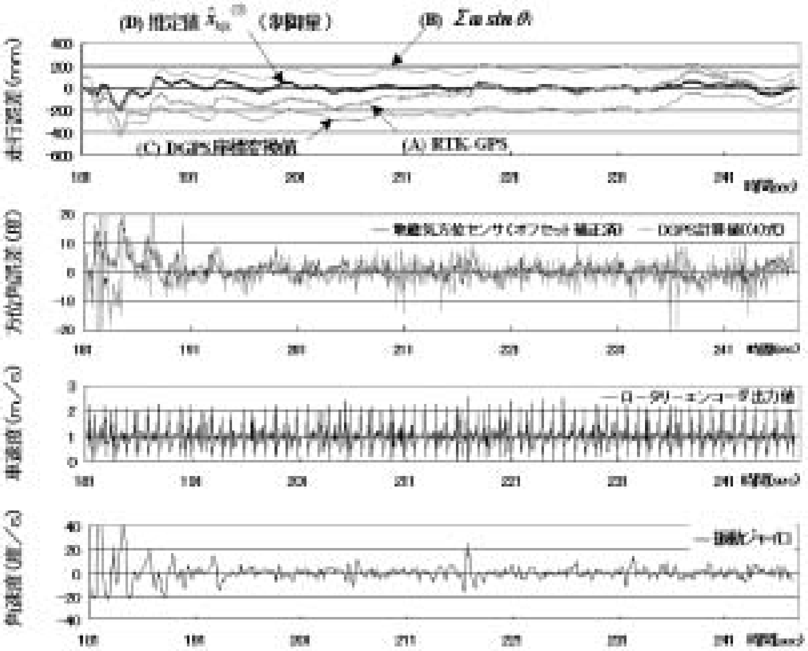

図 4.11　フィルタ推定値による走行試験結果（フィルタ入力値および推定結果）

安定して走行させることができた。さらに，12 回の走行試験で発生した走行誤差は最大 1.1m であった。耕耘作業，牧草地での施肥作業，融雪剤散布作業等に展開可能である。

また，カルマンフィルタを用いることで，出力値に不連続性を有する DGPS を自律走行制御用位置センサとして使用することが可能となった。これは 600m 以上の長距離走行時でも走行誤差が漸増しないことを意味する。走行試験場所が確保され次第，実証走行試験を行っていきたい。

参考文献

1）中西洋介ほか 9 名：農作業車両自律走行作業支援システムの開発，北海道立工業試験場報告 No300，pp43-51，(2001)
2）野口昇他 4 名：NEDO 地域コンソーシアムで開発したロボットトラクタ（第 2 報）—動的経路生成法—，第 60 回農業機械学　会年次大会講演要旨，pp.265-266，(2001)
3）井上慶一ほか 4 名：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），農業　機械学会誌，Vol.61，No.4，pp.103-113，(1999)
4）西山　清：最適フィルタリング，倍風館，pp115-118，(2001)
5）片山　徹：新版応用カルマンフィルタ，朝倉書店，pp164-167，(2000)
6）椹木義一：確率システム制御の基礎，日新出版，(1987)

付録1　拡張カルマンフィルタ

Step 1：（カルマンゲイン）

$K_k = \hat{\Sigma}_{k|k-1} H^T [H \hat{\Sigma}_{k|k-1} H^T + \Sigma_{vk}]^{-1}$ §

Step 2：（観測更新アルゴリズム）

$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k [\bar{y}_k - H \hat{x}_{k|k-1}]$

$\hat{\Sigma}_{k|k} = \hat{\Sigma}_{k|k-1} - K_k H \hat{\Sigma}_{k|k-1}$

Step 3：（時間更新アルゴリズム）

$\hat{x}_{k+1|k} = f_k\ (\hat{x}_{k|k}) + D\vec{u}_k$

$\hat{\Sigma}_{k+1|k} = F_k \hat{\Sigma}_{k|k} F_k^T + \Sigma_{wk}$

ただし，$\hat{x}_{0|-1} = \bar{x}_0$，$\hat{\Sigma}_{0|-1} = \Sigma_{x0}$（初期値）

ここで，

$\hat{x}_{k|k}$　：観測値 y_0 ～ y_k が与えられ時の最小分散推定量（フィルタ推定値）

$\hat{\Sigma}_{k|k}$　：推定誤差共分散

K_k　：カルマンゲイン

Σ_{vk}　：$= E\{v_k v_k^T\}$

Σ_{wk}　：$= E\{w_k w_k^T\}$

F_k　：$f_k\ (\vec{x}_k)$ の $\hat{x}_{k|k}$ 近傍 Taylar 展開1次係数

$$F_k = \left(\frac{\partial f_k(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k} \right)_{\varepsilon_k = \hat{x}_{k|k}}$$

ただし，$f_k\ (\vec{x}_k) = f_k\ (\hat{x}_{k|k}) + F_k[\vec{x}_k - \hat{x}_{k|k}] + \ldots$

付録2　Joseph の安定化アルゴリズム

準備：観測行列，観測値，観測雑音共分散を

$$H = \begin{bmatrix} H(1) \\ \vdots \\ H(p) \end{bmatrix},\ \bar{y}_k = \begin{bmatrix} y(1) \\ \vdots \\ y(p) \end{bmatrix},\ \Sigma_{vk} = \begin{bmatrix} \sigma_v(1) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \sigma_v(p) \end{bmatrix}$$

とおく。

Step 1：（初期値設定）$\bar{x} = \hat{x}_{k|k-1}$，$\bar{\Sigma} = \hat{\Sigma}_{k|k-1}$ とおく。

Step 2：（観測更新アルゴリズム）$\hat{x} = \bar{x}$，$\hat{\Sigma} = \bar{\Sigma}$ とおき，

$i = 1$，…，p に対し，次式を繰り返し計算。

$f = \hat{\Sigma} H(i)^T$　　$(n \times 1)$

$\alpha = H(i) f + \sigma_v(i)$　　（スカラ）

$K = f/\alpha$　　$(n \times 1)$

$\hat{x} = \hat{x} + K[y(i) - H(i)\hat{x}]$　　$(n \times 1)$

$\hat{\Sigma} = (I - KH(i))\hat{\Sigma}(I - KH(i))^T + K\sigma_v(i)K^T$　　$(n \times n)$

Step 3：（時間更新アルゴリズム）

$\bar{x} = f_k(\hat{x}) + D\vec{u}_k$　　(n × 1)

$\bar{\Sigma} = F_k \hat{\Sigma} F_k^T + \Sigma_{wk}$　　(n × n)

結果：Step 1 ～ 3 により，

$\hat{x} = \hat{x}_{k|k}$，$\hat{\Sigma} = \hat{\Sigma}_{k|k}$　$\bar{x} = \hat{x}_{k+1|k}$，$\bar{\Sigma} = \hat{\Sigma}_{k+1|k}$

となる。