳細評価したエリアを示し，テストコースのすべての位置において GNSS 受信機から出力される測位ステータスを Fig. 44(b) に示している．また，Fig. 45 から 47 は，特に提案手法が従来手法よりも優れた性能を発揮した 3 つのエリアについて χ^2 検定の結果を示している．

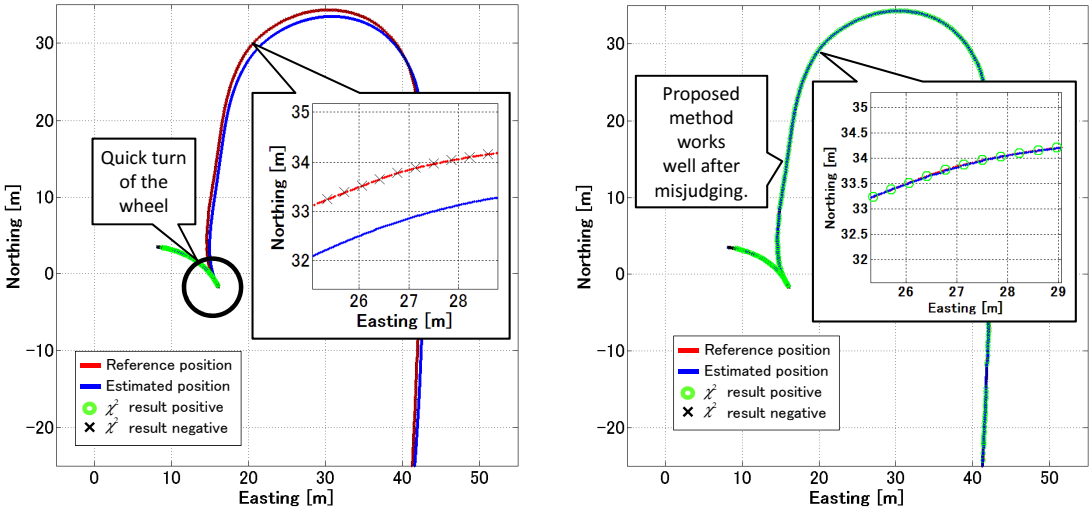


(a) Test course environment and evaluation area

(b) GNSS solution status

Fig. 44: Test course environment

Fig. 45 から Fig. 48 に示すように，従来手法では，推定位置は誤判定が原因でバイアス誤差が生じる結果となった．一方，提案手法はモデル化誤差含む最尤推定アルゴリズムを用いることでこれらの問題を解決することができている．

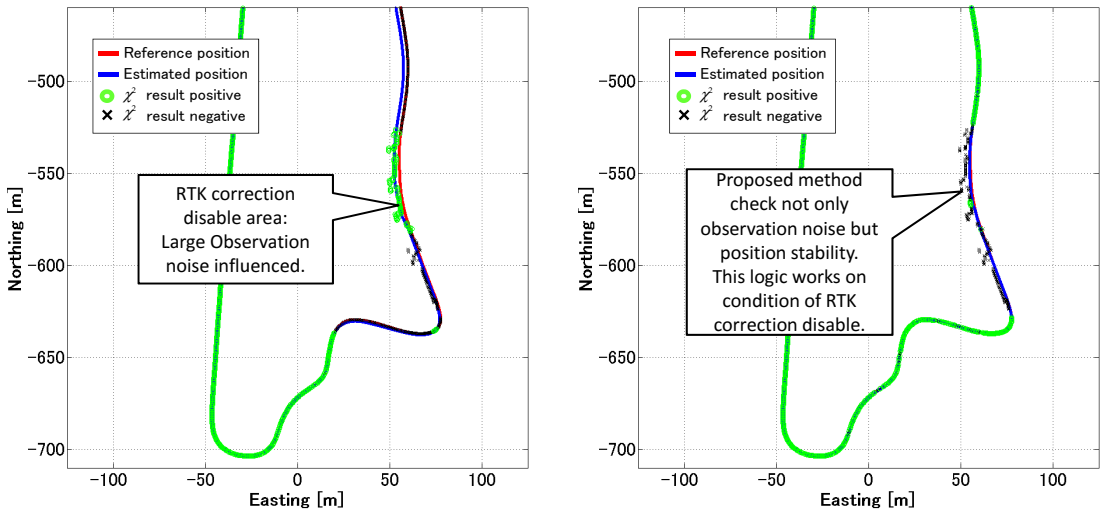


(a) Conventional method

(b) Proposed method

Fig. 45: Comparing positioning results in northern area

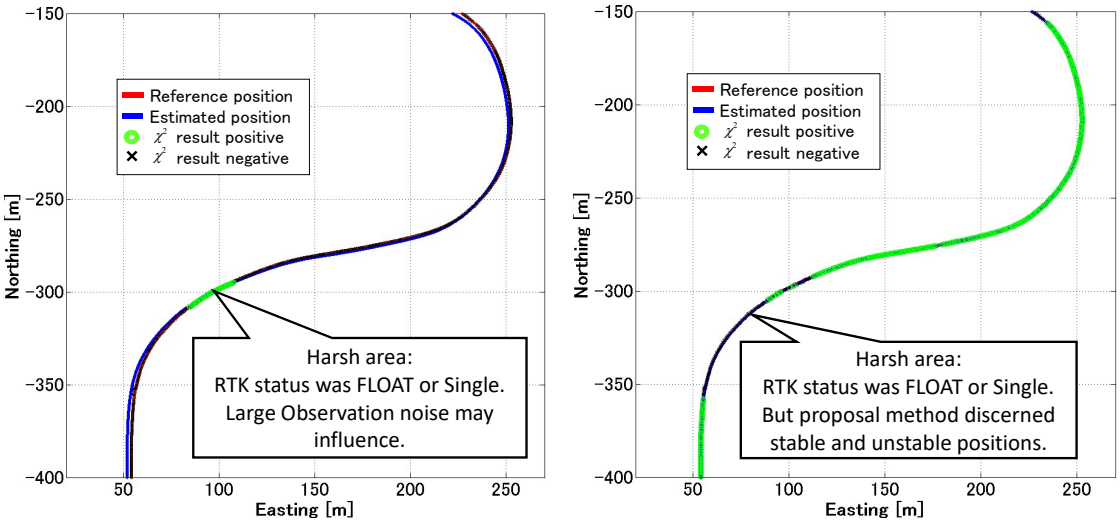
まず，Fig. 45 に示す北部エリアにおいて，従来手法では開始直後の切り返しにおいて急速旋回が発生し，タイヤの横滑りが大きくなるというモデル化誤差が発生した．このモデル化誤差の発生により状態方程式と GNSS 受信機からの出力位置である観測方程式の差が大きくなったことによって，GNSS 出力位置が外れ値として判定されることになった．その後の GNSS 受信機からの出力位置は RTK 測位（Fix 解）であったが，推測位置はデッドレコニングのみから計算されたため，モデル化誤差によって生じた誤差を打ち消すことはできず，デッドレコニングによる誤差が更に蓄積し続けた．そのため，Fig. 45(a) に示すように，推定位置は GNSS 出力位置が真値と非常に近い値であるにもかかわらず，χ^2 検定によって誤差が生じる結果となった．一方，モデル化誤差を含む最尤推定を実施する提案手法では，急速旋回時は GNSS の出力位置を外れ値と判定したが，その後は GNSS 受信機の出力が安定しているため，一度外れ値を誤判定した後でも正しい GNSS 出力位置を正しく判定することができることが確認できる．



(a) Conventional method

(b) Proposed method

Fig. 46: Comparing positioning results inn southern area



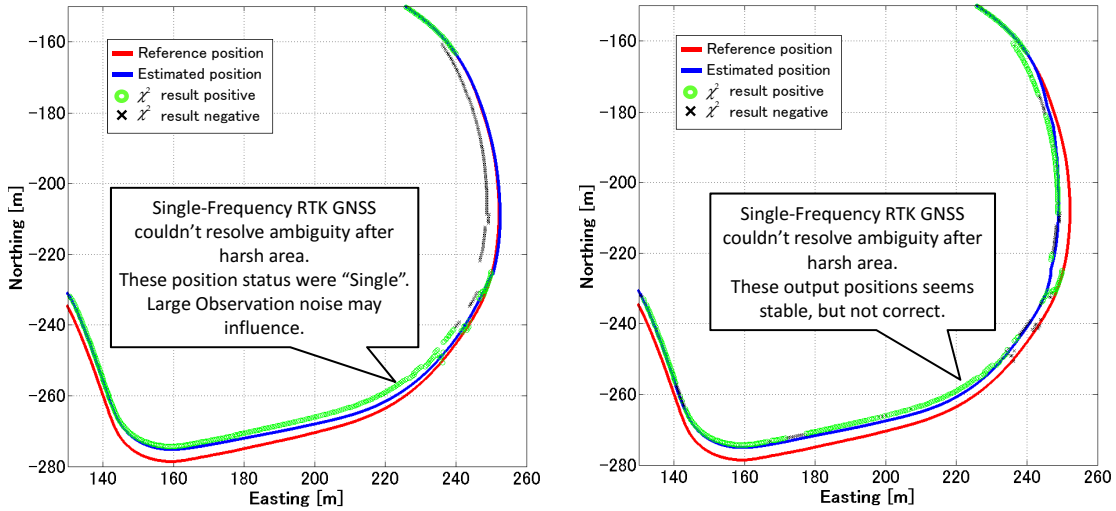
(a) Conventional method

(b) Proposed method

Fig. 47: Comparing positioning results on curve point

Fig. 47 に示すカーブポイントは， Fig. 46 に示す南部エリアから連続するエリアである．この二つの場所では GNSS の出力する位置誤差が大きくなるという同じ現象が発生している．しかし，この原因自体はそれぞれ異なり，Fig. 44(a) に示すように南部エリアの周辺では WiFi からの RTK 補正信号が届かない範囲が存在しており，この周辺では，GNSS の測位ステータスが単独測位となり，大きな誤差分散が観測雑音 $\boldsymbol{R}(t)$ に設定される．従って，式 (67) に従い，Σ の値が大きくなり，χ^2 検定において GNSS 出力位置が正

しいと誤判定される結果となる．また，カーブポイントでは道の両側の木が道に覆いかぶさるようになった場所が存在し，その地点で GNSS の測位ステータスが RTK（Float 解）になったため，大きな誤差分散がそのエリアにだけに設定され，χ^2 検定にて GNSS 出力位置が正しいという誤判定を招く結果となった．どちらの場合も，$\boldsymbol{R}(t)$ の値が大きくなったため，推定位置と GNSS 出力位置の差は修正されず χ^2 検定結果を誤った．一方で，Fig. 46(b) や Fig. 47(b) に示すように，上記のような観測雑音が大きくなるような場合でも，提案手法は GNSS が出力する位置に大きな誤差が含まれている点のみを検出し，χ^2 検定において正しい結果を出力することができていることが判る．



(a) Conventional method

(b) Proposed method

Fig. 48: Comparing positioning results on relay point

次に，Fig. 48 に示す南北中継点において，従来手法と提案手法との χ^2 検定結果との比較を示す．車両が北部エリアの山間部から抜け出て南北中継点で RTK 補正信号を再度受信できたにもかかわらず，一周波 RTK-GNSS 受信機では RTK（Fix 解）となることはなく，GNSS が出力する位置にはバイアス誤差が発生した．この南北中継点で発生する現象は，提案方法でも改善できない例である．GNSS 受信機の測位ステータスは，前述の南部エリアやカーブポイントのように単独測位であったため，従来法の χ^2 検定結果は，南北中継地点のほぼすべての点で GNSS 出力位置が正しいと誤判定した．提案手法では，南北中継点で発生したバイアス誤差のほとんどの点が比較的安定しており，他の改善例とは異なり，提案手法による χ^2 検定の結果も，誤差の有無をほとんど区別することができなかった．この結果から，バイアス誤差が発生した場合には提案手法による外れ値検出ができないことを示している．

次に外れ値判定の総合的な性能を従来手法と提案手法とを比較する．真値に対して 10cm 以上の誤差がある点を外れ値として正しく判定した割合は，従来手法は 54.7%だったのに対して，提案手法は 74.1%となり，従来手法に対して改善がみれた．また，10cm 以上の誤差がある点を外れ値ではないと誤判定した割合は従来手法で 1.99%，提案手法では 1.37%とほぼ同等であった．これらの結果から，従来手法と比較して提

案した外れ値判定手法がモデル化誤差を含む現実的な判定ができるように改善されているといえる．

Fig. 49 に，従来手法と提案手法の推定位置誤差（絶対値）の比較を示す．Fig. 49 からも判るように，提案手法が従来の χ^2 検定方法よりも上手く機能し，推定位置誤差を 1.816 [m] RMS から 0.961 [m] RMS に低減することができた．

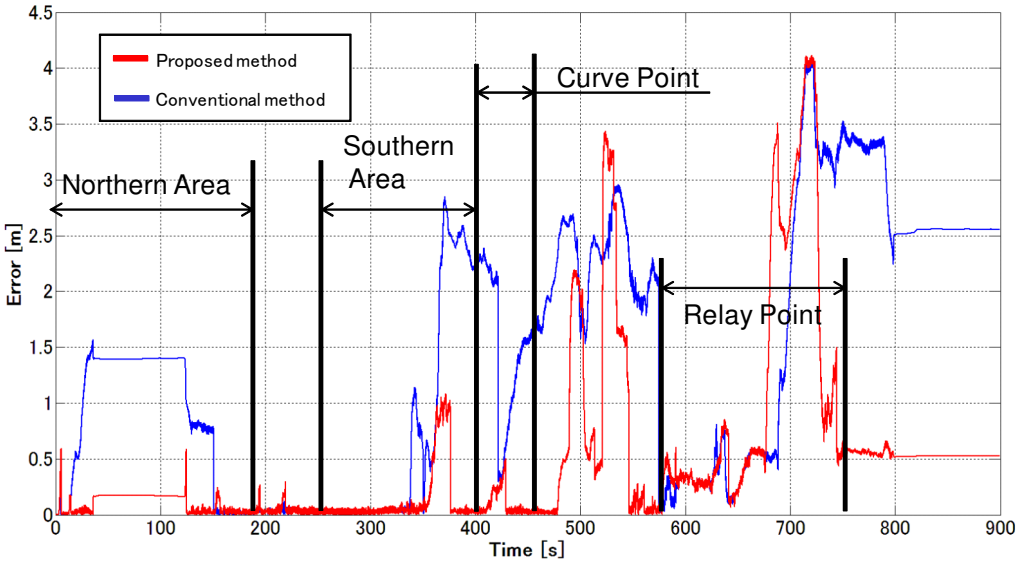


Fig. 49: Comparing estimated position error

4.6 結言

本章では GNSS 位置を補完するデッドレコニングにモデル化誤差含む場合の外れ値の判定手法を提案した．デッドレコニングは，GNSS 位置を観測した際，その外れ値判定において χ^2 検定の評価の土台となる．しかし，χ^2 は正確なシステムモデルを必要とし，モデル化誤差により χ^2 検定は誤判定を引き起こすことになる．そこで，観測値と推定値の間の残差時系列の非定常性に着目し，モデル化誤差を抽出する手法を開発した．この提案手法は，観測時系列の安定した期間を選び出し，その期間にモデル化誤差の共分散と，マハラノビス距離の原点を適切な点に遷移させることができる．モデル化誤差が計算されると，χ^2 検定の前に推定位置誤差とイノベーション値の共分散を変更することができるようになる．この新しい手順は，従来手法よりも外れ値判定検出のための χ^2 検定により良い分布を与えることが可能となる．

そして，実際の車両走行させた計測結果を用いて提案した外れ値判定手法を検証し，提案手法は GNSS の出力する位置の外れ値を正しく検出し，測位精度を向上させることを示した．この結果から，提案手法は，他車両や他センサとのセンサフュージョンによる位置推定システムに容易に適用できることを示し，その性能向上が期待できる手法であると言える．

一方で提案手法でもバイアス誤差と正しい出力とを区別することができないことも確かめられており，この解決は今後の課題である．今後は，このバイアス誤差への対策の実装，実験により様々な車両運動パターンの検証を実施し，本手法の優位性を確認する予定である．

5　測位演算への外れ値判定導入によるGNSS位置精度改善手法

5.1　緒言

これまで，2章，3章において内界センサによって車両の運動を計測するデッドレコニングの低コストでの実現および精度維持の方策について述べた．また，4章では外界センサの一つであるGNSSとデッドレコニング結果とのセンサフュージョン手法について述べ，従来の位置推定の課題が外れ値誤判定からの復帰であり，これを実現する外れ値判定を導入したレジリエントローカライゼーションについて述べた．ここまで，GNSSは位置を出力するセンサとして扱ってきた．しかし，1章で述べた通り，GNSS受信機の中では，複数の衛星とアンテナ間の距離を用いた最尤推定によって位置を算出している．この衛星とアンテナ間の距離をセンサからの出力値と捉えれば，GNSS受信機の内部で計算されていた位置の算出において，4章において提案した手法が適用可能である．つまり，デッドレコニングで求めた位置を用いて，この衛星とアンテナ間の距離における外れ値を検出することでGNSS受信機が出力する位置の誤差の大きさを安定して保つことができ，GNSSの課題の一つであった「誤差の均質性」を解決することができるはずである．

このGNSS受信機の内部での位置推定自体の性能向上を考える．

GNSSを用いた位置推定には大きく分けて，擬似距離による測位 [41] と搬送波による測位 [42] が存在する．搬送波測位の例としては，高精度な位置決めが必要な場合に使用される公称誤差2cmといわれるRTK(RTK:Real Time Kinematic) 測位，近年開発が進められている準天頂衛星などを用いた，高精度単独測位（PPP:Precise Point Positioning）などがある．これら高精度な測位を実現するためには，整数値バイアス [43] を推定し一意に決める必要がある．一方で，数cmの精度が不要な場合には，擬似距離による測位が用いられることが多い．擬似距離による測位は整数値バイアスを決定する必要がないため計算量が少なく簡便な手法であり，廉価な受信機でも実現可能なため，小型端末やスマートフォンなどに実装されている．擬似距離による測位は単独では10mほどの誤差が発生するが，基地局で作成する補正情報を用いる相対測位 [42] によって数m範囲内の精度を達成することができる．この相対測位の基本原理は，測位衛星から発信される電波に生じる誤差を基地局にて推定し補正情報として配信，測位を実施する端末にて各衛星から受信する電波に生じる誤差を補正情報を用いて修正することである．

IoT時代と呼ばれるネットワークに繋がることが当然となる時代では，様々な位置情報を用いるアプリケーションが急増すると考えられ，従来よりも精度の高い位置情報を提供可能な低価格な受信機が望まれる．低価格なGNSS受信機でも相対測位による位置の高精度化が可能であるが，その信頼性には課題が残る [40]．本章では，低価格なGNSS受信機による相対測位の信頼性の向上について検討した結果について述べる．

5.2　GNSSの測位演算への外れ値判定導入

本章ではGNSSを用いた相対測位の課題を述べ，その解決策を提案する．また提案する解決策の理論について説明する．

5.2.1　同一衛星を用いた相対測位計算

GNSS を用いた相対測位は，ディファレンシャル測位とも呼ばれ，GNSS の測位精度を向上させるために一般的に使われる手法で，既知の位置に固定された基準局を設置し，基準局で観測された衛星の補正情報を生成する．その補正情報を移動局へ通信することで移動局にて観測される衛星信号を補正し，測位計算することで高精度に位置を算出できる．

ディファレンシャル測位の重要な点は，基地局の位置が既知であることである．この位置情報が存在することで衛星と基地局との正確な距離が判るため，三角測量の原理を用いた測位計算の補正情報が生成可能になる．このディファレンシャル測位を用いることで各アンテナの位置を高精度に測位することが可能であるが，正確な位置が計測された基地局の設置，補正信号の受信などのインフラストラクチャをそろえる必要があり，導入のためのコストが課題となる．そのため，低コストかつ高精度な相対測位を実現する方法が望まれる．

そこで，位置が時々刻々と動くアンテナ同士で高精度に相対位置を算出できる手法について検討する．ディファレンシャル測位では基地局で補正情報が生成できた衛星と同一の衛星を移動局の測位計算に用いることで高精度に位置を算出している．これは相対距離が近ければ，同一衛星で生じる誤差は同じであるという特徴を活用している．この特徴を活かし，本研究における相対測位では基地局の代わりに自身のアンテナ位置を用いて相手アンテナの衛星情報を通信で取得することで相手アンテナとの相対位置を算出する手法を用いる [44][45][46] ことで，位置が刻々と変化するアンテナの相対位置は高精度に算出することが可能となる．Fig. 50 に本研究における相対測位の誤差の出方を示した概念図を示す．

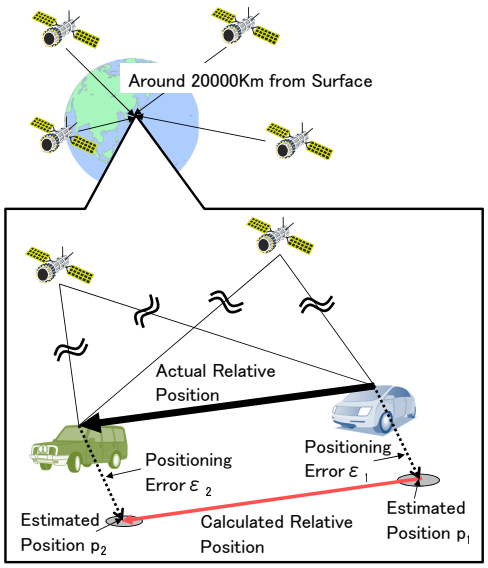


Fig. 50: Concept Diagram of Proposed Relative Positioning

Fig. 50 に示す相対位置を表わすベクトルの原点にあたる車両 1 では，アンテナで観測される衛星とアンテナ間で生じる電波遅延などによるアンテナ・衛星間距離に生じる誤差によって，位置誤差 ϵ_1 が生じる．また，相対位置を表わすベクトルの終点にあたる車両 2 では，車両 1 で測位演算に用いた同一の衛星を用い，

かつ車両 1 側で観測されたアンテナ衛星間距離を元に，衛星・アンテナ間の二重差を用いて電波遅延などの誤差をキャンセルすることで，車両 2 のアンテナ・衛星間距離にも，車両 1 のアンテナ・衛星間距離と同様の誤差が生じることになる．つまり，車両 2 おける位置誤差 ϵ_2 は，車両 1 で生じた位置誤差 ϵ_1 と同様の誤差が生じ，相対位置の算出においてはそれぞれのアンテナでの誤差が相殺されることになるため，相対位置が高精度に算出可能となる．

次に，この衛星・アンテナ間の二重差を用いる相対位置の算出手法について説明する．

5.2.2 衛星・アンテナ間二重差による相対位置測位

GNSS アンテナ A の位置を直交座標系で $\boldsymbol{X}_A = (x_A, y_A, z_A)^T$，GNSS アンテナ B の位置を直交座標系で $\boldsymbol{X}_B = (x_B, y_B, z_B)^T$ とすると，GNSS アンテナ A から GNSS アンテナ B との間の基線ベクトル $\boldsymbol{L}_{AB} = (l_x, l_y, l_z)^T$ は，$\boldsymbol{L}_{AB} = \boldsymbol{X}_B - \boldsymbol{X}_A$ と表わされる．

ここで，第 i 衛星が直交座標系で $\boldsymbol{P}_i = (X_i, Y_i, Z_i)^T$ に位置し，第 i 衛星と GNSS アンテナ A までの距離を ρ_{iA}，第 i 衛星と GNSS アンテナ B までの距離を ρ_{iB} とすると，第 i 衛星と各 GNSS アンテナまでの距離は，

$$\begin{aligned}
\rho_{iA} &= \sqrt{(X_i - x_A)^2 + (Y_i - y_A)^2 + (Z_i - z_A)^2} \\
&= \sqrt{{X'_{iA}}^2 + {Y'_{iA}}^2 + {Z'_{iA}}^2} \qquad (95) \\
\rho_{iB} &= \sqrt{(X_i - x_B)^2 + (Y_i - y_B)^2 + (Z_i - z_B)^2} \\
&= \sqrt{(X_i - x_A + l_x)^2 + (Y_i - y_A + l_y)^2 + (Z_i - z_A + l_z)^2} \\
&= \sqrt{(X'_{iA} + l_x)^2 + (Y'_{iA} + l_y)^2 + (Z'_{iA} + l_z)^2} \qquad (96)
\end{aligned}$$

と表わされる．ここで，各衛星の高度は地上高 20000Km と極めて高く，この高度に対する GNSS アンテナ A および B の距離が十分に小さいとすると，式 (96) は以下のように近似できる．

$$\begin{aligned}
\rho_{iB} &= \sqrt{(X'_{iA} + l_x)^2 + (Y'_{iA} + l_y)^2 + (Z'_{iA} + l_z)^2} \\
&\approx \sqrt{{X'_{iA}}^2 + {Y'_{iA}}^2 + {Z'_{iA}}^2} + \frac{2X'_{iA} l_x + 2Y'_{iA} l_y + 2Z'_{iA} lz}{2\sqrt{{X'_{iA}}^2 + {Y'_{iA}}^2 + {Z'_{iA}}^2}} \\
&= \rho_{iA} + \frac{X'_{iA}}{\rho_{iA}} l_x + \frac{Y'_{iA}}{\rho_{iA}} l_y + \frac{Z'_{iA}}{\rho_{iA}} l_z \\
&= \rho_{iA} + \begin{pmatrix} \frac{X'_{iA}}{\rho_{iA}} \\ \frac{Y'_{iA}}{\rho_{iA}} \\ \frac{Z'_{iA}}{\rho_{iA}} \end{pmatrix} \bullet \begin{pmatrix} l_x \\ l_y \\ l_z \end{pmatrix} \qquad (97)
\end{aligned}$$

ただし，式 (97) における 2 回目の近似には $\sqrt{{X'_{iA}}^2 + {Y'_{iA}}^2 + {Z'_{iA}}^2}$ 周りの 1 次テイラー展開を用いている．ここで，GNSS アンテナ A から第 i 衛星に向かう単位ベクトルを視線ベクトル $\boldsymbol{g}_{iA}$ とすると，

$$\rho_{iB} = \rho_{iA} + \begin{pmatrix} \frac{X'_{iA}}{\rho_{iA}} \\ \frac{Y'_{iA}}{\rho_{iA}} \\ \frac{Z'_{iA}}{\rho_{iA}} \end{pmatrix} \bullet \begin{pmatrix} l_x \\ l_y \\ l_z \end{pmatrix} = \rho_{iA} + \boldsymbol{g}_{iA} \bullet \boldsymbol{L}_{AB} \qquad (98)$$

となる．

よって，第 i 衛星と各 GNSS アンテナ間の一重差 $\Delta\rho_{iAB}$ を用いて，基線ベクトル $\boldsymbol{L}_{AB}$ との関係は以下のように表わされる．

$$\begin{aligned}\Delta\rho_{iAB} &= \rho_{iB}-\rho_{iA}=\rho_{iA}+\boldsymbol{g}_{iA}\bullet\boldsymbol{L}_{AB}-\rho_{iA}\\ &= \boldsymbol{g}_{iA}\bullet\boldsymbol{L}_{AB}\end{aligned} \tag{99}$$

ここで，第 i 衛星と GNSS アンテナ A の距離測定値である擬似距離には，第 i 衛星に搭載されている原子時計の誤差 δt_i，GNSS アンテナ A に繋がる GNSS 受信機に搭載されている時計の誤差 δt_A，電離層における電波遅延時間 I_{iA}，対流圏での電波遅延時間 T_{iA}，およびノイズなどによる誤差 ϵ_A がのる．よって，第 i 衛星と GNSS アンテナ A の擬似距離 p_{iA} は以下のように表わされる [47].

$$p_{iA} = \rho_{iA} + c\left(\delta t_A - \delta t_i\right) + I_{iA} + T_{iA} + \epsilon_A \tag{100}$$

ただし，c は光速を表わしている．

第 i 衛星と GNSS アンテナ B の擬似距離 p_{iB} も同様に表わされるので，式 (99) に擬似距離を代入すると，第 i 衛星に搭載されている原子時計の誤差や，電離層，対流圏での電波遅延誤差が打ち消され，以下のように表わされる．

$$\begin{aligned}\Delta\rho_{iAB} &= \rho_{iB}-\rho_{iA}=p_{iB}-p_{iA}-c(\delta t_B-\delta t_A)+\epsilon_{AB}\\ &= \boldsymbol{g}_{iA}\bullet\boldsymbol{L}_{AB}\end{aligned} \tag{101}$$

ただし，ノイズなどによる誤差は，受信機間で相関が無いとして，$\epsilon_{AB}=\epsilon_A-\epsilon_B$ と表わした．

更に，各 GNSS 受信機に搭載されている時計の誤差 δt_A，δt_B は，衛星とは無相関であるため，第 j 衛星と各 GNSS アンテナ間の 1 重差 $\Delta\rho_{jAB}$ と $\Delta\rho_{iAB}$ の差分をとり，二重差とすることで打ち消すことができる．

$$\begin{aligned}\Delta\rho_{iAB}-\Delta\rho_{jAB} &= p_{iB}-p_{iA}-c(\delta t_B-\delta t_A)+\epsilon_{AB}\\ &\quad -p_{jB}+p_{jA}+c(\delta t_B-\delta t_A)-\epsilon_{AB}\\ &= p_{iB}-p_{iA}-p_{jB}+p_{jA}\\ &= (\boldsymbol{g}_{iA}-\boldsymbol{g}_{jA})\bullet\boldsymbol{L}_{AB}\end{aligned} \tag{102}$$

第 i 衛星および第 j 衛星の位置が判れば，求めたい変数は基線ベクトルの三つと，視線ベクトルで用いる GNSS アンテナ A の三次元位置の合計六つである．よって，相対位置を計測する二つの GNSS アンテナにて，七つの共通衛星を観測できた場合には独立な方程式が六つ成り立ち，基線ベクトル $\boldsymbol{L}_{AB}$ を最小二乗法等により求めることができる．

5.2.3 タイトカップリングによる相対位置測位

前節では衛星とアンテナとの距離を用いる手法で相対位置を計算する手法を示した．しかし，七つの共通衛星が必要となり，測位できる可能性が低くなることに欠点がある．そこで，共通衛星が少なくても相対位

置を計算できるように，アンテナの移動ベクトルを計測し，直接方程式に加えることで少ない共通衛星でも相対位置を測位可能な手法を示す．

まず，未知変数として存在しているアンテナ位置（三変数）を削減することを考える．アンテナ位置は式 (102) から，アンテナ A の視線ベクトル g_{*A} でのみ使用されているため，アンテナ A の一つだけ判ればよい．そこで，アンテナ A の位置を以下の方法で推定する．

1. アンテナ A が観測した衛星との距離四つ以上を用いて測位計算する．

2. 推測航法により過去のアンテナ A の位置から現在のアンテナ A の位置を推定する．

一つ目の方法は，GNSS アンテナ A がある時刻において観測した衛星から，擬似距離を算出し，測位計算をすればよい．ただし，もう一方の GNSS アンテナ B で共通衛星を使用する都合，GNSS アンテナ A で各衛星を観測した時刻と同時刻に GNSS アンテナ B においても同じ四衛星以上を観測していることが必要である．しかし，この条件を全てのサンプリング時刻で達成することは難しく，条件がそろわない場合は相対位置の算出ができなくなる．この相対位置算出が不可能な区間の補間のため二つ目の方法を用いる．二つ目の方法は，過去のアンテナ位置を速度ベクトルなどにより更新する手法であり，アンテナの移動を考慮に入れて 1 サンプル前のアンテナ位置からの移動ベクトルを計測することで，現在の位置を推測できる．

これらから求めた現在位置と各衛星との擬似距離の値から，最尤推定などにより相対距離を求める．衛星とアンテナ間の距離から測位した値と，速度ベクトルによる変化を最尤推定するルーズカップリングに対して，上記のような衛星とアンテナ間の距離の変化を速度ベクトルなどを用いて更新し測位する方式を，タイトカップリングという [46]．このタイトカップリングを用いることで，最低四つの共通衛星が存在すれば測位可能となる．更に，アンテナ B の移動ベクトルも使用すれば，相対距離の推定値が求まり，この推定値の補正をかける意味では最低二つの共通衛星を用いることで測位が可能となる．

タイトカップリングを用いたディファレンシャル測位計算は，前節における計算順序と同じである．式 (96) におけるアンテナ位置は以下のように更新する．例えばアンテナ A の位置 (x_A, y_A, z_A) が地表のある点を原点とした座標系の速度ベクトル (v_e, v_n, v_u) で dt のサンプル時間だけ移動したとする．このとき，時刻 t におけるアンテナ位置は以下のように表わすことができる．

$$\begin{pmatrix} x_A(t) \\ y_A(t) \\ z_A(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_A(t-1) \\ y_A(t-1) \\ z_A(t-1) \end{pmatrix} + \sum_{t=T_0}^{t} \begin{pmatrix} v_e(t) \\ v_n(t) \\ v_u(t) \end{pmatrix} dt \tag{103}$$

このアンテナ位置を用いて，視線ベクトル行列を以下のように求める．

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} G_{x_{ij}} \\ G_{y_{ij}} \\ G_{z_{ij}} \end{pmatrix} &= \frac{(X'_{iA}, Y'_{iA}, Z'_{iA})^T}{\sqrt{{X'_{iA}}^2 + {Y'_{iA}}^2 + {Z'_{iA}}^2}} \\ &\quad - \frac{(X'_{jA}, Y'_{jA}, Z'_{jA})^T}{\sqrt{{X'_{jA}}^2 + {Y'_{jA}}^2 + {Z'_{jA}}^2}} \end{aligned} \tag{104}$$

式 (104) を全ての衛星の独立な組み合わせに対して求め，一つの行列にまとめ，式（105）から擬似距離

差ベクトル $\boldsymbol{P}(t)$，相対位置ベクトル $\boldsymbol{L}(t)$ によって表わすと以下のようになる．

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{P}(t) &= \begin{pmatrix} \vdots \\ p_{iB}-p_{iA}-p_{jB}+p_{jA} \\ \vdots \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ G_{x_{ij}} & G_{y_{ij}} & G_{z_{ij}} \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Lx_{AB} \\ Ly_{AB} \\ Lz_{AB} \end{pmatrix} \\
&= \boldsymbol{G} \bullet \boldsymbol{L}(t)
\end{aligned} \tag{105}
$$

また，相対位置ベクトルも時間の経過により変化する．相対位置ベクトルの更新はアンテナ A とアンテナ B の相対速度ベクトルから求まり，以下のように表わされる．

$$
\begin{aligned}
\begin{pmatrix} Lx_{AB}(t) \\ Ly_{AB}(t) \\ Lz_{AB}(t) \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} Lx_{AB}(t-1) \\ Ly_{AB}(t-1) \\ Lz_{AB}(t-1) \end{pmatrix} \\
&\quad + \left(\begin{pmatrix} v_{Be}(t) \\ v_{Bn}(t) \\ v_{Bu}(t) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} v_{Ae}(t) \\ v_{An}(t) \\ v_{Au}(t) \end{pmatrix} \right) dt
\end{aligned} \tag{106}
$$

式（106）を更新式，式（102）を観測式としてカルマンフィルタを構築することでタイトカップリング方式の相対測位を計算することができる．

以上のように，同一衛星を用いて相対位置を算出することで簡易にかつ高精度に相対位置を算出することが可能となる．

5.2.4 タイトカップリング相対測位における外れ値除去手法

カルマンフィルタを用いたタイトカップリング相対測位では，相対位置を二つの移動体における速度ベクトルで更新し，擬似距離差を観測値として用いる．観測値である擬似距離差の誤差の大きさは，受信機から出力される値を用いることが可能であるが，時として想定以上の誤差が含まれ，最尤推定の結果に大きな誤差をもたらすこととなる．そこで，このような観測値を外れ値として除去する必要がある．外れ値の除去には一般的に χ^2 検定などの統計的手法を用いた手法が多く使われる [48][49]．この検定の元となる分布は，車両の車輪速度や GNSS のドップラー速度などを用いて生成される速度ベクトルから求めた相対位置の誤差分布である．この分布は，多くの場合，偏った誤差や数式化が困難な現象のために生じる誤差が含まれ，正規分布とならずに，正常な値を外れ値と誤判定する．4 章ではこのようなモデル化されていない誤差や現象が発生する場合の外れ値除去手法について述べた [50]．

提案手法では GNSS 受信機が出力する位置の時系列の定常性から同時無相関化により，信号分離を試み，信号が分離できる場合には外れ値が含まれると判断する手法を採っている．これをタイトカップリングに適用し，二つの GNSS 受信機が出力する擬似距離差に対して，定常性を確認し，外れ値が含まれると判断できる擬似距離差を用いないことにした．

具体的な計算方法を以下に示す.

Step 1. 観測値ベクトル $\boldsymbol{P}(t)$ の取得

GNSS 受信機からの擬似距離を取得し，式（102）により擬似距離差を計算し，左辺を観測値ベクトル $\boldsymbol{P}(t)$ とする.

Step 2. 状態変数ベクトル $\boldsymbol{L}(t)$ のアップデート

式（106）右辺を計算し，左辺を状態変数ベクトル $\boldsymbol{L}(t)$ とする.

Step 3. イノベーション $\boldsymbol{e}(t)$ の計算

式（102）右辺に Step.2 でアップデートした状態変数ベクトルを代入し，観測値から引くことでイノベーション $\boldsymbol{e}(t)$ を計算する．$\boldsymbol{e}(t) = \boldsymbol{P}(t) - \boldsymbol{G} \bullet \boldsymbol{L}(t)$

Step 4. イノベーションの時系列を一定区間分蓄積

イノベーションを一定区間 (たとえば m ステップ分) だけ，蓄積する.

$$\boldsymbol{R}_m = \frac{1}{m} \sum_{t}^{t+m} (\boldsymbol{e}(t))(\boldsymbol{e}(t))^T \tag{107}$$

$$\boldsymbol{R}_n = \frac{n}{m} \sum_{t=t_p}^{t_p+n} (\boldsymbol{e}(t))(\boldsymbol{e}(t))^T \tag{108}$$

ここで $\boldsymbol{R}_m$ はイノベーションの時系列の自己相関行列を形成するための長時間窓であり，$\boldsymbol{R}_n$ はイノベーションの時系列の最近小区間窓である．本研究においては，長時間窓は $m = 11$ ステップ，最近小区間窓 $n = 3$ ステップとした．長時間窓は対象とする信号が定常的である範囲で選択する必要がある．本研究では 10Hz のサンプリング周期で通常走行する自動車の運動を前提に考えるため，1 秒程度であれば定常運動であると考え 11 ステップとした．最近小区間窓は，信号の分離を考えて長時間窓の半分以下，かつ後述の固有値の数に関わっているため，少なくとも 2 ステップ以上が必要である．またステップ数が大きくなると計算時間がかかるため，本研究では 3 ステップとした.

Step 5. 定常性の判断

長時間窓で形成したイノベーションの自己相関行列と小区間窓で形成したイノベーションの窓で形成したベクトルとで同時無相関化を用いた定常性の判断により，信号の分離を試みる．同時無相関化は以下のように，正規化された固有値行列 $\boldsymbol{B}$ の存在を仮定して固有値を求める.

$$\boldsymbol{R}_m = \boldsymbol{R}_n \boldsymbol{\lambda} \Leftrightarrow \boldsymbol{B}\boldsymbol{R}_m\boldsymbol{B}^T = \boldsymbol{B}\boldsymbol{R}_n\boldsymbol{B}^T\boldsymbol{\lambda} \tag{109}$$

$$\boldsymbol{R}_m\boldsymbol{B}^T = \boldsymbol{R}_n\boldsymbol{B}^T\boldsymbol{\lambda} \tag{110}$$

固有値は小区間窓の長さ分だけ求めることができ，固有値の数が複数ある場合，信号が分離可能であると判断する．ここで，固有値の数は，全ての固有値を正規化し，その最大値が閾値よりも大きいかどうか，および正規化された固有値の最大値と 2 番目に大きな値との差が閾値よりも大きいかどうか

の 2 つの基準で判断する．本研究では，正規化された固有値は最大値は 0.6 より小さい，もしくは最大値と 2 番目に大きな値との差が 0.4 より小さい値であれば分離可能であるとした．正規化された固有値において，全体の 6 割以上の大きさ，かつ 2 番目に大きな固有値の三倍以上の大きさを持つ固有値が一つある場合，支配的な信号が一つだけであると判断できると考え，上記の値を設定した．

Step 6. 擬似距離差行列へのノイズ設定

対象とする擬似距離差のイノベーション時系列が分離可能であった場合，その擬似距離差行列の誤差共分散行列の対象要素を無限大に設定（プログラム上は 10^{10}）する．

Step 7. タイトカップリング計算

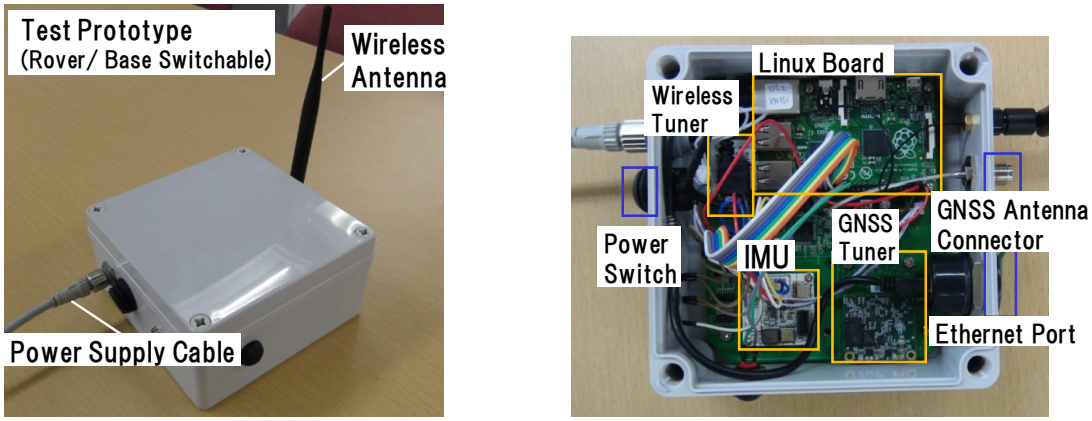
以上のステップを踏むことで，マルチパスやサイクルスリップなどの外れ値を含む信号を検出し，除去することで精度よく相対位置を算出することが出来る．

5.3 外れ値判定導入による効果検証と考察

本章では提案した相対測位の精度検証のため，乗用車を用い実験した結果について述べる．

5.3.1 実験場および設備の概要

提案した相対測位手法の従来手法に対して有利な点や不利な点を明らかとすべく，実際に GNSS のデータを計測しその効果を確認した．相対位置を算出するために使用した GNSS 受信機は，廉価な一周波測位受信機を用いた．計測機器の構成を Fig. 51 に示す．



(a) exterior　　(b) interior

Fig. 51: GNSS Receiver Overview

使用している GNSS 受信機からは出力レート最大 10Hz，GPS/GLONASS それぞれの L1 信号を受信可能である．また，出力可能なメッセージは NMEA[42] と RTCM ver3[43] の一部（Message Type 1004,1006,1008, 1012,4002,4010,1019,1020）である．

試験場は Fig. 52 に示すような走行経路であり，南北方向に約 1km，東西方向には約 300m の経路である．試験場の北東に位置する経路は山林エリアであり，山林エリアを除く走行経路の多くは天空が開けた平坦な未舗装路である．

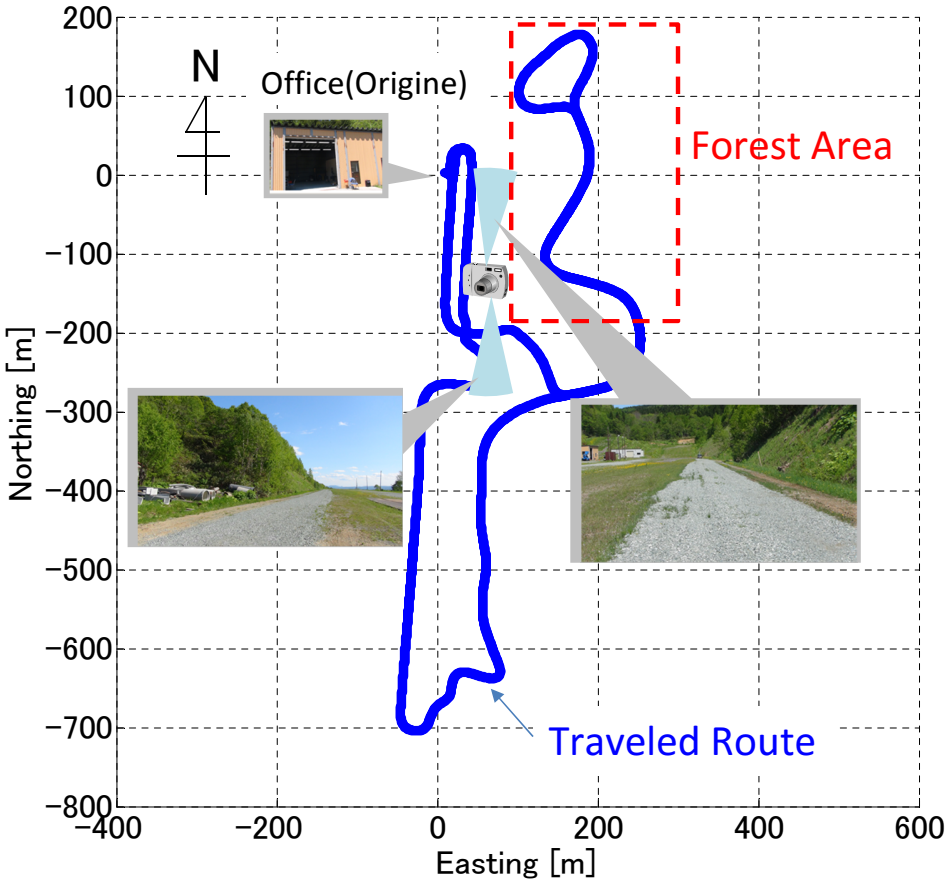


Fig. 52: Test Course Overview

本試験で用いた乗用車は Fig. 53 に示すような 2 種類の一般乗用車を活用し，実験車両とした．実験車両には，GNSS アンテナ，GNSS 受信機，GNSS 衛星情報を送受信するため無線アンテナ等を搭載した．実験車両の速度や操舵角情報は，車両のデータ通信に利用される CAN バスを記録媒体に接続し保存した．全てのデータは GNSS から得られる時刻情報をもとに同期することができる．相対測位のため，もう一台，同様の車両を準備した．試験は Fig. 53 に示すように自車両となる車両のほか，他車両となる車両を 1 台準備し，環境の異なった複数の場所において走行し，自車両から相手車両の位置を算出した結果を評価した．まず，提案方式の基本的な性能を評価するため，サイクルスリップなどの検出方式を用いない場合と比較した．次に，提案方式の現実的な使用方法について考察するため，従来のサイクルスリップ検出方式 [51] を適用した場合と比較した．そして，現実的な使用方法での提案方式の性能を示すため，従来方式と提案方式を組み合わせた方式と従来方式のみの場合の相対位置精度を比較した．

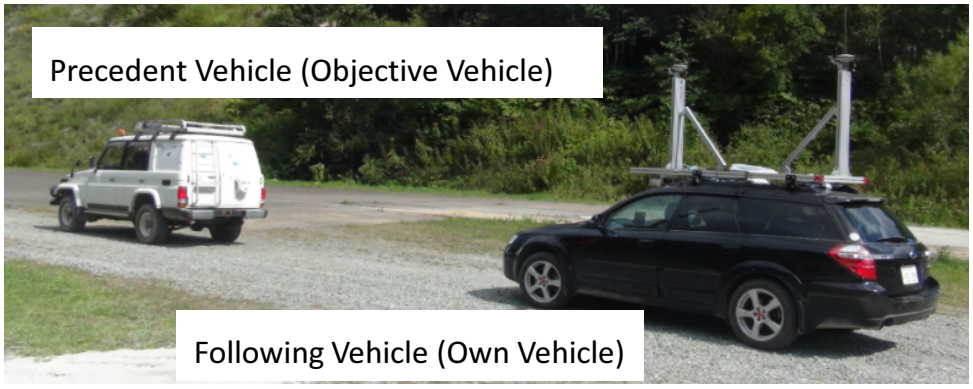


Fig. 53: Experimental Vehicles

実験車両に搭載した GNSS 計測装置の構成を Fig. 54 に示す．基地局および 2 台の車両に搭載した GNSS アンテナは，GPS/GLONASS の L1，L2 周波数帯を全て受信可能な Novatel 社製 GPS-702-GG を用いた．また，GPS ケーブルスプリッタ (GPS Source 社 S14) を用いて，GNSS アンテナで受信した信号を，一周波 GNSS 受信機とリファレンス用 GNSS 受信機の二つに分配した．リファレンス用 GNSS 受信機は Novatel 社 SPAN-CPT を用いた．これらの GNSS 受信機は同一の衛星信号を上記 GPS ケーブルスプリッタにより分配することで，同時刻の測位精度を比較できる．

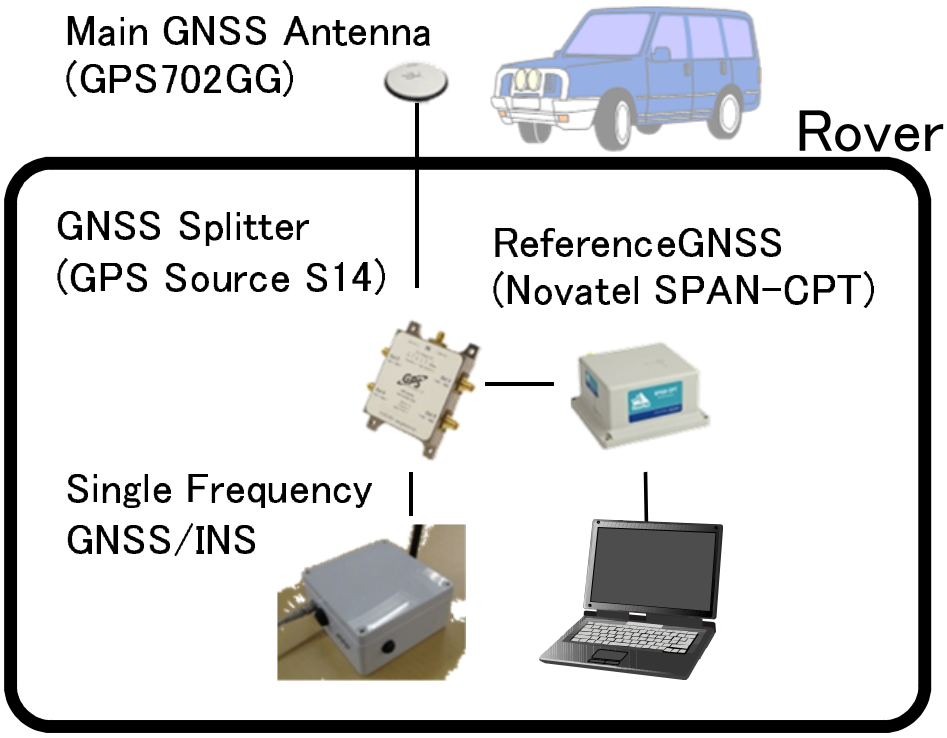


Fig. 54: Experimental Components and Connection

リファレンス用受信機の Novatel 社 SPAN-CPT は GPS の二周波 RTK 測位が可能であり，内蔵された光ファイバジャイロを搭載した IMU を同時に計測することができる．これらのデータは，Novatel 社の後

処理ソフト Inertial Explore で解析し，SPAN-CPT を用いた後処理により，水平位置精度 0.01m，速度精度 0.02m/s，姿勢精度（ロール角，ピッチ角）0.015deg，方向精度 0.03deg で値を算出することが可能 [52] であり，各アンテナにおける真値として用いた．

5.3.2 実験結果

従来手法と提案手法を用いた相対測位の実験結果を以下に示す．

5.3.2.1 提案手法適用時の効果検証

まずは，擬似距離の外れ値除去をしない場合と，提案手法を用いて擬似距離の外れ値を除去した場合で，提案手法によるデメリットの有無について検証した．

総合的な性能を評価するため，テストコース全域を走行したデータを用いて検証した．Fig. 55 に計測を開始してからの各時刻における相対距離誤差を示す．

相対距離は，自車両のアンテナ位置を原点とし，他車両のアンテナ位置までの 2 次元平面上で表わされる相対位置ベクトルの長さで定義した．各アンテナの真値となる位置の差分によって得られる相対距離を真の相対距離として，相対測位によって得られる相対距離と，真の相対距離との差を相対距離誤差とした．

縦軸は相対距離誤差，横軸は走行開始からの時間である．

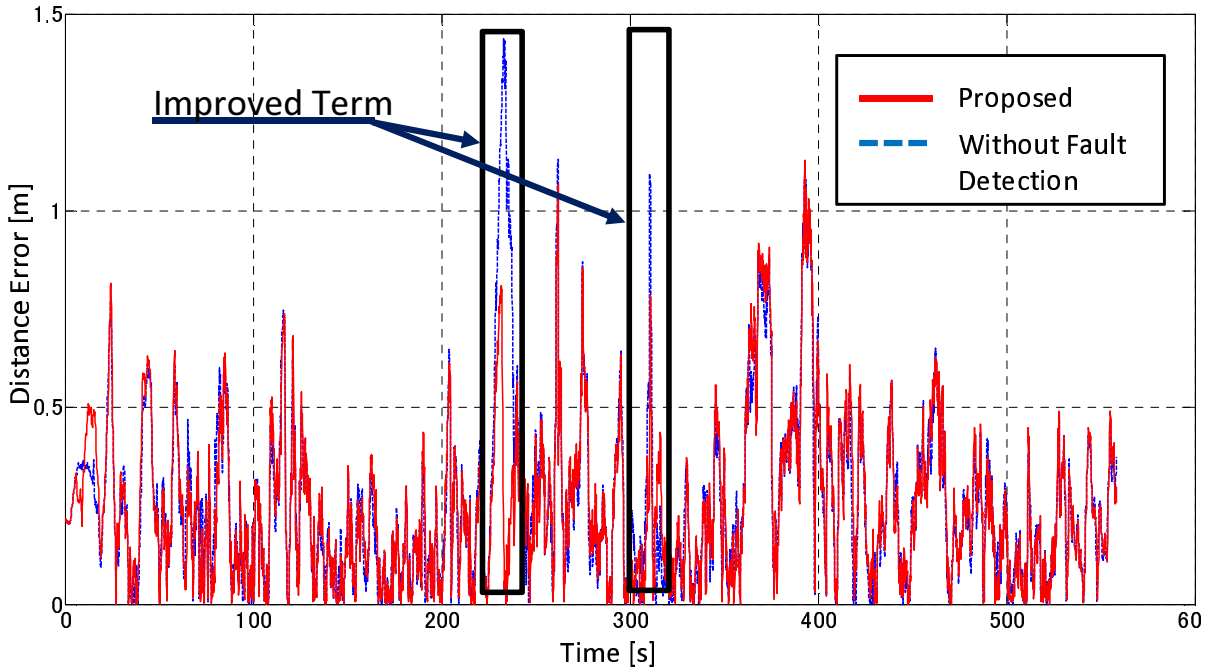


Fig. 55: Confirmation of The Proposed Method Efficiency

Fig. 55 より，提案手法と外れ値除去しない場合とを比較すると，多くの時間帯において提案手法が精度にはほぼ影響していないことが判る．しかし，Fig. 56 に示す時刻が計測開始から 225 秒後から 240 秒後までと，Fig. 57 に示す時刻が 295 秒から 325 秒後までの 2 箇所で相対距離の精度が大きく改善している．

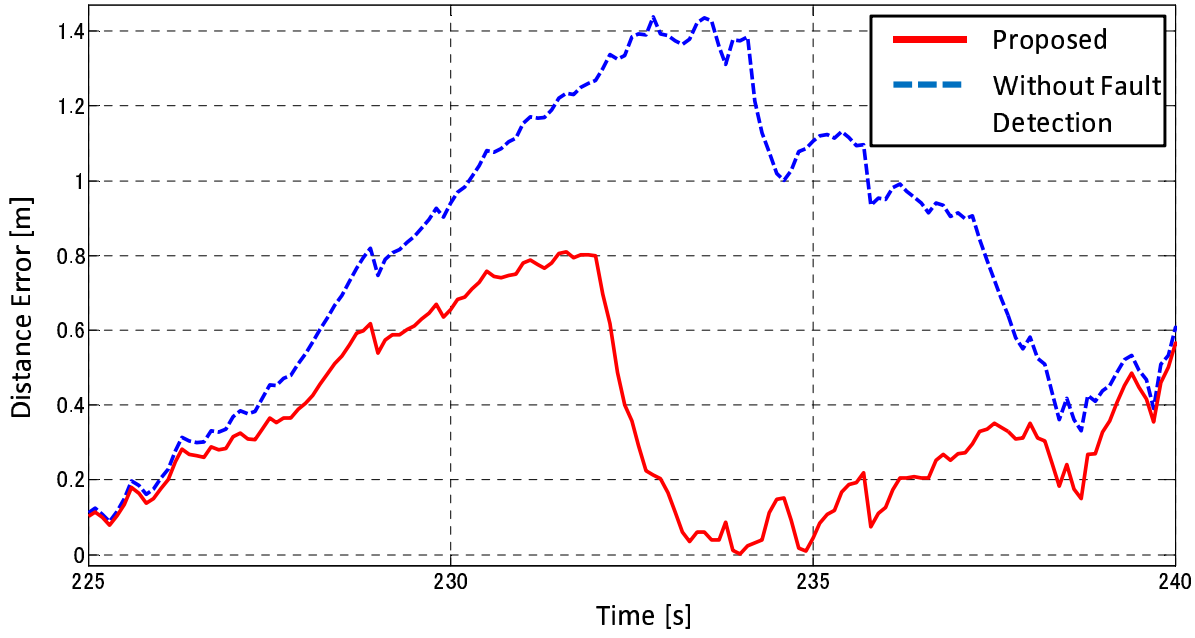


Fig. 56: Confirmation of Proposed Method Efficiency at Time 225[s]-240[s]

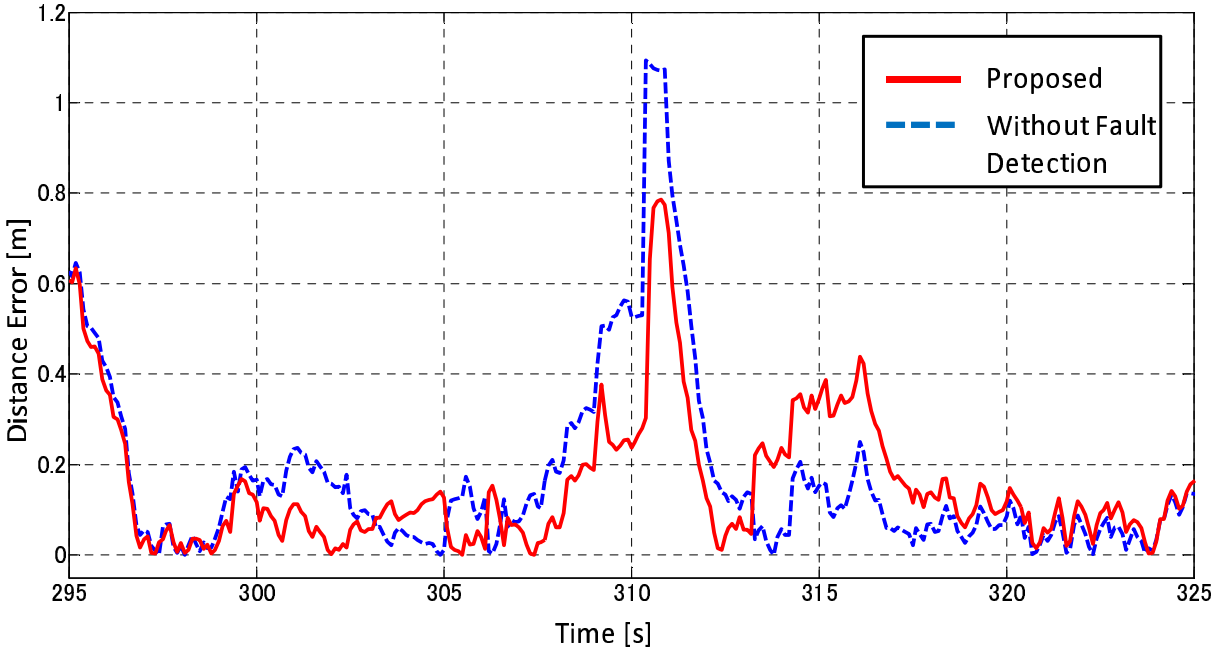


Fig. 57: Confirmation of Proposed Method Efficiency at Time 295[s]-325[s]

提案手法によって精度が改善している場所の特徴を調べた結果，精度が改善している時間帯の走行場所はテストコースの北東側の山であり，ちょうど木々が多い茂っている場所であった．Fig. 58 に本手法により相対距離精度が改善した場所の車両内部からの画像を例示する．

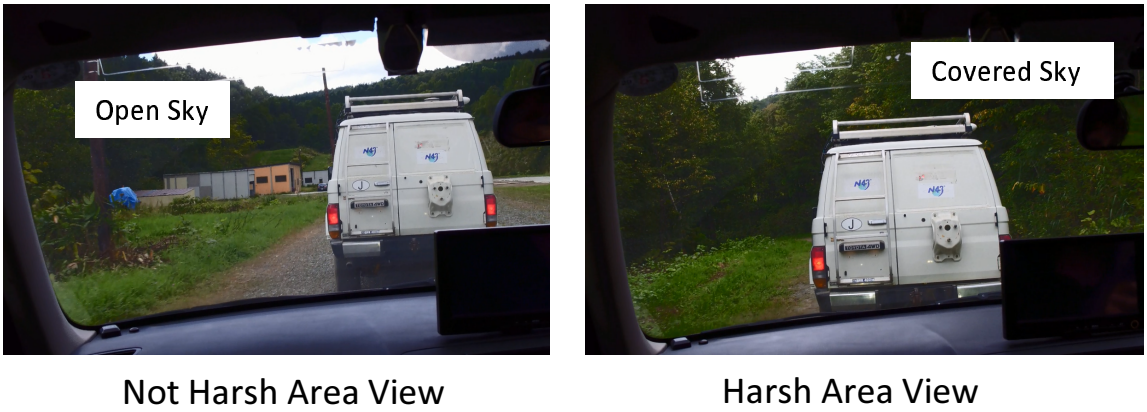


Fig. 58: View from Vehicle Inside at The Improved Location with Proposed Method

山中では車両が走行する道に対して木々が迫っており，天空が開けていないことがわかる．山中を走行中は木々により GNSS 衛星からの電波が部分的に遮断されるため，GNSS 受信機が出力する擬似距離に揺らぎが生じると考えられる．Fig. 59 に両車両に備えた GNSS 受信機が出力する共通可視衛星数の数を示す．

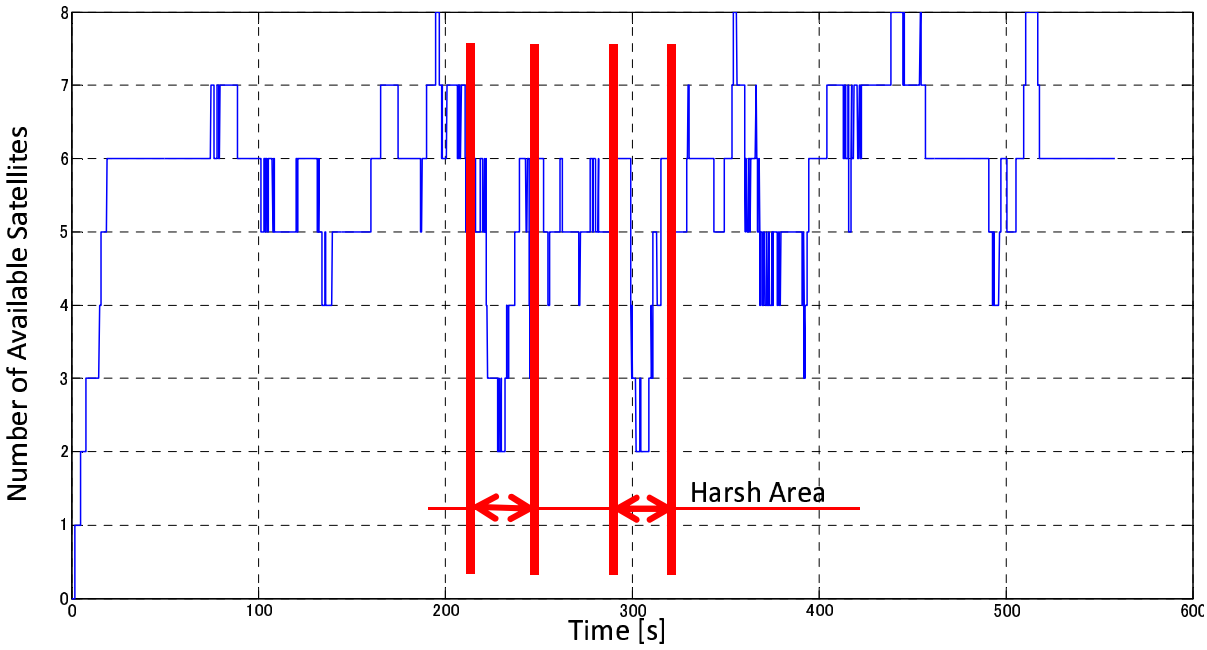


Fig. 59: Visible Satellite Number while Running Test Cause

本手法を適用することにより精度が改善する時間帯に共通可視衛星数が大きく減っていることが判る．共通可視衛星数が多い場合は，元々観測数が多く，カルマンフィルタなどの最小二乗の意味で最適となる手法により外れ値の影響を受けにくいようになっている．一方で，共通可視衛星数が少ない場合は，観測数が少ないため，一つの外れ値が推定結果に大きく影響する．タイトカップリング方式は衛星数が少なくなっても測位計算が可能となる手法であるが，最尤推定を用いて計算している限り，少ない観測値に誤差が含まれている場合，その誤差が推定結果に大きく影響する．提案手法は，この誤差をうまく取り除くことが出来てい

ると考えられる．

以上から提案手法を衛星測位のタイトカップリング方式へ適用した場合，部分的に衛星数が少なくなる山林などのような場所で効果が発揮できる手法であり，それ以外の箇所では測位精度にほとんど影響を与えない手法といえる．

5.3.2.2　従来手法との比較

次に，従来実施されてきたサイクルスリップなどの検出手法と比較した本手法の特徴について考察する．

Fig. 60 に従来手法と本手法を適用した場合の相対距離の誤差を比較したグラフを示す．用いたデータは前節で用いたデータと同じである．

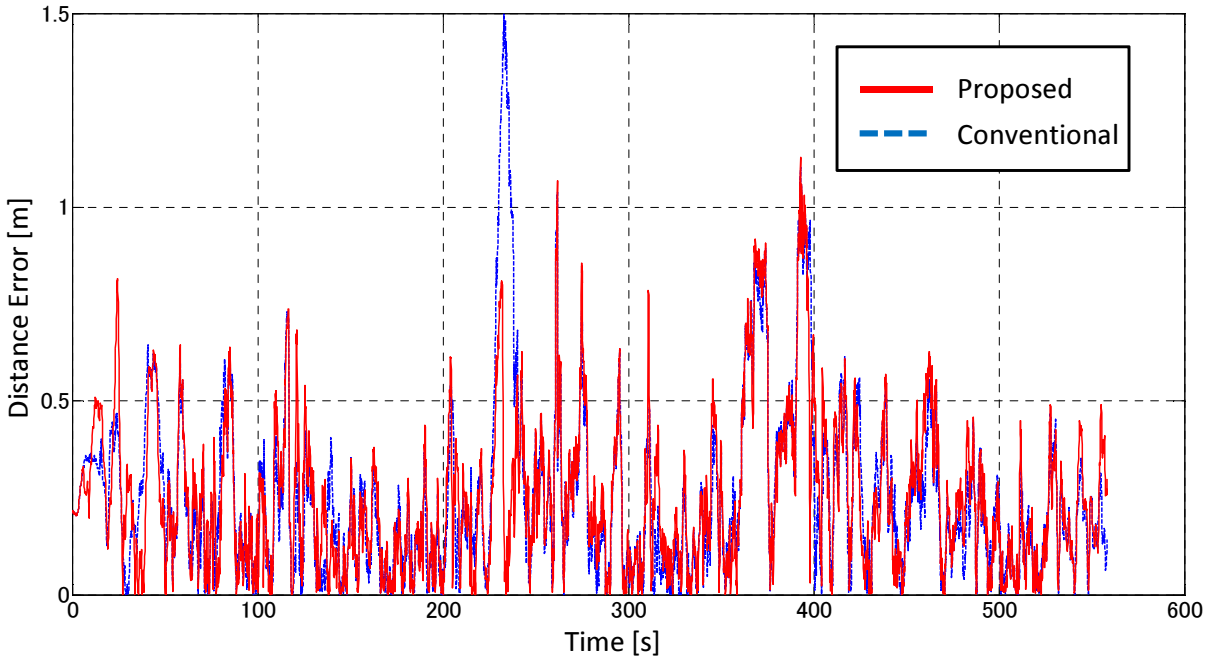


Fig. 60: Comparing Conventional and Proposed Method

従来方式では，共通可視衛星数が少なくなる場所で，相対距離精度が上がる場合と変わらない場合がある．たとえば，従来手法では Fig. 61 に示す計測開始から 225 秒後から 240 秒後までは精度は全く改善していない一方で，Fig. 62 に示す 295 秒から 325 秒後まででではうまく機能して精度が向上している．

このように，同じような傾向のある場所でも効果にばらつきがあるのは，従来手法がイノベーションの誤差共分散値と閾値とを比較してサイクルスリップを検出しているため，算出される誤差共分散値が過小である場合，閾値との比較で誤判定しやすくなる傾向にあるためだと推測される．特にサイクルスリップやマルチパスなどは衛星配置とは独立の事象であり，タイトカップリング方式で用いる車両の運動から求めた誤差共分散値は小さいまま，想定以上の誤差が出力されるためこのような現象が起こりやすいと考える．これに対し，提案手法では過去数ステップのイノベーション過程の自己相関行列から，独立な信号の有無を判断する手法であり，過去数ステップに含まれる車両の運動による誤差も含め，異常値の混入を判断することが可能であり，安定して機能しているものと考えられる．

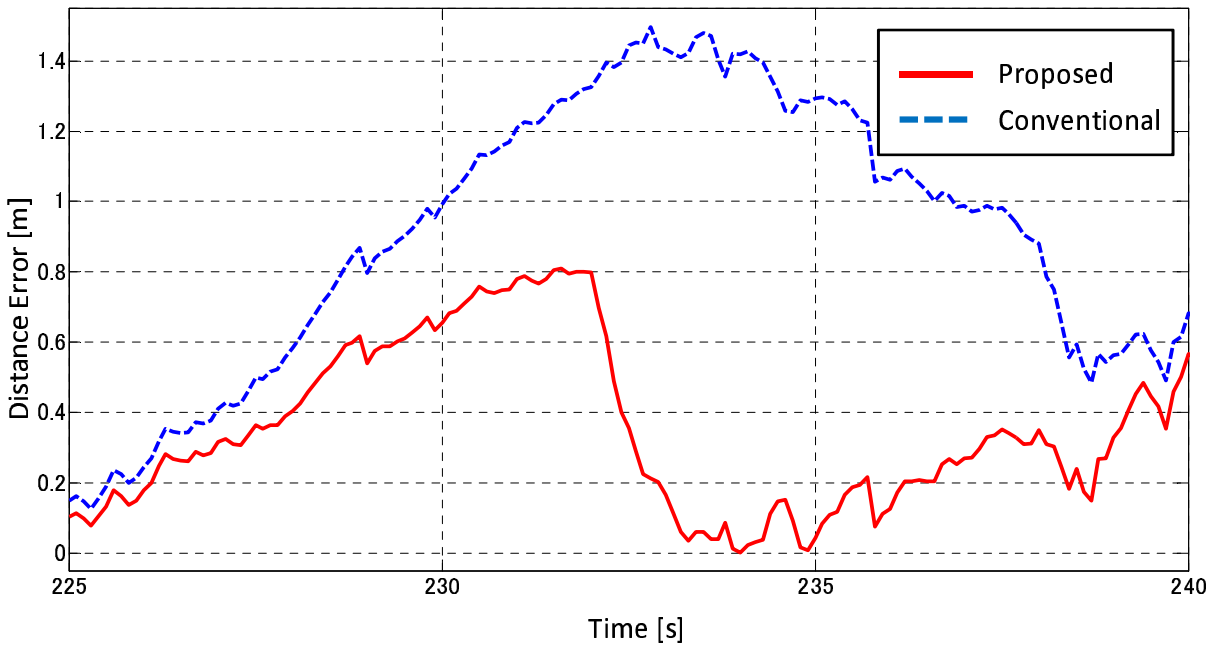


Fig. 61: Comparing Conventional and Proposed Method at 225[s]-240[s]

また，Fig. 62 を更に詳しく見ると，提案手法は可視衛星数が少ない場所では従来手法と同等の精度であったにも関わらず，共通可視衛星数が回復する際に相対距離精度が悪化していることが判る．

この区間の共通可視衛星数変化を Fig. 63 に更に詳しく示す．

Fig. 63: Visible Satellite Number at 290[s]-325[s]

この区間は Fig. 63 より，共通可視衛星数は四衛星以上に回復しつつあるが，増減が頻繁に起こっていることが判った．共通可視衛星数の増減は単独測位では単純な情報量の増減を意味するが，ディファレンシャ

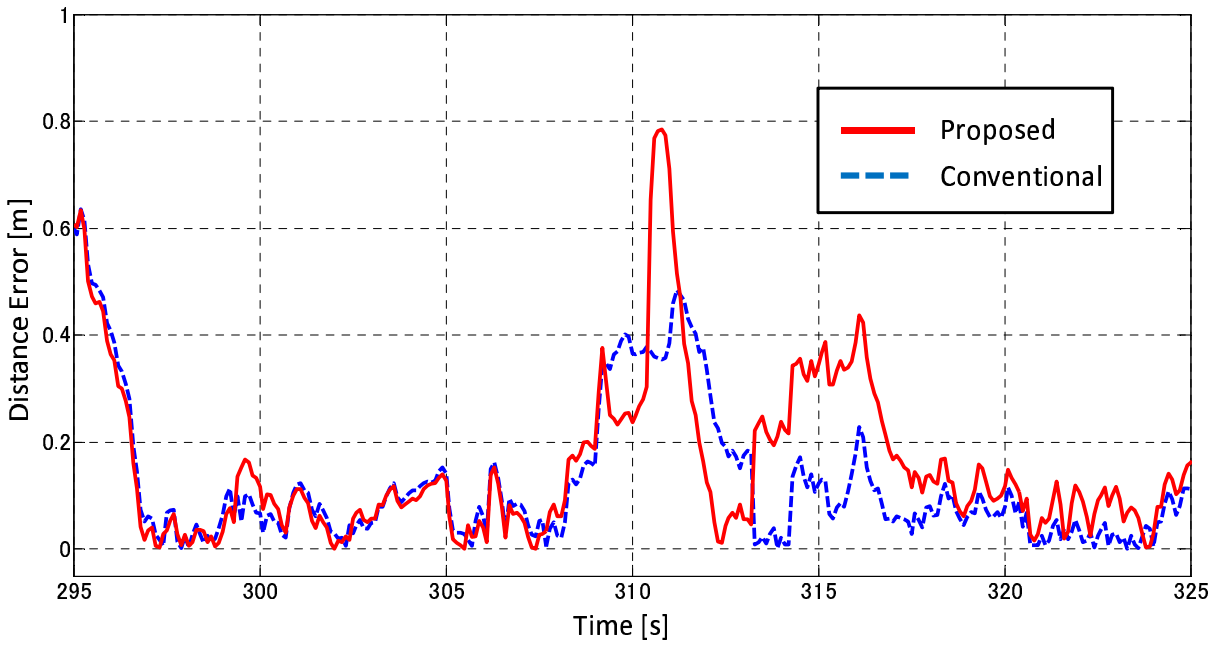


Fig. 62: Comparing Conventional and Proposed Method at 295[s]-325[s]

ル測位では擬似距離の 2 重差を用いるため，一つの衛星が見えなくなることにより，擬似距離差系列の切り替えが頻繁に起こりやすくなる．

提案手法は過去数ステップのイノベーション過程の自己相関を記憶する．二重差の計算には二つの衛星が関わるため，その内の一つの衛星が見えなくなると，二重差が途絶えることとなり，イノベーション過程も途絶え，その後しばらくの間は，対象としていた二重差については判定ができなくなる．一方で従来手法は，観測した瞬間のイノベーションの誤差共分散値を用いるため，どのタイミングでもサイクルスリップなどの検出が可能である．

このようなことから，提案手法は共通可視衛星数の変化に弱い傾向があり，そのような場面では従来手法と組み合わせるなど工夫が必要である．

5.3.2.3　従来手法と提案手法を併用した場合の効果検証

提案手法は部分的に衛星数が少なくなる山林などのような場所で効果が発揮できる手法であり，それ以外の箇所ではほとんど影響を与えない手法であるという特徴を活かし，従来手法と同時に適用することが可能であると考えられる．一方で，衛星変化が生じる場合には，提案手法はうまく機能しない可能性がある．そこで，特に共通可視衛星数が少ない場合（共通可視衛星数三つ以下）では，提案手法のみを用い，衛星数が多い場合（共通可視衛星数が四つ以上）は，従来手法と提案手法を併用する手法を用いることで，従来手法と提案手法のそれぞれの長所を活かすことが可能であると考え，同データを用いた検証を実施した．Fig. 64 に，従来手法と提案手法を併用した場合の相対距離精度の結果を示す．

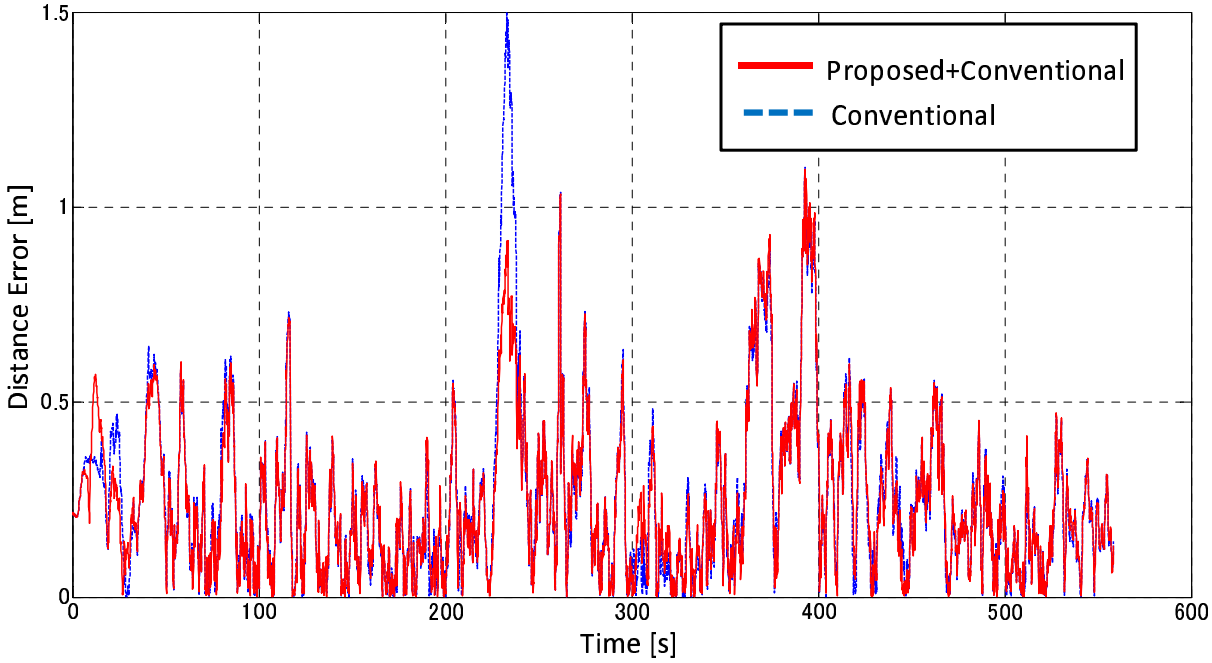


Fig. 64: Relative Distance Accuracy of Combination Method

これまで同様，共通可視衛星数が少なくなる時間帯のみを Fig. 65 と Fig. 66 に示す．各図の上側には同時間帯の共通可視衛星数の遷移を示している．

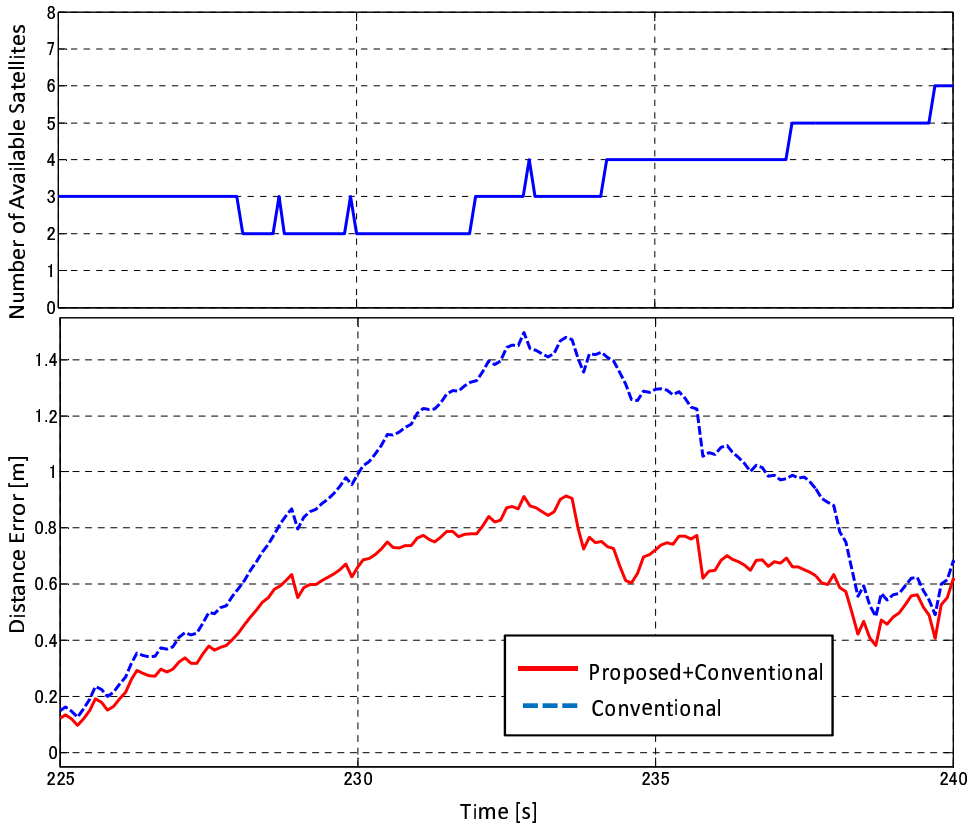


Fig. 65: Relative Distance Accuracy of Combination Method at 225[s]-240[s]

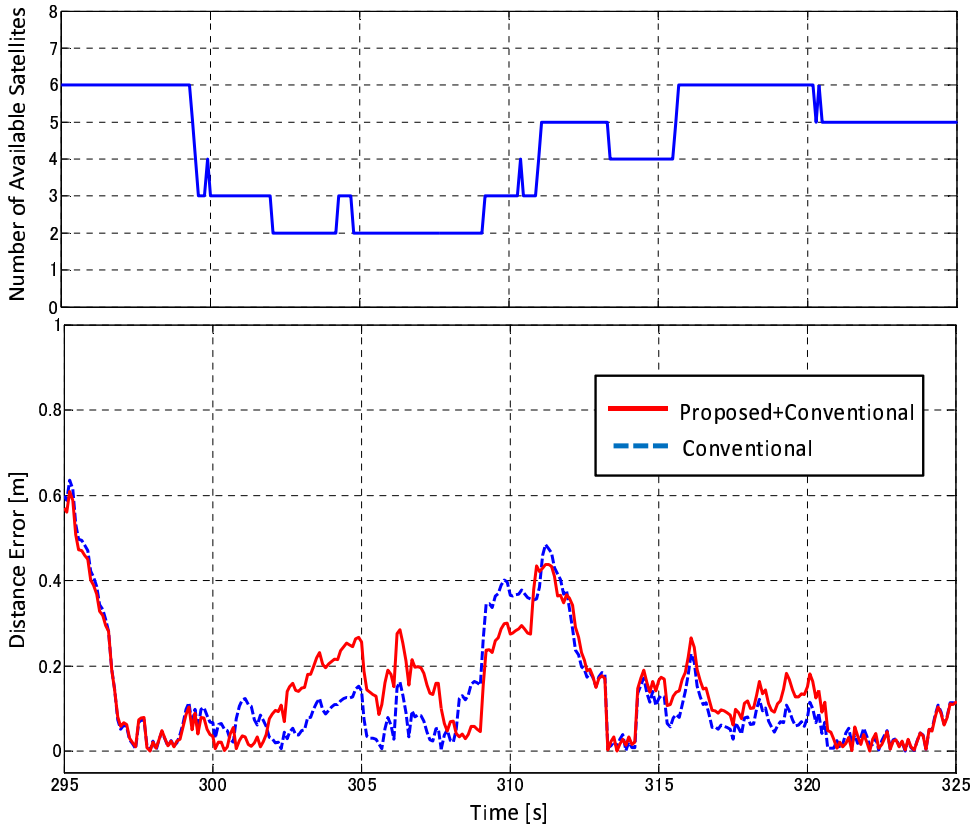


Fig. 66: Relative Distance Accuracy of Combination Method at 295[s]-325[s]

Fig. 65 では，共通可視衛星数が四つ以上となる範囲においても，従来手法に提案手法を組み合わせることによって相対距離精度が向上していることがわかる．一方で，Fig. 66 からは，共通衛星数が三つ以下となる範囲でも，従来手法より精度が 0.1m 程度劣化する現象が見られる．この原因は，直前に 300 秒直前の共通可視衛星数が六つから三つまで急減している最中に，外れ値と判定された衛星信号が多く，実質測位計算に使用された衛星が一つとなっていたためである．これは，従来手法において共通可視衛星数が多いときには誤差共分散が小さくなることが多く，急激な可視衛星数減少による分散値の変化に対応できずに全て外れ値と判断してすることに起因していると考えられる．このように，共通可視衛星数の急変時は更なる対策が必要と考える．

共通可視衛星数が三つ以下の場合と四つ以上の場合と全体を通した各手法の相対距離の精度を示す RMS 値を Table 3 にまとめる．

Table 3: Comparing Accuracy of Relative Length:RMS[m]

	Number of Visible Satellite <= 3	Number of Visible Satellite >= 4	Total
No Fault Detection	0.5082	0.3161	0.3405
Conventional Method	0.5252	0.3111	0.3391
Proposed Method	0.3736	0.3123	0.3191
Combination Method	0.4274	0.2995	0.3149

Table 3 から，共通可視衛星数が三つ以下の場合は，提案手法の効果が大きいことが判る．従来手法と組み合わせでは，共通可視衛星数の急変時に精度が劣化する場面が見られたため，誤差も 5cm 程度大きくなっている．また，共通可視衛星数が四つ以上の場合は，大きな外れ値が存在しなかったこともあり，従来手法と提案手法との間に大きな性能差は無い結果となっている．提案手法を従来手法と組み合わせた場合の誤差が 2cm 程度小さくなっているのは，共通可視衛星数が多ければ，外れ値判定によって精度を劣化させる衛星からの信号を省き，かつ測位演算に十分な数の衛星数が確保できるため，精度向上効果があったものと考えられる．

以上の結果から，提案手法は従来手法と組み合わせることで性能を向上させることができる手法であるといえる．

5.4 結言

本章では，二つの GNSS アンテナにおいて観測される衛星からの伝播遅延時間から計算される擬似距離の二重差分と，それぞれのアンテナの移動量を表わす速度ベクトルを用いたタイトカップリングの手法において，課題となる擬似距離の外れ値を検出，除去する手法について検討した結果について述べた．

擬似距離の外れ値検出において，アンテナの運動状態を用いたタイトカップリング方式においてイノベーション過程の定常性から信号の分離を試み，信号が分離できる場合はサイクルスリップやマルチパスなどの影響があると判断する手法を提案した．

提案手法による効果を実車両を用いて検証し，提案手法は特に共通可視衛星数が少ない場所において効果を発揮する手法であることを示した．一方，共通可視衛星数が切り替わりやすい場所では，手法の特性上使用が困難であるため，従来のサイクルスリップ手法と組み合わせることで有効に活用できることを示した．

提案手法は，搬送波を用いた測位においても，同様にサイクルスリップなどの検出が可能と考えられる．GNSS を用いた測位手法の中でも PPP や RTK 測位のように搬送波を用いた測位は特にサイクルスリップなどによる誤差がシビアに影響するため，効果が期待できる．今後，精度向上のために搬送波測位計算を導入し，その効果を確認する．

6　結論

本研究では，これまでの GNSS を用いた位置推定の課題であった外れ値の誤判定からの復帰を可能とするレジリエントローカライゼーションの基礎研究と，その適用効果の検証を行った．

第 1 章では，GNSS を用いた位置推定における技術課題について体系的にまとめ，GNSS の課題が「出力周期の安定性」と「誤差の均質性」にあることを述べた．そして,「出力周期の安定性」の解決のためにはデッドレコニングの高精度化が重要であり，不定期な出力となりやすい場面においては，少しでも長い時間，位置精度を保つため，デッドレコニング高精度化を目指した速度推定の高精度化，姿勢推定の高精度化が必要であることを述べた．一方で,「誤差の均質性」については，一般的に実施されている外れ値判定が，デッドレコニングによる位置を基準に GNSS の出力する位置を評価し，かつデッドレコニングの位置誤差が蓄積される一方であることから，外れ値の一度の誤判定によって，その後の位置推定結果に GNSS を正しいと判定することが難しくなる懸念があり，一度誤判定をしてもすぐに正しい位置へ戻ることができるようなレジリエントな位置推定手法が重要となることを述べた．

次に，第 2 章では外れ値判定の評価基盤となるデッドレコニングを低コストなセンサで実現するための位置推定の構築について述べた．デッドレコニングの進行距離を計測するのは，加速度を計測する加速度センサによる積分ではなく車輪速センサの方が高精度であるが，進行方向を決定する勾配などを表すことができる車両の姿勢についても，十分な精度での推定が必要であることを述べた．高精度な加速度センサを用いたとしても，その積分誤差は必ず蓄積されるため，速度センサによって修正するなどの方法が必要であると言える．この結論はデッドレコニングと GNSS による位置推定にも類似している．

そして，第 3 章において，低コストなコントローラに対して位置推定を導入する際に用いるデッドレコニングにおいて重要となる姿勢推定の計算負荷抑制について述べた．姿勢の推定は非線形性が強いため，非線形に対応したカルマンフィルタの一つである Unscented Kalman Filter を用いた．そこで課題となったのは，計算量の増加であった．状態変数の関係性に着目し，推定器を姿勢推定とセンサパラメータ推定の二つに分離することで，精度を維持しつつ，総計算量を抑えられることを示した．

次に第 4 章において，レジリエントローカライゼーションの基礎となる GNSS 位置の外れ値検知手法について検討した．従来，多くの位置推定において GNSS の外れ値検知手法として用いられる χ^2 検定では，デッドレコニングにモデル化誤差が存在する場合は，十分に機能しないことを示し，デッドレコニングによる位置を元に評価するのではなく，GNSS の位置出力と，GNSS 出力間隔のデッドレコニングとの差分の時系列信号に対して，その定常性を判断することにより評価する手法を提案した．そして，実際のフィールド実験によって，その効果を調べ，従来手法と比較して外れ値誤検知からの回復が非常に早まることを述べた．

最後に第 5 章においては，測位衛星とアンテナ間の距離である擬似距離の誤差が GNSS の測位計算時の誤差の要因であることを述べ，この誤差の取り除くために，第 4 章で採用した外れ値判定手法を擬似距離評価として用いた．この手法を用いた結果，可視衛星数が少ない場所において，従来手法と組み合わせることでより効果が得られることを述べた．

この一連の研究によって，従来では一度の外れ値の誤判定によって，間違った位置を推定しても，正しい

位置により早く復帰することが可能となる，レジリエントな位置推定が可能となった．

今後，GNSS を用いた位置推定技術は広く普及すると考えられる．既にハンディデバイスなどの多くに搭載されていることからも判るように，持ち運びできる数多くの機器に広く搭載されると予想される．広く普及する機器は，経済システム上コスト重視となる傾向にある．コストを削減すれば，信頼性の高いシステムに設計することは難しくなり，GNSS から得られる情報をそのまま用いたりすることになり，システムとして最適な設計はできず，そこにモデル化誤差が発生することになる．本研究において開発したレジリエントな位置推定技術は，このようなモデル化誤差を踏まえ，一般的には信頼性を保つことが難しい GNSS において，許容される誤差の範囲内で位置を推定し，例え大きな誤差が発生したとしても，すぐに復帰できるシステムを設計することができるようになる．

本研究で開発した技術は，今後の GNSS を用いた位置推定技術の礎となると確信している．

謝辞

本研究の遂行および本論文の作成にあたり数多くのご指導およびご助言，また活発な議論をして頂きました主査の大須賀公一教授を始め，副査の石川将人教授，山田克彦教授に心よりお礼申し上げます．親身なご指導，様々なアドバイスを頂きました（株）日立製作所 青木利幸主任研究員に心から感謝を申し上げます．また日頃の研究生活，活発な議論や楽しい時間を共にした（株）日立製作所 研究開発グループの皆様に厚くお礼申し上げます．最後に長きにわたり研究生活を支えてくれた妻 結子と子供達に心より感謝し，謝辞の結びといたします．

参考文献

[1] http://www.darpa.mil/grandchallenge05/index.html

[2] http://www.darpa.mil/grandchallenge/index.asp

[3] http://www.robomedia.org/challenge/

[4] 廣川, 辰己, 他 3 名：小型自律飛行ロボットシステムの開発とその活用による簡便な地物計測の実現, 日本ロボット学会学術講演会予稿集,(2007)

[5] 本村, 松岡, 他 2 名：二つのランドマーク方位計測とデッドレコニングに基づく実時間自己位置同定法, 日本ロボット学会誌,Vol.23,No.3,pp.311-320,(2005)

[6] 森本, 滑川：拡張カルマンフィルタを用いた移動ロボットの自己位置推定と環境認識, 第 11 回「運動と振動の制御」シンポジウム資料, pp.555-556,(2009)

[7] 新居, 鷲野：ナビゲーションシステム,pp.60-63, 山海堂,(2001)

[8] 金井, 他 8 名：ビークル,pp.142-173, コロナ社,(2003)

[9] 田島洋：マルチボディダイナミクスの基礎, pp.218-224, 東京電機大学出版局, (2006)

[10] H. Rehbinder, X. Hu : Drift-free attitude estimation for accelerated rigid bodies,Automatica 40, pp.653-659, (2004).

[11] A.E. Hadri, A. Benallegue : Sliding mode observer to estimate both the attitude and the gyro-bias by using low-cost sensors, Proc. of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.2867-2872, (2009)

[12] J.J. LaViola Jr. : A comparison of Unscented and Extended Kalman Filtering for Estimating Quaternion Motion, Proc. of 2003 American Control Conference, (2003)

[13] S.A. Holmes, G. Klein, D.W. Murray : An $O(N^2)$ Square Root Unscented Kalman Filter for Visual Simultaneous Localization and Mapping, IEEE trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.31, no.7, (2009).

[14] M.S. Pierre, D. Gingras : Comparison between the unscented Kalman filter and the extended Kalman fiter for the position estimation module of an integrated navigation information system, Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, (2004).

[15] N. Metni, J.M. Pfimlin, T. Hamel : Attitude and Gyro Bias Estimation for a Flying UAV, Proc. of the 2005 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2005).

[16] C. Fan, Z. You : Highly Efficient Sigma Point Filter for Spacecraft Attitude and Rate Estimation, Hindawi Publishing Corporation, Mathmatical Problems in Engineering, (2009)

[17] P.D. Burns, W.D. Blair : Sensor Bias Estimation from Measurements of Known Trajectories, Proc. of the Thirty-Seventh Southeastern Symposium on System Theory (SSST 2005), pp. 373-377, (2005)

[18] S. Xiaofeng, C. Li, S.Andong : Asynchronous Multi-sensor Bias Estimation with Sensor Location Uncertainty, Proc. of 2009 Chinese Control and Decision Conference, pp.4317-4322, (2009)

[19] Byung-Hyun Lee, Jong-Hwa Song, Jun-Hyuck Im, Sung-Hyuck Im, Moon-Beom Heo, Gyu-In Jee. GPS/DR Error Estimation for Autonomous Vehicle Localization. Sensors 2015; 2015. p.20779-20798.

[20] Jesse Levinson. Map-Based Precision Vehicle Localization in Urban Environments. Robotics Science and Systems; 2007.

[21] Y Morales, E Takeuchi, T Tsubouchi. Vehicle Localization in Outdoor Woodland Environments with sensor fault detection. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2008); 2008.

[22] Zhao Xin, Wang Shicheng, Zhang Jinsheng, Fan Zhiliang, Min Haibo. Real-time fault detection method based on belief rule base for aircraft navigation system. Chinese Journal of Aeronautics,Volume 26, Issue 3, June 2013;p.717-729.

[23] A L Christensen, R O'Grady, M Birattari, M Dorigo. Fault detection in autonomous robots based on fault injection and learning Autonomous Robots. Autonomous Robots Volume 24 Issue 1, January 2008; p.49-67.

[24] X ZhiWen, H XiaoPing, L JunXiang. Robust innovation-based adaptive Kalman filter for INS/GPS land navigation. Chinese Automation Congress (CAC)2013; 2013. p.374-379.

[25] A Mirabadi, N Mort, F Schmid. A fault tolerant train navigation system using multisensor, multifilter integration techniques. Proceedings of FUSION'98 – First International Conference on Multisource-Multisensor Information Fusion; 1998.

[26] Ren Da. Failure detection of dynamical systems with the stat chi-square test. Journal of Guidance,Contorol,and,Dynamics, Vol.17,No.2,March-April 1994;1994.

[27] Wen Xin, Ji Long, Zhang Xingwang, Zhao Jianxin. Fault detection and diagnosis in the INS/GPS navigation system. World Automation Congress (WAC); 2014.

[28] Rong Wang, Zhi Xiong, Jianey Liu, Jianxin Xu, Lijuan Shi. Chi-square and SPRT combined fault detection for multisensor navigation. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol.52,No.3,June 2016;2016.

[29] P Sundvall , P Jensfelt. Fault detection for mobile robots using redundant positioning systems. Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), May 2006;2006.

[30] Maiying Zhong, Jia Guo, Zhaohua Yang. On Real Time Performance Evaluation of the Inertial Sensors for INS/GPS Integrated Systems. IEEE Sensors Journal, Vol.16,No.17,September 1;2016.

[31] Jason H Rief. Comparing performance bounds for chi-square monitors with parameter uncertainty. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol.51,No.3,July 2015;2015.

[32] Dah-Jing Jwo, Shun-Chieh Chang. Advanced Intelligent Computing Theories and Applications With Aspects of Theoretical and Methodological Issues, Volume 5226 of the series Lecture Notes in Computer Science. pp 227-234.

[33] Joelle Al Hage, Nourdine Aït Tmazirte, Maan E El Najjar, Denis Pomorski. Fault Tolerant Fusion Approach Based on Information Theory Applied on GNSS Localization. 18th International Conference on Information Fusion; 2015.

[34] S Thrun, W Burgard, D Fox. Probabilistic Robotics. MIT Press; 2005.

[35] Yaakov Bar-Shalom, William Dale Blair. IMM Estimator with Nearest-Neighbor Joint Probabilistic Data Association. Multitarget-Multisensor Tracking:Applications and Advances Vol.3. Artech House Publishers.

[36] Kiyotoshi Matsuoka, Masahiro Ohoya, Mitsuru Kawamoto. A neural net for blind separation of nonstationary signals. Neural Networks. Volume 8, Issue 3; 1995. p.411 - 419.

[37] J Nagumo, A Noda. A learning method for system identification. IEEE Transactions on Automatic Control, Volume 12, Issue 3;1967. P.282 - 287

[38] NovAtel,Inertial Explore Website.
http://www.novatel.com/assets/Documents/Waypoint/InertialExplorer.pdf;2016.

[39] Andrew Soundy, Daniel Schumayer, Timothy Molteno. Nonlinear Kalman Filter architecture for integrated GPS and accelerometer based vehicle navigation. 21st Electronics New Zealand Conference (ENZCon),November;2014.

[40] 板東，小野，日永田：1 周波 RTK-GNSS を用いた位置姿勢推定ユニットの開発，第 17 回 公益社団法人 計測自動制御学会 システムインテグレーション部門　講演会　SI2016 (2016)

[41] 坂井丈泰：GPS のための実用プログラミング，東京電機大学出版局(2007)

[42] トランジスタ技術編集部：GPS のしくみと応用技術，ＣＱ出版社(2009)

[43] 杉本，芝崎：GPS ハンドブック，朝倉書店(2010)

[44] 湯，筒井，大山，三浦，小花：都市部における高精度車車間相対測位手法，信学技報，110 巻，425 号 (2011)

[45] Alam, Balaei, Dempster： Relative Positioning Enhancement in VANETs， A Tight Integration Approach，IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, VOL. 14, NO. 1 (2013)

[46] Richter， Obst，Schubert ：Cooperative Relative Localization using Vehicle-To-Vehicle Communications，12th International Conference on Information Fusion (2009)

[47] Misra， Enge：精説　GPS　基本概念・測位原理・信号と受信機，日本航海学会　GPS 研究会(2004)

[48] Dai， Knedlik， Loffeld：Cycle-slip Detection, Determination, and Validation for Triple-Frequency GPS，PLANS 2008 (IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium) (2008)

[49] Henkel， Oku： Cycle Slip Detection and Correction for Heading Determination with Low-Cost GPS/INS Receivers， International Association of Geodesy Symposia, vol 142. Springer, Cham (2015)

[50] Bando， Ono， Hieida， Yamamoto： GNSS fault detection with unmodeled error， Advanced Robotics，Volume 31， 2017 - Issue 15 (2017)

[51] Kim， Song， Kee， Park： GPS Cycle Slip Detection Considering Satellite Geometry Based on TDCP/INS Integrated Navigation，Sensors 2015 (2015)

[52] Novatel 社 InertialExplorer カタログ（Web）：
https://www.novatel.com/assets/Documents/Waypoint/
InertialExplorer.pdf (2012)

研究成果

本博士論文執筆時点における著者の原著論文の本数，および学会発表の件数を以下に示す．また本博士論文各章の内容に関連する著者の学術論文，および学会発表を以下に示す．

(1) 本論文に関連する成果

原著論文

1. 「Dynamic Sensor Bias Correction for Attitude Estimation using Unscented Kalman Filter in Autonomous Vehicle」
   Mikio Bando, Yukihiro Kawamata, Toshiyuki Aoki
   IJICIC, Vol.8, No.1, 2012 Mar-12 Vol.8 No.3 PP.2347-2358

2. 「GNSS Fault Detection with Unmodeled Error」
   Mikio Bando, Yukihiko Ono, Yusuke Hieida , Kenjiro Yamamoto
   Advanced Robotics 31- 15，763 ／ 779（2017）

3. 「二重差タイトカップリング相対測位における外れ値検出手法の研究」
   板東 幹雄, 川股 幸博, 大須賀 公一
   計測自動制御学会　論文集 Vol.54,No.7, 589/598 (2018)

国際学会

1. 「Dynamic Sensor Bias Correction for Attitude Estimation using Unscented Kalman Filter in Autonomous Vehicle」
   Mikio Bando, Yukihiro Kawamata, Toshiyuki Aoki
   The 42nd ISCIE International Symposium on Stochastic System Theory and Its Applications (2010/11/26)

国内学会

1. 「屋外環境下における中速移動体の自律化を目指した位置姿勢推定の検討」
   板東 幹雄, 川股 幸博, 青木 利幸, 田中 克明
   第 10 回 計測自動制御学会制御部門大会 (CCS2010) (2010/03/16)

2. 「オフロード環境下における車両速度推定手法の検討」
   板東 幹雄, 川股 幸博, 青木 利幸, 日永田 佑介
   マルチメディア，分散，協調とモバイル (DICOMO2012) シンポジウム (2012/07/05)

3. 「1 周波 RTK-GNSS を用いた位置姿勢推定ユニットの開発」
   板東 幹雄, 小野 幸彦, 日永田 祐介
   第 17 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2016) (2016/12/15)

4. 「二重差タイトカップリングによる相対測位の開発」
   板東 幹雄, 川股 幸博, 大須賀 公一
   計測自動制御学会　第 5 回制御部門マルチシンポジウム (2018/03/08)

(2) その他の研究成果

原著論文

1. 「舌筋配置を模した三角要素分割による人工舌用要素の機構設計–機械式音声合成装置の構成要素のデザイン」
   板東 幹雄, 大須賀 公一
   日本ロボット学会誌 Vol.25,No.3, 448/456 (2007)

国際学会

1. 「Mechanism design of elements for artificial tongue taking triangle element division imitated arrangement of Lingual muscle」
   Mikio Bando, Koichi Osuka
   2004 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics(ROBIO2004), 867/872 (2004)

2. 「Evaluation of Drivers ’ Acceptability of Speed Controlled Vehicle with Navigation System」
   Mikio Bando, Takechi Inoue, Koichiro Tanickoshi, Masao Sakata
   ITS World Congress 2006 (2006)

国内学会

1. 「舌筋の三角要素分割による人工舌のデザイン機械式音声合成装置の実現に向けて」
   板東 幹雄, 大須賀 公一
   第 4 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2003)

2. 「舌筋配置を模した三角要素分割による人工舌用要素の機構設計（機械式音声合成装置の構成要素のデザイン）」
   板東 幹雄, 大須賀 公一
   ロボティクスメカトロニクス講演会 (ROBOMEC ’ 03) (2003)