

RTK-GPS と FOG を使用したほ場作業ロボット (第1報)*

—センサフュージョンによる絶対方位の推定—

木瀬道夫*¹・野口 伸*¹・石井一暢*¹・寺尾日出男*¹

要 旨

本研究は RTK-GPS と光ファイバージャイロ (Fiber Optical Gyroscope ; FOG) を航法センサとする農用ロボットシステムの実用化に資する基盤技術の開発を目的としている。特に本報では高精度センサの使用を前提とし、GPS 座標系における車両の絶対方位推定手法を考案した。最小二乗法を適用して絶対方位に対する FOG のバイアス値を逐次推定することによって、車両の絶対方位を算出できる方法を開発した。考案した手法を有人走行で得た軌跡データに適用してその手法の妥当性を検討した。直線走行、曲線走行、旋回動作など様々な走行軌跡に対してシミュレーションを行った結果、精度よくバイアス値を推定できることがわかった。また実作業に本手法を適用して無人作業を行った結果、目標経路に対して r. m. s. で 4.5 cm の走行誤差で走行させることができた。

〔キーワード〕 センサフュージョン, RTK-GPS, 光ファイバージャイロ, 最小二乗法

Field Mobile Robot navigated by RTK-GPS and FOG (Part 1)*

—Estimation of Absolute Heading Angle by Sensor-fusion with RTK-GPS and FOG—

Michio KISE*¹, Noboru NOGUCHI*¹, Kazunobu ISHII*¹, Hideo TERAO*¹

Abstract

A sensor fusion algorithm for an autonomous vehicle utilizing an RTK-GPS and a FOG as navigation sensors was proposed in this paper. The goal of this paper is to develop the method that estimates a heading angle corresponding with GPS coordinate system. The developed algorithm based on Least Squares Method, could estimate FOG bias in each step for detecting a heading angle. The developed method was examined by simulating with actual data by manual operation, and it could estimate the bias angle with satisfying accuracy on all types of paths, straight, curve, and turns. In addition, the guidance system with this method performed automatic planting at the field with 4.5 cm r.m.s. error from the desired path.

〔Key words〕 Sensor fusion, RTK-GPS, FOG, Least Squares Method

I 緒 論

本研究の最終目的は畑作・水田作・粗試料生産における大部分のトラクタ作業に適用できるほ場作業システムの開発である。本報と次報ではほ場作業システムの中核

機能である自律走行機能について報告する。

車両の運動制御を行う場合、その運動モデルを構築する必要があるが、これは主に車両の角度と位置に関する情報で表現される¹⁾。ここで前者は車両の方位や角速度、または舵角などを指し、後者は車両位置や速度などを指す。このような情報を取得するには位置計測システムと方位センサを組み合わせる用いるのが一般的かつ効果的であり、既存の研究の多くも複数のセンサを航法センサに採用したシステム²⁾を構築している。しかし異なるセンサを組み合わせる用いる場合、センサフュージョン³⁾

* 2001年4月第60回農業機械学会年次大会(鳥取大会)にて一部講演

*¹ 会員, 北海道大学大学院農学研究科(〒060-8589 札幌市北区北9条西9丁目 TEL 011-706-3884)
Graduate School of Agriculture, Hokkaido University,
Sapporo-shi, 060-8589 Japan

によって両センサの座標系を一致させる必要がある。農業機械分野におけるこれらの研究事例をいくつか挙げると、長坂らの自動走行田植機⁴⁾、行本らによる耕うんロボットシステム⁷⁾、井上らによる DGPS とジャイロのセンサフュージョン⁶⁾がある。長坂らの自動走行田植機は航法センサに RTK-GPS と FOG を採用しており、本研究で設定している航法センサの組み合わせと同様である。長坂らのシステムでは GPS アンテナを田植機の機体軸上の前部と後部の2点で摺動できる装置を試作し、走行開始前に2点間で摺動できる装置を試作し、走行開始前に2点間で位置計測を行うことによって FOG の初期値を決定した。

行本らの耕うんロボットは航法センサに光学追尾センサと地磁気方位センサを採用している。作業前にマニュアル走行では場区画を1周し、その間の走行軌跡データと方位データを教示データとすることで、両センサの座標系を一致させている。

井上らのシステムは DGPS と FOG のセンサフュージョンを実施している。FOG は地磁気方位センサに比べて計測精度は優れているものの、絶対方位を取得できない、さらにドリフトエラーを発生するという問題を有し、絶対方位が出力される地磁気方位センサと同一の方法を適用することは不可能である。井上らはカルマンフィルタを両センサの出力値に適用することによって、これらの問題を解決するだけでなく、DGPS の精度向上にも寄与させた。カルマンフィルタはノイズを含む観測値から状態量を推定することが可能であり、その利便性から近年様々な分野で応用されている⁷⁾。

本研究ではこのような高精度なセンサのためのフュージョン手法として最小二乗法 (Least Squares Method; LSM) を適用した手法を考案した。航法センサに RTK-GPS と FOG を用いるものとし、高性能センサを対象としたセンサフュージョン手法として適しているかどうかを検討した。本手法の特徴は既述の井上、長坂の手法と比較して;

- ・カルマンフィルタを使用しない
- ・アンテナ摺動などの特別な装置を必要としない
- ・RTK-GPS のデータを利用して FOG の初期オフセットや時間ドリフトの補正を行う

ところにある。

第II章では LSM のアルゴリズムについて、第III章ではシステムのシミュレーションを行い、カルマンフィルタとの精度の比較を行った。最後に LSM を適用した走行実験を行い、その走行精度を検討した。

II センサフュージョンアルゴリズム

本方式の運動モデルを図1に表した。本モデルは滑りを無視したモデルであり、 (X_k, Y_k) は時刻 k の GPS 座標系における車両の重心位置、 ϕ は北を 0° 、時計周りを正、 $\pm 180^\circ$ で表現される絶対方位、 V は車両速度であ

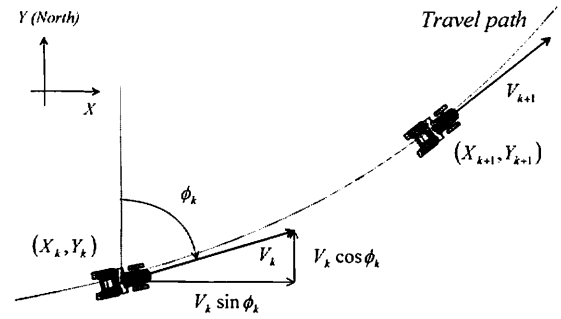


図1 運動モデル

Fig. 1 The dynamics model

る。時刻 $k+1$ の車両の重心位置 (X_{k+1}, Y_{k+1}) を以下の式で表わす。

$$X_{k+1} = X_k + \int_k^{k+1} V(t) \sin \phi(t) dt \approx X_k + V_k \frac{1}{2} (\sin \phi_k + \sin \phi_{k-1}) \Delta t \quad (1)$$

$$Y_{k+1} = Y_k + \int_k^{k+1} V(t) \cos \phi(t) dt \approx Y_k + V_k \frac{1}{2} (\cos \phi_k + \cos \phi_{k-1}) \Delta t \quad (2)$$

ここで Δt は時刻間である。上式中の積分項は時刻 k から $k+1$ において連続時間で積分することを表している。また $V_k \approx V_{k+1}$ と仮定した。

ここで FOG によって計測される角度を ϕ_k とすると ϕ_k は以下の式で表される。

$$\phi_k = \phi_{fk} + b_k \quad (3)$$

b_k は FOG バイアスを表し、絶対方位 ϕ_k を算出する上で FOG の初期偏差と時間ドリフトを補償する補正值となる。本報で提案する手法はこの b_k の値を逐次求めることによって、車両の絶対方位を得ることにある。

さて、ここで上述の運動モデルを用いて評価関数となる誤差関数 I_k を以下の式で定義する。

$$I_k = \sum_{i=k-N}^k \left[\begin{array}{l} \left\{ X_i - X_{i-1} - V_i \frac{1}{2} (\sin \phi_i + \sin \phi_{i-1}) \Delta t \right\}^2 \\ + \left\{ Y_i - Y_{i-1} - V_i \frac{1}{2} (\cos \phi_i + \cos \phi_{i-1}) \Delta t \right\}^2 \end{array} \right] \quad (4)$$

ここで時刻 k から $k+1$ にかけての GPS 座標系における車両重心位置の運動をベクトルで表わすと、

$$\vec{e}_{pk} = \begin{pmatrix} X_{k+1} - X_k \\ Y_{k+1} - Y_k \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\vec{e}_{\phi k} = \frac{V_k \Delta t}{2} \begin{pmatrix} \sin \phi_k + \sin \phi_{k+1} \\ \cos \phi_k + \cos \phi_{k+1} \end{pmatrix} \quad (6)$$

\vec{e}_{pk} は位置を元に算出される運動ベクトル、 $\vec{e}_{\phi k}$ は方位を元に算出される運動ベクトルである。

すると I_k は以下のように表わすことができる。

$$I_k = \sum_{i=k-N}^k \left\| \vec{e}_{pi} - \vec{e}_{\phi i} \right\|^2 \quad (7)$$

つまり I_k は、車両重心位置の運動ベクトルを位置 (RTK-GPS)、方位 (FOG) それぞれを元に算出し、それ

らのサンプリングステップごとの差分を二乗和したものである。

最小二乗法によって推定される FOG バイアス値 b_k は、

$$\frac{dI_k}{db_k} = 0 \quad (8)$$

を満たす必要がある。また式(4)中の N は誤差関数 I_k で考慮するデータ点数であり、これを履歴時間として表わすと $N\Delta t$ となる。式(8)は履歴時間 $N\Delta t$ 間の FOG バイアスを一定と仮定したとき、 I_k を最少にする b_k を求めることを意味する。 $N\Delta t$ は FOG の時間ドリフトに合わせて調整する必要があり、適切な $N\Delta t$ を選定することによって精度の高いバイアス値推定を行うことができる。

式(4)に式(3)を代入すると、

$$I_k = \sum_{i=k-N}^k \left\{ \begin{array}{l} dX_i^2 + dY_i^2 + S_i^2 + C_i^2 \\ -2(dX_i S_i + dY_i C_i) \cos b_k \\ +2(-dX_i C_i + dY_i S_i) \sin b_k \end{array} \right\} \quad (9)$$

ただし、

$$dX_i = X_i - X_{i-1} \quad (10)$$

$$dY_i = Y_i - Y_{i-1} \quad (11)$$

$$S_i = \frac{1}{2} V_i \Delta t (\sin \phi_{fi} + \sin \phi_{f(i-1)}) \quad (12)$$

$$C_i = \frac{1}{2} V_i \Delta t (\cos \phi_{fi} + \cos \phi_{f(i-1)}) \quad (13)$$

とおいた。

式(8)に式(9)を代入して、

$$\frac{dI_k}{db_k} = 2 \sin b_k \sum_{i=k-N}^k (dX_i S_i + dY_i C_i) + 2 \cos b_k \sum_{i=k-N}^k (-dX_i C_i + dY_i S_i) = 0 \quad (14)$$

式(14)から、 b_k は式(15)によって計算することができる。

$$\tan b_k = \frac{\sum_{i=k-N}^k (dX_i C_i - dY_i S_i)}{\sum_{i=k-N}^k (dX_i S_i + dY_i C_i)} \quad (15)$$

$$b_k = \begin{cases} \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{i=k-N}^k (dX_i C_i - dY_i S_i)}{\sum_{i=k-N}^k (dX_i S_i + dY_i C_i)} \right) & (k > N) \\ \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{i=0}^k (dX_i C_i - dY_i S_i)}{\sum_{i=0}^k (dX_i S_i + dY_i C_i)} \right) & (k \leq N) \end{cases}$$

III 走行シミュレーションと LSM を適用した自律走行

1. ロボットシステムの構成

表1に本研究で用いたロボットシステムの構成とその特徴・性能を示した。ロボットトラクタ((株)クボタ, MD77)は市販車に自動走行のための改造が施されたものであり、操舵、変速、前進・停止・後退などがPCに

表1 ほ場作業ロボットの構成
Table 1 Components of field mobile robot

名称	型番及び製造元	精度, 特徴など
ロボット トラクタ	MD77 (株)クボタ	最大操舵角: 40°, ホイールベース: 2.3m 制御項目: 操舵, ブレーキ, 3点リンクの上下, PTO入切, 前進・後進・停止, 変速, アクセル開度 (最大値もしくは手動設定値) 観測項目: 舵角, ブレーキ, 3点リンクの上下, PTO入切, 前進・後進・停止, 変速段, 機関回転数, 燃料残量警告
RTK-GPS	MS750 (株)トリンプル	±2cmの計測誤差, 20Hzのサンプリング周波数
FOG	JG-35FD (株)日本航空電子工業	0.5°/hの角度ドリフト, 0.01°の精度
IMU	JCS-7401A (株)日本航空電子工業	0.2°の計測精度(ロール角, ピッチ角)

よって制御可能である。航法センサとして RTK-GPS と FOG をロボットトラクタに搭載した。RTK-GPS には (株)トリンプル製 MS750 を、FOG には (株)日本航空電子製 JG-35FD を採用した。バイアス値 b_k を推定するために必要な変数は時刻 t , 位置 (X, Y) , 速度 V , 相対方位 ϕ_f であるが、このうち時刻は PC, 位置と速度は RTK-GPS, 相対方位は FOG からそれぞれ得た。

また GPS アンテナをキャビン上部に取りつけたことから GPS データの傾斜補正を行う必要があった⁸⁾。このため姿勢角計測装置 IMU (JAE, JCS-7401A) をキャビン内に装着した。

2. マニュアル走行データを用いたシミュレーション

北海道大学農学部附属農場にて走行データを取得した。直線と旋回を組み合わせた軌跡をマニュアル運転で走行し、その際に取得したデータに対してシミュレーションを行った。

図2にシミュレーションに用いたデータの走行軌跡を示した。図中左下から発進し、約 20×100m のほ場の外周を1周したものである。本走行は3つの直線と3回の旋回で構成されており、それぞれの直線経路に便宜上①②③と順番をつけた。図3にこのときの走行時に取得したデータを用いたシミュレーション結果を示した。本シミュレーションにおいて $N=3,000$, $\Delta t=0.1$ とした。実線が LSM で推定したバイアス値、その比較対象として井上のモデルによるカルマンフィルタを用いた手法⁹⁾によって推定したバイアス値を点線で表した。また上図は FOG の実測値の推移であり、①②③の区間は図2のそれと一致する。FOG の実測値を示したのは、走行軌跡において車両の進行方向が大きく変わった地点を理解するのを助けるためである。軌跡からも明らかのように、本走行では車両の進行方向が3回大きく変化する。また

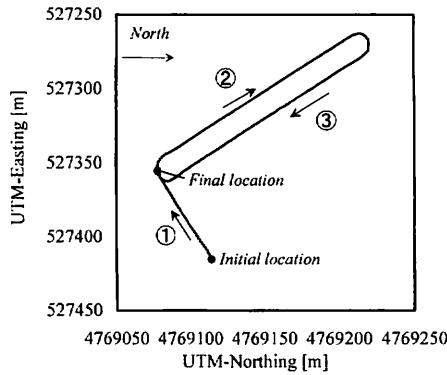


図 2 シミュレーションデータの走行軌跡
Fig. 2 The running trajectory of the simulation

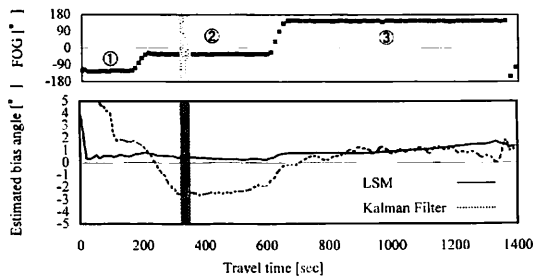


図 3 シミュレーションにおける推定バイアス値と FOG 方位の推移
Fig. 3 The trajectories of estimated bias angles and FOG angle of the simulation

図中 325 秒から 367 秒までのグレーに着色された部分のデータが欠けているのは、GPS が FIX 解 (リアルタイムキネマティック測位によって得られる解) を得られなかったことを想定して計算を停止したことによる。

推定バイアス値の推移に関してまず収束の速さに注目すると、LSM は走行開始直後 5° あった推定バイアス値が 10 秒後には 1° 付近に収束していることがわかる。一方カルマンフィルタは走行開始直後の推定バイアス値が 20° 近く存在し、3° 以下に収束するまでに 100 秒程要している。

次に車両の進行方向が大きく変化したときの推定バイアス値の挙動に注目してみる。車両の進行方向が大きく変化することは、大舵角における車両の挙動を表しており、運動が非線形となる。LSM、カルマンフィルタともに運動モデルとして滑りを無視したモデルを採用しているため、このときに誤差を生じる可能性が十分にある。本走行では 200 秒付近で 90°、600 秒付近で 180°、1,300 秒付近で 100° 車両が方位を変えている。LSM においてはこの変化中、あるいは変化後に推定バイアス値に大きな変化は見られなかった。カルマンフィルタに関しては 3 度目の変化の際に 2° ほどの推定バイアス値の変化が見られる。また本走行において LSM の推定バイアス値と一致するのに約 600 秒要しているが、これは他の走行と

比較して格段に遅い。この理由として走行の初期段階、すなわちカルマンフィルタが収束する前に大きく車両方位を変化させたことが影響していると考えられる。

最後に走行全体に注目する。まず、GPS が FIX 解を得られなかったことを想定して 30 秒間計算を停止させたことに対する影響であるが、これは両システムともに大きな影響は見られなかった。また LSM の推定バイアス値は滑らかにほぼ直線で推移しているのに対し、カルマンモデルには細かなノイズが含まれているのがわかる。これはカルマンフィルタモデルが線形化のための三角関数の近似を行っている分、LSM の運動モデルと比較してモデル誤差が大きくなったことに起因すると予想される。また LSM とカルマンフィルタのバイアス値推定の全体的な傾向の相違は推定精度に起因するが、LSM の方が精度の高い推定が行われていることが明らかとなった。

3. LSM を用いた走行実験

LSM を用いてロボット走行を行った。図 4 にその時の走行軌跡を示した。本走行は播種作業を 7 行程行ったものである。図中右下に示すように旋回には後退動作を含む切り返し方式を採用している。このときの設定走行速度は作業中が 0.6 m/s、旋回中が 0.3 m/s とした。図 5 にこのときの LSM による推定バイアス値と FOG の実測値の推移を示した。一連の行程に最大操舵角による旋回と後退動作を有するにもかかわらず、LSM はほぼ 0° 付近で収束している。LSM が計算アルゴリズムで考慮

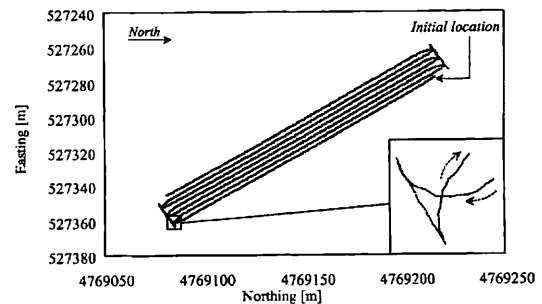


図 4 自律播種作業の走行軌跡
Fig. 4 The running trajectory of autonomous planting

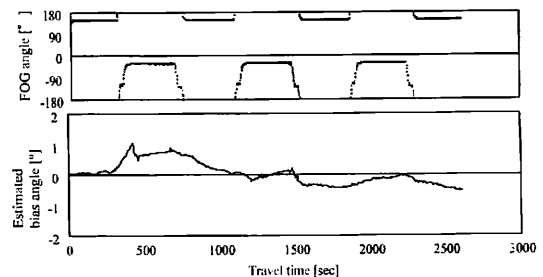


図 5 自律播種作業における推定バイアス値の推移
Fig. 5 The trajectories of estimated bias angle and FOG angle at autonomous planting

されていない最大操舵角時の非線形運動においても適切に機能したのは、LSMが過去の位置データを使用して積分系として機能するため、それがバッファの役割を果たしたからだと推察される。また後退の際にはFOGの値に 180° を加えることで対応した。

推定されたFOGバイアス値の正当性を証明するため、推定車両方位を適用したデッドレコニングによる位置推定のシミュレーションを行った。時刻 k におけるデッドレコニングによる推定車両位置 (\hat{X}_k, \hat{Y}_k) は式(1)、(2)から推定車両方位 ϕ を用いて以下のように表わされる。

$$\hat{X}_k = X_0 + \sum_{i=1}^k \frac{1}{2} \left\{ \sin \hat{\phi}_i + \sin \hat{\phi}_{i-1} \right\} V_{i-1} \Delta t \quad (k \geq 1) \quad (16)$$

$$\hat{Y}_k = Y_0 - \sum_{i=1}^k \frac{1}{2} \left\{ \cos \hat{\phi}_i + \cos \hat{\phi}_{i-1} \right\} V_{i-1} \Delta t \quad (k \geq 1) \quad (17)$$

ただし (X_0, Y_0) はRTK-GPSから得られる車両の初期位置である。

式(16)、(17)を用いて推定された車両位置とRTK-GPSで得られた位置との間の距離を位置推定誤差とし、第7行程における位置推定誤差の推移を図6に示した。LSMによる車両方位を適用したときの位置推定誤差のみならず、その比較対象として $\hat{\phi}$ にバイアス補正なしのFOGの出力値を適用したときの位置推定誤差の推移も合わせて記した。ただしここでの“バイアス補正なしのFOGの出力値”とは、走行開始から1mの間のRTK-GPS位置データから算出した絶対方位を初期方位としてFOGをリセットしたものである。

$$\hat{\phi}_{rk} = \phi_{\text{reset}} + \phi_{rk} \quad (18)$$

$$\phi_{\text{reset}} = \tan^{-1} \left(\frac{X_{1m} - X_0}{Y_{1m} - Y_0} \right)$$

ここで $\hat{\phi}_{rk}$ はバイアス補正なしのFOGの出力値、 (X_{1m}, Y_{1m}) は走行開始から1m地点のRTK-GPS位置データであり、FOGはこの1m地点でリセットする(出力値を0にする)ものとする。

したがってこの値には初期リセットエラーと、走行時間の経過とともにFOGの時間ドリフトによる偏差を含むこととなる。第7行程の開始時刻は走行開始から約46分後であり、当然この間に46分間の時間ドリフトが発生したと考えられる。

本図から、FOGバイアス補正なしの推定誤差は、走行するにしたがって比例的に増加する傾向を見取することができる。これは明らかにFOGの時間ドリフトと初期リセットエラーの影響を受けたことが原因である。このとき、バイアス補正なしの最終位置における誤差は1.17mまで増加した。一方LSMは走行開始から40秒後付近までに約20cmの推定誤差を生じているが、その後は比較的安定し最終位置で誤差は31cmであった。このシミュレーション結果は、LSMによるFOGバイアスの推定が時間ドリフトにも対応できたことを証明している。

第7行程のロボット走行時の目標経路に対する車両の

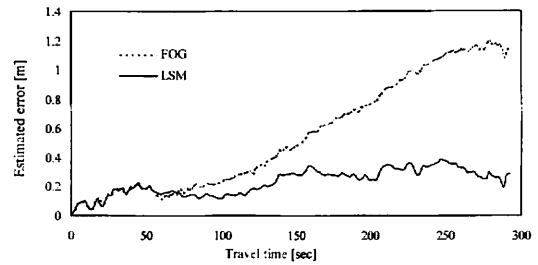


図6 第7行程における位置推定誤差の推移

Fig. 6 The position errors estimated by dead reckoning method at #7 path

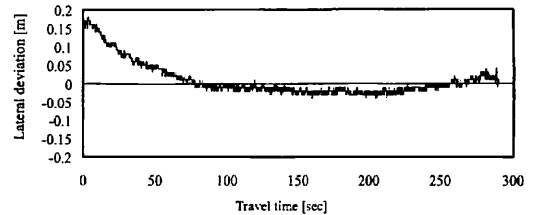


図7 第7行程における横方向偏差の推移

Fig. 7 The trajectory of lateral deviation at #7 path

表2 自律播種作業の走行精度

Table 2 Accuracy of autonomous planting

Path #	r.m.s. error [cm]	Max error [cm]
1	3	20
2	4	11
3	4	13
4	6	20
5	4	12
6	5	14
7	5	18
Total	4.5	20

横方向偏差の推移を図7に示した。縦軸が横方向偏差、横軸が走行時間を表わしている。本図から最初約20cmあった誤差が次第に小さくなり、最終的には5cm以内で推移している様子がわかる。本図は旋回終了直後からの結果を示しており、ゆえに初期の偏差は旋回制御ルーチンに起因する。このときの横方向偏差はr.m.s.で5cm、最大値は20cmであった。

最後に全行程の横方向偏差の最大値とr.m.s.値を行程ごとにまとめ、表2に示した。第1行程から第7行程まで約50分要したが、この間ほぼ同程度の走行精度が得られたことがわかる。また全行程の横方向偏差のr.m.s.は4.5cmであった。これらのことはLSMが時間ドリフトを含むFOGバイアスを最初から最後まで精度よく推定できたことを示している。最大値についてはいずれの行程も旋回終了地点から2m以内で計測されたものであり、これは既述のように旋回制御ルーチンに起因する。

IV 摘 要

RTK-GPS, FOG のセンサフュージョンによって、車両の絶対方位を算出する手法を確立することを目的とした。

1) その手法として最小二乗法を適用した手法 (LSM) を考案した。LSM は絶対方位に対する FOG のバイアス値を逐次推定することができる。また誤差関数で考慮するデータ点数を調節することによって、FOG ドリフトの補正も可能である。

2) 走行データを用いて LSM のシミュレーションを行った。直線のみならず様々な走行経路に対してシミュレーションを行った結果、精度よくバイアス値を推定できたことがわかった。

3) LSM を適用してほ場で自律播種作業 7 行程を行った結果、目標経路に対して r.m.s. で 4.5 cm の誤差で作業することができた。全行程には約 50 分要したが、この間ほぼ同じ横方向偏差で走行できた。これは LSM が FOG の時間ドリフトに対しても適切な補正ができたことを表わしている。

参 考 文 献

- 1) Wong, J.: Theory of Ground Vehicles, John Wiley & Sons, Inc., 281-324, 1993
- 2) 石井一暢, 寺尾日出男, 野口 伸, 木瀬道夫: 学習機能を有した自律走行車両に関する研究 (第 4 報), 農機誌 60(2), 53-58, 1998
- 3) Noguchi, N., Reid, J., Will, J., Benson, E.: Vehicle Automation System Based on Multi-Sensor Integration, 1998 American Society of Agricultural Engineers Meeting, Paper No. 983111, 1998
- 4) 長坂善禎, 谷脇 憲, 大谷隆二, 重田一人, 佐々木泰弘: 自動走行田植機の開発 (第 1 報), 農機誌 61(6), 179-186, 1999
- 5) Yukumoto, O., Matsuo, Y.: Navigation technology for tilling robots, Proceeding of mobile Int. symposium on agricultural Bus-system LBS and PA, 59-94, 1997
- 6) 井上慶一, 大塚寛治, 杉本光穂, 村上則幸, 黎 文: 自律走行のための GPS とジャイロのカルマンフィルタによるセンサフュージョン技術 (第 1 報), 農機誌 61(4), 103-114, 1999
- 7) Rao, K., Narayana, J.: An Approach for a Faster GPS Tracking Extended Kalman Filter, Journal of The Institute of Navigation 42(4), 619-630, 1995
- 8) 水島 晃, 野口 伸, 石井一暢, 寺尾日出男: 自律走行車両の GPS 位置計測に関わる傾斜補正, 農機誌 62(4), 146-153, 2000
- 9) 6) に同じ
(原稿受理: 2001 年 6 月 1 日・質問期限: 2001 年 11 月 30 日)