

地表面温度情報と Kalman Filter を用いた 土壌水分データ同化

Assimilation of soil moisture using surface temperature data and Kalman Filter

田中 賢治¹・中村 忠則²・椎葉 充晴³・池淵 周一⁴
Kenji TANAKA, Tadanori NAKAMURA, Michiharu SHIIBA and Shuichi IKEBUCHI

¹正会員 京都大学助手 防災研究所水資源研究センター (〒 611 宇治市五ヶ庄)

²正会員 大阪市

³正会員 京都大学教授 工学研究科土木システム工学専攻 (〒 606 京都市左京区吉田本町)

⁴正会員 工博 京都大学教授 防災研究所水資源研究センター (〒 611 宇治市五ヶ庄)

Initialization of soil moisture is important and difficult problem in numerical weather prediction model. In this study, we use thermal data to estimate soil moisture in land surface model (SiBUC). Temperature and soil moisture are closely related each other through evapotranspiration term which appears in both prognostic equations. So we use Kalman filter to connect these variables in this highly non-linear system.

First step is to formulate filtering system to be used in SiBUC model. State variables are three temperatures (T_c, T_g, T_d) and three soil moistures (W_1, W_2, W_3). System equations are prognostic equations of these variables. Observation vector is surface temperature (T_c, T_g) which are expected to be derived from satellite Infra-red image (e.g. GMS5-IR1, IR2).

Second step is to test the system by using the result of control run as observation vector. Changing the initial value of soil moisture, several simulations were executed. In all cases, the system worked to reduce the initial soil moisture error. The system is also tested in JSM-SiBUC coupled model.

Key Words : LSP, soil moisture, Kalman Filter, data assimilation

1. 序論

陸域表層の水分(表層土壌水分、積雪)が、大気とのエネルギー・水交換過程を通して、気候の形成やその変動、及び異常気象の発生をコントロールしていることが指摘されている。土壌水分量は、地表面の各種フラックスを調整し、地表付近の大気場に大きな影響を与え、さらには降水にまで影響を及ぼすことが様々な研究によって示されている。土壌水分量が変動する時間スケールは非常に長いため、初期値を誤ると長期間にわたり予報精度に影響を及ぼすことになる。ところが、土壌水分量の観測が行なわれている地点は限られており、また計測されているとしてもモデルで表現している格子スケールの平均量を観測しているわけではないので、数値予報において、土壌水分量の初期化が非常に重大な課題となっている。

土壌が乾いていると、顕熱は大きく潜熱は小さくなり、気温は高く相対湿度は低くなる。また、逆もそうである。このメカニズムを利用して、地表付近の気温と湿度の予報誤差(モデルの計算値と観測値の差)の線形結合により土壌水分量を修正する

手法(最適内挿法)が開発され、ECMWFとMeteo Franceの現業モデルで試験運用されている¹⁾²⁾。

陸面過程をより現実的に表現した多くのSVATS (Soil-Vegetation-Atmosphere Transfer Scheme)では土壌水分がモデルの中の様々な物理量に直接的、あるいは間接的に作用して、効果の現れ方が予測しがたい場合もある。著者ら⁷⁾は、陸面過程モデル(SiBUC)⁶⁾を使った数値シミュレーションにより、モデルで表現されている個々の物理プロセスをたどり、実際に土壌水分量と他の状態量やフラックスがどのようなメカニズムで関係するかを詳細に議論した。その結果

1. 土壌水分、温度、熱フラックスは非常に密接でかつ複雑な関係があること。
2. 土壌水分量の正確な値が必要な(つまりフラックスに対する感度が大きい)範囲は限定されており、修正をするならばこの範囲でのみ可能であること。
3. 湿潤側では土壌水分がどのような値でもフラックスにあまり差が出ず、土壌水分を修正するのは困難であり、また修正する必要もないこと。等が示された。

本研究では、陸面モデルの複雑な個々の物理プロセス (温度-フラックス-土壌水分の関係) を直接的に取り込んだ形で、正しく土壌水分量を推定する手法を開発することを目的として、Kalman のフィルタリング予測手法³⁾を陸面過程モデル (SiBUC) に応用する。

2. 陸面過程モデル SiBUC への Kalman Filter の導入

Kalman Filter は最初宇宙工学の分野で人工衛星の軌道推定に応用され、その後、制御工学、通信工学、経済学などにおける種々の統計的予測・推定問題に応用されている。

システムの状態方程式に外乱 (プロセスノイズ) があり、また観測にも誤差が避けられない場合に、観測データからシステムの状態量を時々刻々合理的に推定する方法が Kalman Filter で与えられる。定式化における主要な制約条件は、

- 系の状態方程式が正確に定義できていること
- プロセスノイズおよび測定誤差が、いずれも白色ガウス雑音であること

である。なお、Kalman Filter では観測値、状態量とも複数 (ベクトル) を取り扱え、状態方程式は非線形でもよい。したがって、土壌水分、温度 (状態量) の予報方程式で構成されている陸面過程モデルに Kalman Filter を導入し、状態量を推定することも可能である。

(1) 拡張 Kalman Filter

線形確率システムに対する Kalman Filter の誘導に関しては多くの文献⁹⁾で紹介されている。本節では、本研究で扱うような非線形システムに対する Kalman Filter について整理する。

$$\text{状態方程式: } x_{k+1} = f_k(x_k) + v_k \quad (1)$$

$$\text{観測方程式: } y_k = h_k(x_k) + w_k \quad (2)$$

ただし、 x は n 次元状態ベクトル、 y は m 次元観測ベクトル、 v, w はそれぞれプロセスノイズ、観測誤差であり、平均値 0、共分散行列 Q_k, R_k であるガウス確率ベクトルとする。 $f_k(x_k), h_k(x_k)$ はそれぞれ n 次元および m 次元非線形ベクトル関数であり、 x_k について微分可能であると仮定する。なお、本章で用いる記号の定義は表-1 にまとめている。

式 (1), (2) を推定値 $\hat{x}_{k|k}, \hat{x}_{k|k-1}$ のまわりに Taylor 展開する。

$$f_k(x_k) = f_k(\hat{x}_{k|k}) + F_k(x_k - \hat{x}_{k|k}) + \dots \quad (3)$$

$$h_k(x_k) = h_k(\hat{x}_{k|k-1}) + H_k(x_k - \hat{x}_{k|k-1}) + \dots \quad (4)$$

上式において、 F_k, H_k は各状態量の偏微分で定義

される行列である。

$$F_k = \left(\frac{\partial f_k}{\partial x_k} \right)_{x=\hat{x}_{k|k}} \quad (n \times n) \quad (5)$$

$$H_k = \left(\frac{\partial h_k}{\partial x_k} \right)_{x=\hat{x}_{k|k-1}} \quad (m \times n) \quad (6)$$

式 (3), (4) の高次の項を無視すると、式 (1), (2) から式 (7), (8) が得られる。

また、式 (9) のように η_k を定義すると、式 (10) が得られる。 y_k を観測すると η_k が計算されるので、式 (7), (10) は線形システムと同じ型のものとなる。

$$x_{k+1} = F_k x_k + v_k + f_k(\hat{x}_{k|k}) - F_k \hat{x}_{k|k} \quad (7)$$

$$y_k = H_k x_k + w_k + h_k(\hat{x}_{k|k-1}) - H_k \hat{x}_{k|k-1} \quad (8)$$

$$\eta_k = y_k - h_k(\hat{x}_{k|k-1}) + H_k \hat{x}_{k|k-1} \quad (9)$$

$$\eta_k = H_k x_k + w_k \quad (10)$$

したがって、非線形システム (式 (1)) に対する近似フィルタアルゴリズムは次式で与えられる。

フィルター方程式:

$$\hat{x}_{k+1|k} = f_k(\hat{x}_{k|k}) \quad (11)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k[y_k - h_k(\hat{x}_{k|k-1})] \quad (12)$$

カルマンゲイン:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T [H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k]^{-1} \quad (13)$$

推定誤差共分散行列:

$$P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q_k \quad (14)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1} \quad (15)$$

初期条件:

$$\hat{x}_{0|-1} = \bar{x}_0 \quad P_{0|-1} = P_0 \quad (16)$$

なお、 F_k, H_k は $\hat{x}_{k|k}, \hat{x}_{k|k-1}$ の関数であり、実際の観測値に依存するため、カルマンゲイン (K_k) をオフラインで計算しておくことはできない。

(2) 拡張 Kalman Filter の SiBUC への応用

土壌水分量の推定は SiBUC モデルの緑地の部分 (SiB⁴⁾) で行なう。したがって、状態量ベクトル x は温度と土壌水分の 6 つの予報変数で構成される。Kalman Filter を数値予報モデルに導入して土壌水分量を推定するためには、広域的に観測値が得られるものを観測ベクトル (y) として採用しなければならない。近年衛星リモートセンシング技術の発達により、表層土壌水分量を推定するアルゴリズムが開発されつつあるが、植生地において特に重要となる根領域の土壌水分 (W_2) を衛星から計測することは困難である。ただし、裸地面に関し

表-1 各表記法の定義と次元

記号	意味	次元
y_k	時刻 k における観測ベクトル	$m \times 1$
$\hat{y}_k$	時刻 $k-1$ までの値を使用した y_k の推定値	$m \times 1$
$\hat{x}_{k k-1}$	y_{k-1} までを使用した x_k の単純推定値	$n \times 1$
$\hat{x}_{k k}$	時刻 k における観測値を使用した x_k の最適推定値	$n \times 1$
H_k	観測行列 ($y_k = Hx_k + w_k$)	$m \times n$
F_k	状態推移行列 ($x_{k+1} = f_k(x_k) + v_k$, $F_k = \partial f_k / \partial x_k$)	$n \times n$
B_k	プロセスノイズ (外乱) v_k の係数行列	$n \times r$
R_k	観測ノイズ w_k の共分散行列	$m \times m$
Q_k	プロセスノイズ (外乱) v_k の共分散行列	$r \times r$
$P_{k k-1}, P_{k k}$	$\hat{x}_{k k-1}, \hat{x}_{k k}$ の推定誤差の共分散行列	$n \times n$
$N_{k k-1}$	$\hat{y}_{k k-1}$ の予測誤差の共分散行列 ($N_{k k-1} = H_k P_{k k-1} H_k^T + R_k$)	$m \times m$
K_k	カルマンゲイン (Kalman gain) ($K_k = P_{k k-1} H_k^T N_{k k-1}^{-1}$)	$n \times m$

ては多周波マイクロ波観測と水分熱結合輸送モデルに拡張カルマンフィルタを適用して、土壌水分の鉛直プロファイルを推定する手法が開発されつつある⁸⁾。表層土壌水分の影響は地面温度に、根領域の水分ストレスの影響はキャノピー温度にそれぞれ反映されているので⁷⁾、温度の情報を観測ベクトルに利用することにより、表層、根層の土壌水分を同時に推定することが可能となる。本研究では NOAA や GMS の赤外面像から入手することを想定して、地表面温度 (キャノピー温度 (T_c), 地温 (T_g)) を観測ベクトル (y_k) とする。これらは状態量でもあるので、観測方程式は線形となる (式 (25))。システムの状態方程式は各状態量の予報方程式 (式 (19)~(24)) である。本手法では、土壌水分の観測値を直接モデルに与えるのではなく 温度の情報から陸面過程モデルを通して土壌水分を推定できるのが大きな特徴である。

状態量ベクトル:

$$x = [T_c, T_g, T_d, W_1, W_2, W_3]^T \quad (17)$$

観測ベクトル:

$$y = [T_c, T_g]^T \quad (18)$$

状態方程式:

$$C_c \frac{\partial T_c}{\partial t} = R_{nc} - H_c - E_c \quad (19)$$

$$C_g \frac{\partial T_g}{\partial t} = R_{ng} - H_g - E_g - \omega C_g (T_g - T_d) \quad (20)$$

$$C_d \frac{\partial T_d}{\partial t} = R_{ng} - H_g - E_g \quad (21)$$

$$\frac{\partial W_1}{\partial t} = \frac{1}{\theta_s D_1} \left[P_1 - Q_{1,2} - \frac{E_g}{\lambda \rho_w} - E_{dc,1} \right] \quad (22)$$

$$\frac{\partial W_2}{\partial t} = \frac{1}{\theta_s D_2} [Q_{1,2} - Q_{2,3} - E_{dc,2}] \quad (23)$$

$$\frac{\partial W_3}{\partial t} = \frac{1}{\theta_s D_3} [Q_{2,3} - Q_3] \quad (24)$$

観測方程式:

$$y_k = Hx_k + w_k \quad (25)$$

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (26)$$

ただし、 D_i : 第 i 層の厚さ (m)、 $Q_{i,i+1}$: 第 i 層から第 $i+1$ 層への流量 (msec⁻¹)、 P_1 : 表層への降水の浸透 (msec⁻¹)、 $E_{dc,i}$: キャノピーの蒸散による土壌水分の第 i 層からの吸い上げ (msec⁻¹)、 Q_3 : 最下層からの重力排水 (msec⁻¹)

状態方程式を非線形ベクトル関数 $f_k(x_k)$ で表現し、プロセスノイズ (v_k) として境界条件である日射・大気放射の誤差を与える。温度 (熱収支) に直接影響を及ぼす下向き放射フラックスの各成分を r_k , その係数行列を B_k とおく。

$$x_{k+1} = f_k(x_k, r_k) = \quad (27)$$

$$f_k(\hat{x}_{k|k}, \hat{r}_{k|k}) + F_k(x_k - \hat{x}_{k|k}) + B_k r_k + \dots$$

F_k, B_k 行列は式 (28) のように表せる。ここで予報方程式中の各項が温度と土壌水分の関数であることに注意して、偏微分を計算する。

$$F_k = \begin{pmatrix} F_{1,1} & F_{1,2} & 0 & F_{1,4} & F_{1,5} & 0 \\ F_{2,1} & F_{2,2} & F_{2,3} & F_{2,4} & F_{2,5} & 0 \\ F_{3,1} & F_{3,2} & F_{3,3} & F_{3,4} & F_{3,5} & 0 \\ F_{4,1} & F_{4,2} & 0 & F_{4,4} & F_{4,5} & 0 \\ F_{5,1} & F_{5,2} & 0 & F_{5,4} & F_{5,5} & F_{5,6} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & F_{6,5} & F_{6,6} \end{pmatrix} \quad (28)$$

$$B_k = \begin{pmatrix} B_{1,1} & B_{1,2} & B_{1,3} & B_{1,4} & B_{1,5} \\ B_{2,1} & B_{2,2} & B_{2,3} & B_{2,4} & B_{2,5} \\ B_{3,1} & B_{3,2} & B_{3,3} & B_{3,4} & B_{3,5} \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad (29)$$

例えば,

$$F_{1,1} = 1 + \frac{1}{C_c} \left(\frac{\partial R_{nc}}{\partial T_c} - \frac{\partial H_c}{\partial T_c} - \frac{\partial E_c}{\partial T_c} \right) \Delta t$$

$$\frac{\partial R_{nc}}{\partial T_c} = -8\delta_t \sigma T_c^3 V_c$$

$$\frac{\partial H_c}{\partial T_c} = \frac{2}{r_b} \left(1 - \frac{\frac{2}{r_b}}{\frac{2}{r_b} + \frac{1}{r_d} + \frac{1}{r_a}} \right)$$

$$\frac{\partial E_c}{\partial T_c} = \frac{\rho_a C_p}{\gamma} \left[\frac{1}{r_b + r_c} \left(\frac{\partial e_s(T_c)}{\partial T_c} - \frac{\partial e_{ag}}{\partial T_c} \right) + \dots \right]$$

v_k の共分散行列 Q_k は式 (30) で表現できる。ただし、ここでの Q は互いに無相関な 5×5 の対角行列で、フラックスの 2% (1000 W/m^2 で 20 W/m^2) で与えている。

$$Q_k = B_k Q B_k^T \quad (30)$$

SiBUC にフィルタリング・予測理論を適用し、土壌水分量を修正する手順は次のようになっている。概念図は図-1 に示しており、網目のかかった部分は SiBUC の中のサブルーチンである。本システムでは、フィルタリング時刻 k での状態量推定値を修正し、次のタイムステップ $k+1$ での状態量は、SiBUC の温度、土壌水分更新サブルーチン (tempga, wcon) で計算する。

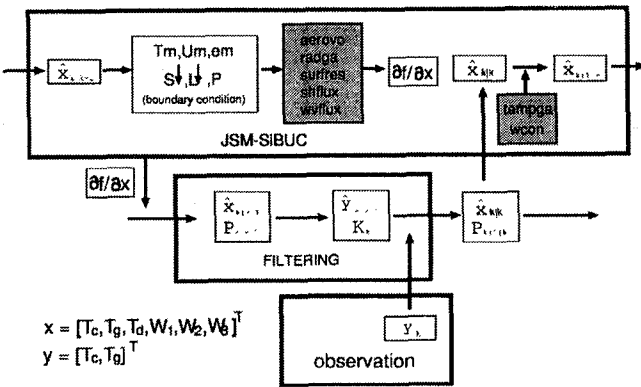


図-1 JSM-SiBUC におけるフィルタリングアルゴリズム

(a) 状態量の初期推定値・初期共分散を与える。

$$\hat{x}_{0|-1} = \hat{x}_0, P_{0|-1} = P_0, k = 0 \quad (31)$$

(b) 陸面モデルで x_k の単純推定値 ($\hat{x}_{k|k-1}$), y_k の予測値 ($\hat{y}_{k|k-1}$) を計算する。

$$\hat{y}_{k|k-1} = H_k \hat{x}_{k|k-1} + \bar{w}_k \quad (32)$$

(c) 時刻 k の観測値ベクトル y_k を入手し、カルマンゲイン (K_k), と x_k の最適推定値 ($\hat{x}_{k|k}$) を求める。

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (33)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (34)$$

(d) 次のステップに備えて推定誤差の共分散行列を計算し、記憶しておく。

$$P_{k+1|k} = F_k (P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1}) F_k^T + Q_k \quad (35)$$

(e) $k+1$ をあらためて k とし、(b) に戻る。

3. Kalman Filter の適用結果

(1) SiBUC 1 次元での Kalman Filter の評価

Kalman Filter のシステムを JSM88-SiBUC に取り込む前に、陸面モデル SiBUC を単独でドライブし、その性能を確認する。その際、状態量の真値が必要になるが、湿潤状態から乾燥状態へ移行する境界点である $\psi_1 = \psi_{c1}$ (葉の気孔が閉じ始める時の水分ポテンシャル) となるような土壌水分量を初期値として **control-run** を実行し、その時の地表面温度 (T_c, T_g) を観測ベクトル (y_k) とする。

初期値を乾燥側に設定した場合の第 1, 2, 3 層の土壌水分量の **control-run** との差 ($W_i - W_{i\text{ctl}}$) の経時変化図を図-2, 3 に示す。図-2 では Filtering が比較的うまく機能しており、第 1, 2 層の値は **control-run** (真値) に近付いている。図-3 は失敗例であり、第 1, 2 層とも湿潤側に修正され過ぎている。これは状態量に関する偏微分項 ($\partial f / \partial x$) が非常に大きくなってしまったためである。さらに、いったん湿潤側に修正してしまうと、湿潤側では感度が小さいために、真値 ($W_{i\text{ctl}}$) に漸近するまで時間がかかる。また、第 3 層の土壌水分量は、他の状態量との相関がほとんどないために、状態推移行列 (F_k) の W_3 に対応する成分が小さくなり、filtering による修正が見られない。すなわち、 W_1, W_2 が湿潤になっても W_3 は乾燥状態のままで、不自然なプロファイルとなる。

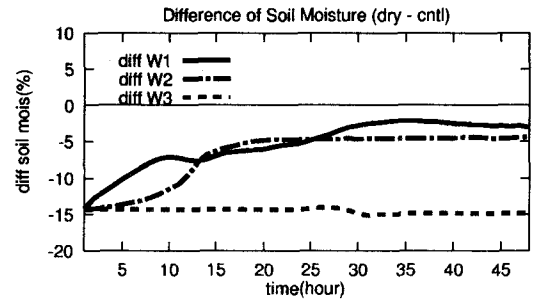


図-2 待機点なしの Filtering (成功例)

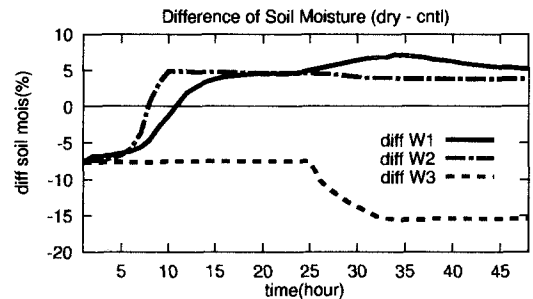


図-3 待機点なしの Filtering (失敗例)

以上を踏まえて、Kalman Filter を適用する上で以下の制約条件を設けた。

- filtering によって乾燥側の水分量が湿潤側に修正され過ぎることを防ぐために、 W_1, W_2 に関しては、湿潤領域に入る手前 (W_{1cr}, W_{2cr}) で待機させる (図-4 参照)。
- 第3層土壌水分 (W_3) は修正されずに取り残され、不自然になるため、 W_2 から ψ の線形プロファイルを仮定して W_3 を算定する。

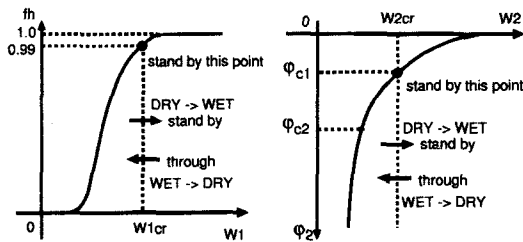


図-4 土壌水分の待機点

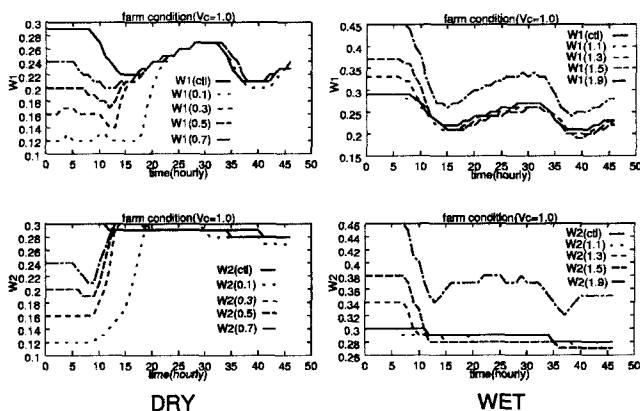


図-5 Filtering による土壌水分量の時間変化

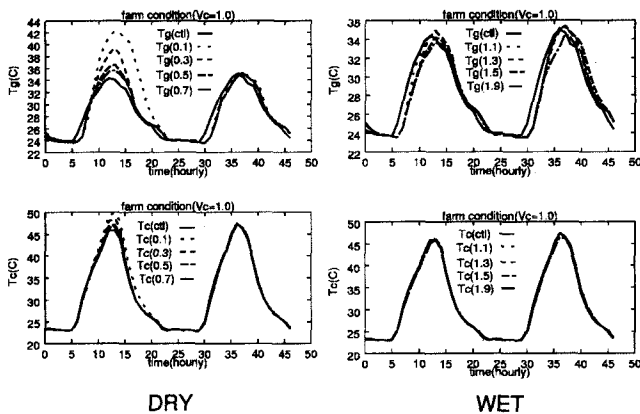


図-6 Filtering による表面温度の時間変化

図-5, 6に、状態量のフィルタリングによる時間推移を示した。乾燥側からの土壌水分は、2日目にはいる前に **control-run** 値にほぼ等しくなるまで修正されていた。湿潤側からの土壌水分は、徐々に漸近している様子が見てとれる。

表面温度 (キャノピー温度 T_c ・地表面温度 T_g) は、乾燥側で2日目にはほぼ **control-run** と同じ軌道で時間変化しており、フィルタリングによる効果が現われている。なお、湿潤側では最初から

control-run との差は小さい。

以上簡単ではあるが、Filtering システムの性能が確認できたので、大気陸面結合モデル (JSM88-SiBUC)⁵⁾ への導入を図る。

(2) JSM88-SiBUC 結合モデルへの Kalman Filter の導入と評価

計算対象期間は1997年7月19日00UTCから96時間積分であり、土壌水分の効果が現れやすい晴天弱風条件にある以下の3領域

- 緯度 $45 \sim 47^\circ$, 経度 $127 \sim 130^\circ$
- 緯度 $42 \sim 45^\circ$, 経度 $112 \sim 116^\circ$
- 緯度 $35 \sim 35.5^\circ$, 経度 $133 \sim 136^\circ$

の土壌水分の初期値のみを変化させた identical twin の数値計算 (**control-run, filtering on**) を実行する。さらに Filtering の効果を見るために、Filtering システムを通さない計算 (**filtering off**) も実行した。

- control-run**: 観測ベクトルならびに状態量の真値を得るための計算
- filtering on**: 土壌水分の初期値を変え、1時間間隔で Kalman Filter をかける計算
- filtering off**: (b) と同じ初期値で、Filter をかけない計算

観測ベクトル y_k には、**control-run** の出力値に乱数をのせ、実際の観測状況に近くなるように配慮する。すなわち、区間 (0,1) の一様分布から、与えられた初期値の個数 n の疑似乱数 (R) を合同的に発生させ、 $(R-0.5) \times \text{誤差} \times 2$ を出力値に加える。

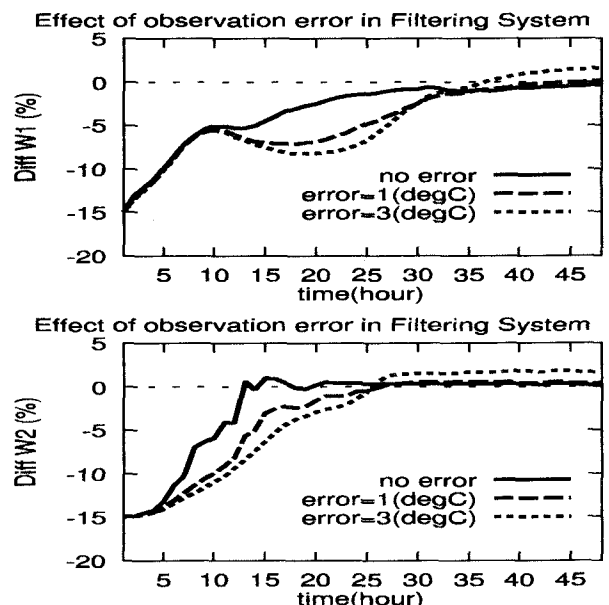


図-7 観測ベクトル (T_c, T_g) の誤差が Filtering に与える影響 (上: W_1 , 下: W_2 , 地点は E128, N46)

図-7は土壌水分の **control-run** との差の経時変化であり、それぞれ観測ベクトルに与える誤差の大きさ(観測精度)が違う。誤差が3度の場合、修正の立ち上がりが少し遅いが、48時間後には誤差がない場合とほぼ同じ軌道に乗っている。すなわち、温度の観測精度が3℃程度でも、Kalman Filterは十分に機能して、良い推定値を計算できる。

以後に示す結果はいずれも観測誤差3℃の観測ベクトルを用いて Filtering したものである。

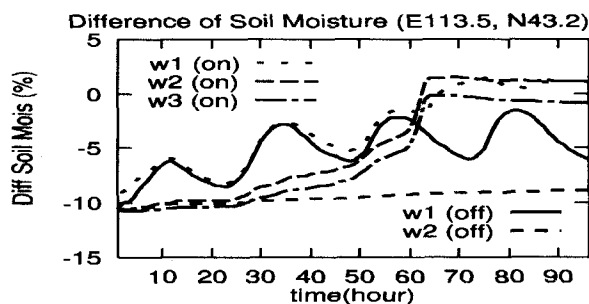


図-8 土壌水分量の経時変化 (E113.5, N43.2)

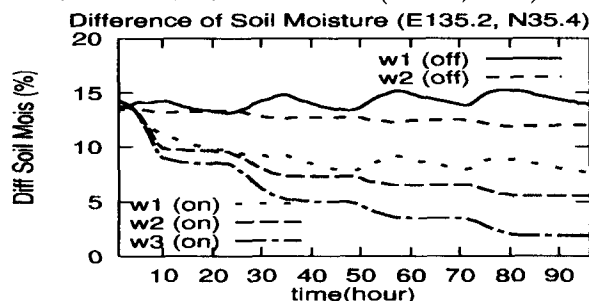


図-9 土壌水分量の経時変化 (E135.2, N35.4)

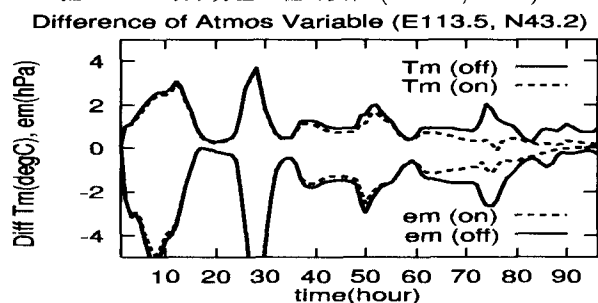


図-10 T_m, e_m の経時変化 (E113.5, N43.2)

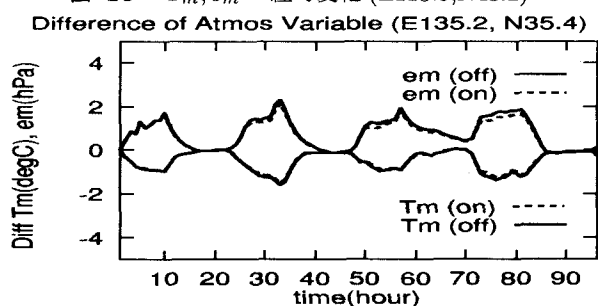


図-11 T_m, e_m の経時変化 (E135.2, N35.4)

図-8,9は、それぞれ領域2,3の代表地点における土壌水分(**control-run**との差)の経時変化図である。図-8では62時間頃(3日目)に真値に到達し、以後は真値に近い値で推移している。湿潤領域である領域3(図-9)を見ると、96時間後(5日目)でも修正を続けており、ゆっくりではあるが、真値に向かって確実に近付いている様子がわかる。

図-10,11は、気温・水蒸気圧(**control-run**との差)の経時変化図である。乾燥側(図-10)では日を追うごとに予報精度が改善されていく様子がよくわかる。湿潤側(図-11)では土壌水分が改善されているにもかかわらず、気温・湿度への効果は小さい。

4. 結論

本研究では、陸面過程モデル SiBUC に Kalman のフィルタリング予測手法を導入し、モデルの物理過程を損なわない形でモデルで予報された土壌水分量の誤差を温度の情報から修正するシステムを構築した。

今後の課題として、実際の観測データ(地上観測、衛星観測)を使って本システムを検証し、現業の予報モデルにも適用できるようにシステムの改良を進めて行きたい。

参考文献

- 1) Giard, D. et al., Implementation of a new assimilation scheme for soil and surface variables in a global NWP model, *Mon. Wea. Rev.*, submitted.
- 2) Douville, H. et al., Sequential soil moisture analysis in the presence of internal and prescribed errors using the ECMWF single column model, *Mon. Wea. Rev.*, submitted.
- 3) Kalman, R.E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, *J. Basic Eng.*, vol. 82D, No. 1, 35-45, 1960.
- 4) Sellers, P.J. et al., A simple biosphere model (SiB) for use within general circulation models, *J. Atmos. Sci.*, 43, 505-531, 1986.
- 5) 田中賢治他: SiBUC-JSM88 結合モデルのテストラン, 京大防災年報, 第41号, B-2, pp135-154, 1998.
- 6) 田中賢治他: 琵琶湖プロジェクトの陸面過程モデリング, 水工学論文集, 第42巻, pp79-84, 1998.
- 7) 田中賢治他: 陸面過程モデルにおける土壌水分量の役割, 水工学論文集, 第44巻, pp157-162, 2000.
- 8) 中村元・虫明功臣: 多周波マイクロ波放射観測による土壌水分プロファイル逆探の提案-拡張カルマンフィルターの適用-, 土木学会論文集, No.628/II-48, pp21-30, 1999.
- 9) 片山徹: 応用カルマンフィルタ, 朝倉書店, 1983.

(2000.10.2 受付)