

ニューラルネットワークを用いた推測航法とカルマンフィルタ によるナビゲーションシステムの性能解析

Nabigation System Performance Analysis in Dead Reckoning Using Kalman Filter and Neural Network

横山幸司[†]

中山謙二[†]

平野晃宏[†]

新谷敏弘^{† ‡}

[†]金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報工学専攻

[‡]現在、株式会社デンソー ITS 開発部

Koji YOKOYAMA[†]

Kenji NAKAYAMA[†]

Akihiro HIRANO[†]

Toshihiro SHINGAI^{† ‡}

[†]Division of Electronics and Computer Science

Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.

E-mail: nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

[‡]DENSO CORP. ITS R&D Dept.

アブストラクト

本稿では推測航法とカルマンフィルタを組み合わせる航法システム [1], [3] において、GPS 非受信時に、ニューラルネットワークを用いて推定を行なう方式 [4] について性能評価を行なう。カルマンフィルタによる補正は、GPS 非受信時には利用することが出来ない。その為、誤差が累積的に増大してしまい、結果として推定精度が低下してしまう。そこで、推測航法出力とカルマンフィルタの関係をニューラルネットワークにより学習し、GPS 非受信時において、学習済みニューラルネットワークの出力を補正值とみなし、推定を行なう。この方式について、入出力データ、出力形式など、種々の条件において検討している。

Abstract

A navigation system, which combines the dead reckoning and the Kalman filter, has been proposed. However, the Kalman filter requires the GPS data, and cannot be used when the GPS signals are not received. For this reason, an approach which employs a neural network in order to estimate the necessary information without the GPS data has been proposed. The neural network trains the relationship between the dead reckoning and the Kalman filter states. When the GPS signal is not received, the trained neural network outputs are used as the Kalman filter states. In this paper, we evaluate

the performance of this approach based on parameters of the neural network, such as selection of input and the output data, and output representation, and so on.

1 はじめに

従来、車載用ナビゲーション装置では、相対方位センサと距離センサの出力から、車両の位置・方位・車速等を検出する推測航法が用いられている。特に車両の進行方向等を検出するためのセンサの一つとして、コストや精度面に有利なジャイロスコープ (以下、ジャイロ) が用いられている。

このジャイロは、図1のグラフに示されるように、定められた検出軸回りの回転角速度に比例した出力 (電圧等) を発生するように構成されており、ジャイロの出力から回転角速度への換算比率 (即ちグラフの傾き) を表すために予め設定された比例定数 (以下、換算ゲイン) を用いて、ジャイロの出力を回転角速度に変換し、この変換値を積算することにより車両の方位変化量を求めることができる。ジャイロは、予め定められた検出軸を中心とする回転についての角速度を検出するが、センサ特性にばらつきがあり、また、常に変動するため予め設定された換算ゲインが実際の換算比率と異なってしまい、換算ゲインが誤差 (以下、ゲイン誤差) を有することになる。このようにゲイン誤差が含まれていると、方位変化量に誤差が生じる。その結果、現在位置の検出精度が低下するため、ナビゲーション装置は的確な案内を行うことができなく

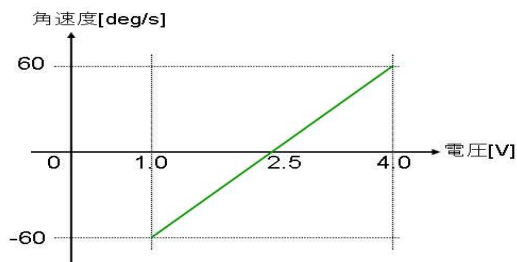


図 1: ジャイロの電圧特性

なる。

本稿で用いる推測航法システムにおいては、ジャイロがゲイン誤差を含むような場合であっても、カルマンフィルタと統合することにより、ゲイン誤差の補正を行なっている。

2 ナビゲーション装置の構成

本稿ではナビゲーション装置として、図2のように構成されるシステム [5] を用いる。車速に応じた間隔でパルス信号を出力する車速センサと、車両に加わる回転運動の角速度に応じた検出信号を出力するジャイロと、GPS(Global Positioning System) 信号を用いて車両の位置、方位（進行方向）、速度等を検出するGPS受信機と、車速センサ、ジャイロ、GPS受信機からの出力に基づいて車両の現在位置や進行方向等、推測航法を行うためのデータを検出する現在位置検出部と、現在位置検出部での検出結果に基づき、表示画面の地図上に自車両の位置を表示したり、設定された目的地までの経路案内等を行うナビゲーション実行部を備えている。

現在位置検出部は、車速センサからのパルス信号に基づいて車両の移動距離を算出する移動距離演算部とジャイロからの検出信号に基づいて方位変化量を算出する方位変化量演算部と、算出された移動距離と方位変化量に基づいて、相対軌跡及び車速を算出する相対軌跡演算部を備えている。さらに、絶対方位及び絶対位置を算出する絶対位置演算部と、相対軌跡演算部と絶対位置演算部での算出値とGPS受信機での検出値との差を観測値とし、車速、方位、位置の算出に使用する各種パラメータや算出結果の誤差を状態量として、その状態量の推定値を求めるカルマンフィルタからなる誤差推定部と、誤差推定部により算出された状態量（誤差）の推定値に従って、各演算部での算出パラメータや算出値を補正する補正部を備えている。

3 カルマンフィルタ

3.1 カルマンフィルタの概要

本稿では推測航法とGPSとの複合化を図るため、カルマンフィルタ [2] を用いている。この章ではカルマンフィルタの概要について述べる。

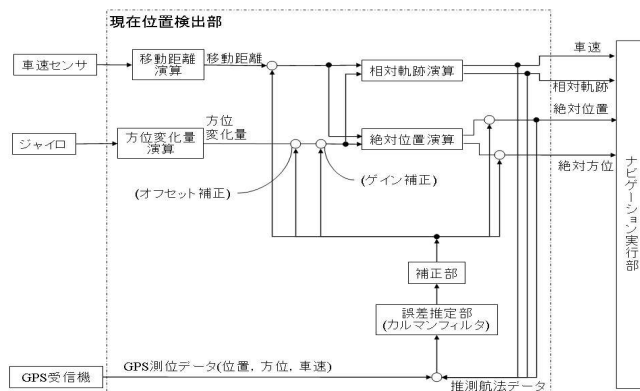


図 2: ナビゲーション装置の構成

カルマンフィルタにおいては、推定したい誤差信号を状態量 x とする。状態量は次の状態方程式により更新される。

$$x(t+1) = A(t+1, t)x(t) + v(t) \quad (1)$$

$x(t)$: 状態量：推測航法における誤差

$A(t+1, t)$: 状態遷移行列

$v(t)$: 状態量生成過程で発生する雑音
さらに観測過程を次のように示す。

$$y(t) = C(t)x(t) + w(t) \quad (2)$$

$y(t)$: 観測信号

$C(t)$: 観測行列 ab

$w(t)$: 観測過程で発生する雑音

式 (1), (2) の関係をシグナルフローグラフで表すと図3のようになる。

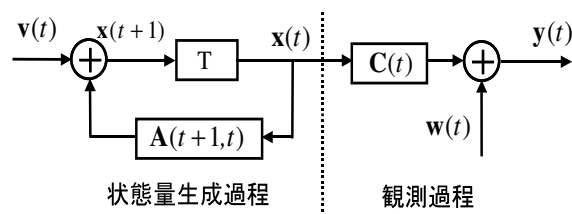


図 3: カルマンフィルタのシグナルフローグラフ

3.2 観測信号から状態量の推定

カルマンフィルタでは、観測信号を用いて次のような巡回計算により状態量を最小二乗推定する。

$$P(t|t-1) = A(t|t-1)P(t-1|t-1)A^T(t|t-1) + V(t) \quad (3)$$

$$G(t) = P(t|t-1)C^T \{CP(t|t-1)C^T + W(t)\}^{-1} \quad (4)$$

$$\hat{x}(t|y_{t-1}) = A(t|t-1)\hat{x}(t-1|y_{t-1}) \quad (5)$$

$$\hat{x}(t|y_t) = \hat{x}(t|y_{t-1}) + G(t)\{y(t) - C\hat{x}(t|y_{t-1})\} \quad (6)$$

$$P(t|t) = P(t|t-1) - G(t)CP(t|t-1) \quad (7)$$

ただし、 $\mathbf{G}(t)$ はカルマンゲイン、 $\mathbf{P}(t|t-1)$ は状態量 \mathbf{x} の誤差共分散の予測値、 $\mathbf{P}(t|t)$ は誤差共分散、 $\mathbf{V}(t)$ は雑音 $\mathbf{v}(t)$ の共分散行列、 $\mathbf{W}(t)$ は雑音 $\mathbf{w}(t)$ の共分散行列を表す。

カルマンフィルタでは、推測航法における誤差を状態量として、観測信号から推定する。この誤差の推定値を推測航法にフィードバックして補正することにより、式 (5) に示す事前推定値 $\hat{\mathbf{x}}(t|\mathbf{y}_{t-1})$ を零と仮定できる。従って式 (6) は次のように変形できる。

$$\hat{\mathbf{x}}(t|\mathbf{y}_t) = \mathbf{G}(t)\mathbf{y}(t) \quad (8)$$

4 推測航法のモデル化とカルマンフィルタの定式化

本稿では、カルマンフィルタを推測航法へ適用している。本節では、カルマンフィルタ定式化のために、推測航法のモデル化、それによる状態量と観測信号の設定、及び、状態方程式と観測方程式の設定を行う。

自動車のセンサが出力する情報を基に車両の位置・方位・車速を求める推測航法は、以下の4つの部位から構成される。

- ジャイロ : 車両の方位変化量を検出する。
- 車速センサ : 車両の速度を検出する。
- 相対軌跡演算部 : ジャイロと車速センサから求められた情報を基に相対方位と相対位置座標を求める。
- 絶対位置演算部 : ジャイロと車速センサから求められた情報を基に絶対方位と絶対位置座標を求める。

4.1 状態量生成過程のモデル化

推測航法のカルマンフィルタは、状態量 \mathbf{x} として以下の6つの誤差を用いる。

- オフセット誤差 (ϵG)

$$\epsilon G_t = \epsilon G_{t-1} + \epsilon_0 \quad (9)$$

- ゲイン誤差 (ϵS)

$$\epsilon S_t = \epsilon S_{t-1} + \epsilon_1 \quad (10)$$

- 絶対方位誤差 ($\epsilon \theta$)

$$\epsilon \theta_t = T \cdot \epsilon G_{t-1} + D \cdot \epsilon \theta_{t-1} + \epsilon_2 \quad (11)$$

- 距離係数誤差 (ϵK)

$$\epsilon K_t = \epsilon K_{t-1} + \epsilon_3 \quad (12)$$

- 絶対位置北方向誤差 (ϵY)

$$\epsilon Y_t = \sin(\theta) \cdot L \cdot (1 - \epsilon K_{t-1}) - \sin(\theta_T) \cdot L + \epsilon Y_{t-1} \quad (13)$$

- 絶対位置東方向誤差 (ϵX)

$$\epsilon X_t = \cos(\theta) \cdot L \cdot (1 - \epsilon K_{t-1}) - \cos(\theta_T) \cdot L + \epsilon X_{t-1} \quad (14)$$

ただし

$$\theta = \theta_T + \epsilon \theta_{t-1} + T \cdot \epsilon G_{t-1} / 2 + D \cdot \epsilon S_{t-1} / 2$$

ここで

- θ_T : 真の絶対方位
- D : 前回からの方位変化量
- L : 前回からの移動距離
- T : 前回からの経過時間

θ は真の絶対方位 θ_T にセンサ誤差が加わったものであり、方位変化量から求められる絶対方位 θ とする。

式 (9) から式 (14) の各式を状態量で偏微分すると、状態量生成過程は次のように表される。

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{A}(t+1, t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t)$$

$$\begin{bmatrix} \epsilon G_{t+1} \\ \epsilon S_{t+1} \\ \epsilon \theta_{t+1} \\ \epsilon K_{t+1} \\ \epsilon Y_{t+1} \\ \epsilon X_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ T & D & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ \cos(\theta) \cdot T \cdot L / 2 & \cos(\theta) \cdot D \cdot L & \cos(\theta) \cdot L \\ -\sin(\theta) \cdot T \cdot L / 2 & -\sin(\theta) \cdot D \cdot L & -\sin(\theta) \cdot L \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ \sin(\theta) \cdot L & 1 & 0 \\ \cos(\theta) \cdot L & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \epsilon G_t \\ \epsilon S_t \\ \epsilon \theta_t \\ \epsilon K_t \\ \epsilon Y_t \\ \epsilon X_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_0 \\ \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \end{bmatrix} \quad (15)$$

ϵ_0 はオフセット雑音 (温度ドリフト等によるオフセットの変動分)、 ϵ_1 は、ゲイン雑音 (温度ドリフト等によるジャイロゲインの変動分)、 ϵ_2 は絶対方位雑音 (ジャイロのクロスカップリング等による変動分)、 ϵ_3 は距離係数雑音 (速度センサの経年変化による変動分) を意味する。また、 ϵ_4 、 ϵ_5 は、それぞれ絶対位置北方向雑音、絶対位置東方向雑音 (ジャイロと車速センサの特性の変動に起因) を意味する。

4.2 観測過程のモデル化

観測値は推測航法の出力と、GPS の出力の差により求める。それぞれの出力には誤差が含まれるため、観測値において推測航法の誤差と GPS の誤差の和が得られる。この観測値 \mathbf{y} と状態量 \mathbf{x} を関係付け、以下のようにモデル化する。

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{w}(t)$$

$$\begin{bmatrix} \epsilon \theta_{DRt} - \epsilon \theta_{GPS t} \\ \epsilon K_{DRt} - \epsilon K_{GPS t} \\ \epsilon Y_{DRt} - \epsilon Y_{GPS t} \\ \epsilon X_{DRt} - \epsilon X_{GPS t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \epsilon G_t \\ \epsilon S_t \\ \epsilon \theta_t \\ \epsilon K_t \\ \epsilon Y_t \\ \epsilon X_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\epsilon \theta_{GPS t} \\ -\epsilon K_{GPS t} \\ -\epsilon Y_{GPS t} \\ -\epsilon X_{GPS t} \end{bmatrix} \quad (16)$$

ここで、添字の DRt は時刻 t において車速センサ、ジャイロからの信号に基づく推測航法にて求められた値を意味し、GPS t は時刻 t において GPS から出力される値を意味する。

4.3 観測信号の設定

式 (16) における $\epsilon\theta_{DRt} - \epsilon\theta_{GPS_t}$ は、推測航法により求められた絶対方位と GPS から出力される方位の差、つまり推測航法により求められた絶対方位には真の絶対方位と、誤差 $\epsilon\theta_{DRt}$ が含まれており、GPS から出力される方位には真の絶対方位と、誤差 $\epsilon\theta_{GPS_t}$ が含まれているため、それらの差を取ることで、 $\epsilon\theta_{DRt} - \epsilon\theta_{GPS_t}$ が得られる。同様に、 $\epsilon K_{DRt} - \epsilon K_{GPS_t}$ は、推測航法により求められる速度と、GPS から出力される速度の差から求まる距離係数誤差である。また、 $\epsilon Y_{DRt} - \epsilon Y_{GPS_t}$ 、 $\epsilon X_{DRt} - \epsilon X_{GPS_t}$ は、それぞれ推測航法により求められる絶対位置と、GPS から出力される絶対位置の、X 成分、Y 成分の誤差の差である。

4.4 観測過程で発生する雑音

式 (16) における、観測過程で発生する雑音 w は GPS の雑音であり、以下のように定義される。

GPS における疑似距離の計測誤差 (UERE) と HDOP (Horizontal Dilution of Precision) の関係により測位精度が、 $UERE \times HDOP$ で求められ、この測位精度を 2 乗することによって、 ϵY_{GPS_t} 、 ϵX_{GPS_t} が求められる。

また、ドップラー周波数の計測誤差と HDOP の関係より速度精度が、ドップラー周波数の計測誤差 \times HDOP で求められ、速度精度/車速にて距離係数誤差が求められ、これを 2 乗することにより、 ϵK_{GPS_t} が求められる。

さらに、車両の速度 V_c と速度精度から方位精度が $\tan^{-1}(\text{速度精度}/V_c)$ で求められ、この方位精度を 2 乗することにより $\epsilon\theta_{GPS_t}$ が求められる。よって、カルマンフィルタでの演算を実行することにより、状態量生成過程にて定義された 6 つの誤差値による状態量 x が求められ、これらにより車速センサの距離係数補正、ジャイロのオフセット補正、ゲイン補正、更には絶対位置補正、絶対方位補正が行われる。

5 ナビゲーション装置の演算フロー

これまで述べてきた相対軌跡演算、絶対位置演算、カルマンフィルタによる演算はマイクロコンピュータによる演算処理にて行われる。以下にこれについて説明する。ただし、これらの処理は、一定周期 T_M で繰り返し実行されるものとする。相対軌跡演算、絶対位置演算、カルマンフィルタによる処理は、図 4 に示す流れにより、相対軌跡演算、絶対位置演算を行った後に、カルマンフィルタを用いて推測航法と GPS との複合化処理を行い、カルマンフィルタにて推定した推測航法誤差を補正し、推定精度を上げる。

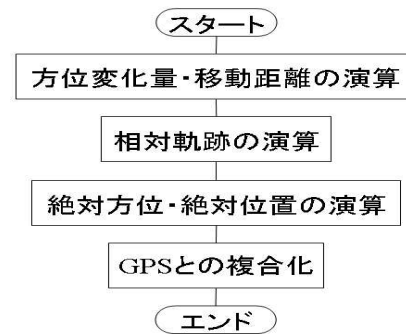


図 4: 推算航法のメインルーチンの演算処理

6 ニューラルネットワークを用いる方式

本稿では、GPS 受信時に、ニューラルネットワークによりカルマンフィルタの出力である各補正值を学習し、GPS 非受信時に学習済みのニューラルネットワークによって補正を行なうという方式を用いている。本節では、この方式の原理について説明する。

6.1 入出力データの選択

補正值を予測するためには、ニューラルネットワークへの入力データと出力データを適切に選択しなければならない。本稿では、入力データとして、推算航法からの出力値である方位変化量、車両速度、絶対方位を選択している。また、式 (9) で示されるオフセット誤差は、温度ドリフトによる影響が大きく、これは、時間的に大きく変動するものであるため、航法開始からの経過時間も入力値として用いている。そして、これらのデータに線形正規化を行ない、ニューラルネットワークへの入力データとして与えている。

出力データは、式 (15) の左辺に示されるオフセット誤差 ϵG 、ゲイン誤差 ϵS 、距離係数誤差 ϵK 、絶対方位誤差 $\epsilon\theta$ 、絶対位置北方向誤差 ϵY 、絶対位置東方向誤差 ϵX の 6 つの補正量で与えられる。

6.2 ニューラルネットワークを用いた方式の構成

本稿で用いるニューラルネットワークとカルマンフィルタを統合したシステムの GPS 受信時の構成図を図 5 に示す [4]。GPS データが受信されている場合、ニューラルネットワークは推算航法の出力を入力データとし、カルマンフィルタの出力を目標信号として学習を行なう。この時には、カルマンフィルタによる補正が正常に行なわれるので、ニューラルネットワークは学習状態であり、補正は行なわない。

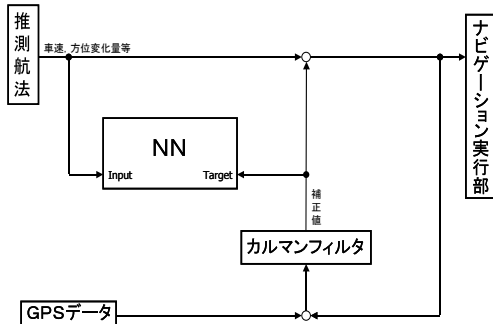


図 5: GPS 受信時の構成図

図 6 は、GPS 非受信時のシステムの構成図を示している。GPS 非受信時には、カルマンフィルタによる補正を行なうことができないので、図 6 に示す通り、学習済みのニューラルネットワークに推測航法出力を入力し、ニューラルネットワークの出力を補正量とみなし、補正を行なう。

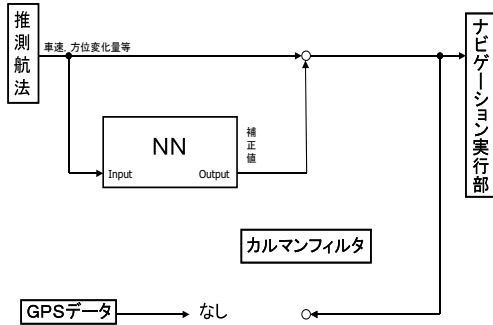


図 6: GPS 非受信時の構成図

6.3 絶対位置誤差の学習方法

GPS 非受信時には、絶対位置の推定が重要な要因のひとつである。そこで、カルマンフィルタの出力である絶対位置北方向誤差 ϵY 、絶対位置東方向誤差 ϵX を図 7 のように距離 h と角度 θ に変換する。そして、 ϵY と ϵX の代わりにニューラルネットワークにより h と θ を学習し、両者の精度の比較を行なった。

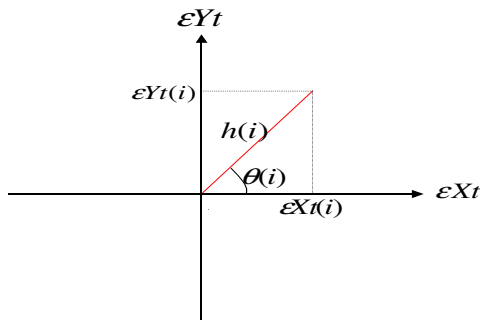


図 7: 絶対位置誤差の表現変換

7 シミュレーション

7.1 シミュレーション条件

図 8 に示す実走データを用いてシミュレーションを行なった。ニューラルネットワークへの入力データとして、直前 1 秒間の方位変化量、移動距離、経過時間、絶対方位を用いた。また、ニューラルネットワークの出力が離散形式、連続形式の場合の比較、連続形式においては、目標信号として 6.3 節で提案した方法との比較を行なった。

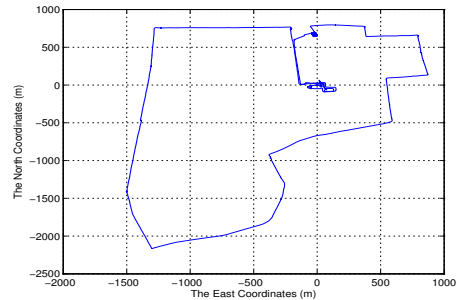


図 8: 実走データの軌跡

7.2 シミュレーション結果とその考察

絶対方位誤差 $\epsilon\theta$ について、カルマンフィルタによる補正量とニューラルネットワークが出力した補正量の比較の一部を図 9 に示す。

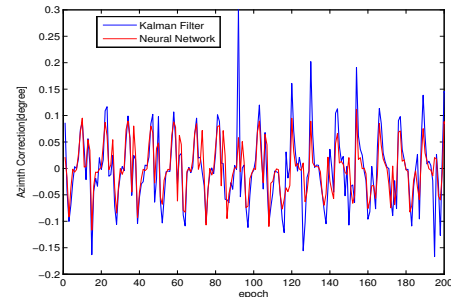


図 9: 絶対方位誤差補正量の比較

カルマンフィルタの出力とニューラルネットワークによる出力が近く、絶対方位誤差 $\epsilon\theta$ の補正量を正しく推定出来ていることがわかる。GPS 非受信時にこのニューラルネットワークからの出力を用いることで精度良く推定を行なうことが可能となる。

次に、図 8 の全 GPS データの内、400 エポック分の GPS データをランダムに抜き出し、GPS 非受信と設定し、残りの GPS データを用いてニューラルネットワークにより学習を行なった。そして、400 エポック分のデータに対してニューラルネットワークから出力された補正量を求め、推測航法データと複合化するという試行を 4 回行なった。各試行において、以下の式で表される、GPS データから求められた絶対位置との誤差の 2 乗平均を用いて、補正を行なわない場合と比較した。

$$(\overline{X_{GPS} - X_{KF}})^2 + (\overline{Y_{GPS} - Y_{KF}})^2 \quad (17)$$

$$(\overline{X_{GPS} - X_{NN}})^2 + (\overline{Y_{GPS} - Y_{NN}})^2 \quad (18)$$

$$(\overline{X_{GPS} - X_{no}})^2 + (\overline{Y_{GPS} - Y_{no}})^2 \quad (19)$$

ここで、添字 GPS , KF , NN は、それぞれ、GPS データ、カルマンフィルタによる補正、ニューラルネットワークによる補正を用いた時の絶対位置であることを示す。また、添字 no は、補正を行っていないことを示す。

式 (17) を A 、式 (18) を B 、式 (19) を C とした時、ニューラルネットワークによる改善率を以下の式で表す。

$$\frac{B - A}{C - A} \times 100 \quad [\%] \quad (20)$$

各試行におけるニューラルネットワークによる改善率を表 1 に示す。

表 1: 位置誤差 2 乗平均改善率

	試行 1	試行 2	試行 3	試行 4
NN 出力離散形式	-	2.91%	4.25%	2.48%
NN 出力連続形式	4.45%	10.7%	20.7%	14.3%
長さ・角度表現	4.69%	12.8%	25.6%	18.4%

出力離散形式の場合、それほど改善がみられないが、連続形式の場合、5%~20% 程度改善されている。また、絶対位置誤差 ϵY , ϵX の補正量の表現形式を角度 θ 、距離 h に変換した場合においては、さらに数% 改善されている。このことから、補正対象を変換して学習を行なう方法の有効性が示される。また、改善率にばらつきがあるが、これは選択されたデータによっては、ニューラルネットワークが十分な学習を行なうことが出来なかったためと考えられる。実際に本稿の方式を適応するためには、十分な量の学習データが必要となると考えられる。

8 まとめ

本稿では、GPS 非受信時において、ニューラルネットワークによる補正を行なう方式について検討した。また、ニューラルネットワークの出力形式の違い、絶対位置誤差の表現形式などの観点から性能評価を行ない、補正を行なわない場合より改善されることを示した。

今後の課題として、さらなる改善率の向上、少ない GPS データに対する学習法などが挙げられる。また、GPS 受信・非受信切り替わり時におけるナビゲーション制御の方式についても課題として挙げられる。

参考文献

- [1] Larry J.Levy, "The Kalman Filter: Navigation's Integration Workhorse" <http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/Levy1997/index.html>, 1997

- [2] S.Haykin, "Adaptive Filter Theory", Sep., 2001
- [3] Isaac Skog and Peter Handel, "A Low-Cost GPS Aided Inertial Navigation System For Vehicle Applications" *Proc. 13th European Signal Processing Conference: EUSIPCO'2005, Antalya, Turkey, Sep., 2005*
- [4] J.J.Wang, J.Wang, D.Sinclair, and L.Watts, "A Neural Network and Kalman Filter Hybrid Approach for GPS/INS Integration" *12th IAIN Congress 2006 International Symposium on GPS/GNSS, Jeju, Korea, pp.277-282, Oct., 2006*
- [5] 新谷 敏弘, 中山 謙二, 平野 晃宏, 谷野 英樹, 鶴見 潔, 浅田 博重, "カルマンフィルタによる推測航法システムにおけるジャイロゲイン推定に関する検討" 第 22 回信号処理シンポジウム, Nov., 2007