

칼만 필터를 이용한 최고/최저 기온 예보

이민영 · 이동일 · 이우진

기상청 수치예보과
(1999년 2월 25일 접수)

The Forecasting the Maximum/Minimum Temperature Using the Kalman Filter

Min-Young Lee, Dong-Il Lee and Woo-Jin Lee

Numerical Weather Prediction Division, Korea Meteorological Administration, Seoul, Korea

(Manuscript received 25 February 1999)

Abstract

The Kalman filter (KF) is an algorithm based on the Markov property for the state space model. It has been widely used in diverse disciplines including control engineering, aerospace tracking, signal processing for underwater sonar, and other physical sciences.

The KF is applied to the statistical interpretation of numerical weather prediction model output to derive the forecast of max./min. temperature at a given locality. The performance of the KF model is assessed in terms of RMSE, and compared with the perfect prognostic method (PPM).

1. 서 론

대기경계층은 대기의 최하단부 1~2 km로 지표에서의 열, 수증기의 운동량에 가장 직접적으로 영향을 받는 지역이다. 특히 지표면으로부터 10~30 m의 지표층은 지표면의 영향이 큰 지역으로서, 이 층 내에서는 운동량, 열 등의 연직수송률의 연직방향의 변화가 적다. 이 층에서는 대기의 운동이 혼돈적이므로 그 변화를 예측하는데 많은 어려움이 있다.

역학적 수치 모델은 바람, 온도 등과 같은 기본 기상 변수를 유한의 격자 간격으로 예보하기 때문에 특정 지점의 일 최고/최저 기온, 강수확률, 시정, 안개 등과 같은 상세한 기상 요소에 관한 예보를 위해서는 통계 예보 모델을 이용하는 것이 불가피하다. 지상기온을 예측하는 노력들은 오래전부터 기상학자들로부터 다양한 방법을 통해 이루어져 왔는데, 그 중에서도 회귀모형이 오랫동안 사용되어왔다.

Klein 등(1959)은 수치예보 모델이 실제의 대기상태를 완벽하게 예보한다고 가정하고, 기후자료를 사용하여 회귀분석을 통해 만든 예보식에 수치모델 자료를 활용함으로써 예보자료를 생산하였다. 또한 예보식에 기압면의 두께를 적용시키는 등 최고/최저 기온 예측을 위해 계속적으로 연구하였다. 이 방법은 수치예보 모델이 완벽하게 미래를 예측할 수 있다는 가정을 하

기 때문에 PPM(Perfect Prognostic Method)라고 불린다(Klein *et al.*, 1966; Klein and Lewis, 1970). 하지만, 완벽한 수치예보 모델은 존재하지 않으며, 수치예보 모델의 예보능력이 떨어지면 PPM을 사용한 예보결과도 함께 떨어지는 단점이 있다. 이 같은 문제를 해결하기 위하여 Glahn과 Lowry(1972)는 기후 자료 대신 수치예보 자료를 이용하여, 수치예보 모델 자체의 특성을 예보식 산출에 반영하였고, 그 후 여러 학자들에 의해서 최고/최저 기온은 물론 강수확률, 일조량등 다양한 피예보인자에 대한 모델이 구성되었다(Lemcke and Kruizinga, 1988; Ross, 1989, 1992; Kok and Kruizinga, 1992). 이 방법은 MOS(Model Output Statistics)이라 불린다.

MOS는 수치예보 모델 출력자료 자체가 예보식 산출에 반영되었기 때문에, 충분한 기간의 수치예보 모델 결과가 저장되어 있어야 할 뿐 아니라 수치예보 모델이 변경될 때마다 예보식을 재수립해야 하는 단점을 가지고 있다(조주영과 최준태, 1993). 현재 기상청에서는 중회귀분석을 이용하여 수립한 PPM 최고/최저 기온 예보 모델을 운영하고 있다.

최고/최저 기온과 같이 비선형적인 형태를 갖는 자료를 PPM이나 MOS와 같이 중회귀분석법이나 로지스틱(logistic) 모형 등의 선형적인 자료를 다루는 방법으로 모델화하는 것은 수시로 변화하는 혼돈적 온도

를 갖는 대기운동을 설명하는데 있어서 한계를 노출시켜 예보성능을 떨어뜨릴 가능성이 있다. 비선형적인 성질을 갖는 기상 자료의 모델화를 위해서, 또한 역학 모델에서 제공하는 기온값의 체계적 오차를 효과적으로 제거하기 위한 방법으로 칼만 필터에 대한 연구가 기상분야에서 활발하게 이루어지고 있다(Persson, 1991; Kilpinen, 1992).

칼만 필터(Kalman filter) 방법은 1960년대 초 헝가리 태생 미국 통계학자인 칼만에 의해서 개발되었다(Kalman, 1960; Kalman and Bucy, 1961). 1969년 아폴로의 달 비행유도에 처음 응용된 이후 공학, 물리학, 우주 궤도추적, 수중음파탐지, 단기예측, 수명분석 등 여러 분야에서 응용되어 왔고, 1980년 이후에는 날씨의 객관분석에도 응용되었다(Meinhold and Singpurwalla, 1983).

Ghil과 Malanotte-Rizzoli(1991)은 객관분석에서 가중치의 최적화를 용이하게 구하는 방법으로 칼만 필터를 제시한 바 있고, 덴마크 기상연구소(Simonsen, 1991), 스웨덴 기상수문연구소(Persson, 1991), 1994년 영국 기상청(Ross and Strudwicke, 1994) 등에서 각각 지표면에서의 피예보인자 예측, 기온 예측, 강수확률 예측실험에 칼만 필터를 적용한 바 있다.

칼만 필터는 평활이 아닌 투사 예측(projection)의 성질을 갖는 통계적 예보기법으로서, 최근의 관측값을 이용하여 모델값과 기온과의 상관관계를 최적으로 보정할 수 있다. 칼만 필터는 MOS처럼 역학모델의 예보값을 십분 활용하면서도 PPM처럼 수치모델의 변경에 따라 예보식을 수정할 필요가 없어서 위의 두 방법의 장점을 모두 취하고 있다. 그렇기 때문에 역학모델로부터 나오는 예보자료가 갖는 체계적인 오차를 칼만 필터가 효과적으로 보정할 수 있는 것이다.

본 연구에서는 칼만 필터 모델에 대한 전반적인 내용을 기술하고, 칼만 필터를 이용하여 생산한 기온 예보 모델의 검증 결과를 제시, 기존의 PPM 예보결과와 비교하고, 구체적인 사례를 통하여 칼만 필터를 이용한 기온 예보 모델의 특징을 살펴 보고자 한다.

2. 칼만 필터 모델의 기본 개념

2.1 모델구성

동시에 진행되는 둘 이상의 시계열 자료를 다변량

시계열이라고 하며, 칼만 필터는 이러한 다변량 시계열 분석에 쓰인다. 두 개의 확률변수의 시계열 $\{\theta_t, t=1, 2, \dots\}$ 와 $\{Y_t, t=1, 2, \dots\}$ 를 생각해 보자. 이들은 아래와 같이 Y_t 는 θ_t 에 영향을 받으면서 움직이고, θ_t 는 바로 전 시점의 자료인 θ_{t-1} 와 일정한 관계를 이루고 있다고 가정해 보자.

$$Y_t = F_t \theta_t + v_t, \quad (1)$$

$$\theta_t = G_t \theta_{t-1} + w_t. \quad (2)$$

여기서 Y_t 는 관측값이고, θ_t 는 F_t 를 통해서 Y_t 와 대응되는 양으로 일반적으로 관측되지 않는 양이다. v_t 와 w_t 는 각각 관측오차와 가중치의 예측오차를 의미하며, 평균이 0이고 분산이 각각 V_t , W_t 인 정규분포를 따른다고 가정한다.

방정식 (1)과 (2)를 따로 떼어놓고 보면, (1)은 F_t 가 독립변수, Y_t 가 종속변수인 선형 회귀 모형의 형태이고, (2)는 제 1차 자기회귀 모형 AR(1)을 이루고 있다. 여기서 주목할 것은 한 모형에서는 모수로 사용되는 θ_t 가 다른 모형에서는 시간적으로 종속된 확률변수로 사용된다는 점이다.

위의 (1), (2)로 이루어진 모형을 상태공간모형(state space model)이라고 하며, 칼만 필터는 이 모형의 처리를 위한 알고리즘이다.

2.2 처리방정식(칼만 필터 알고리즘)

G_t , F_t , V_t , W_t 가 주어져 있을 때, 초기값 θ_0 , V_0 을 알면 베이저안 추론과 다변량 정규분포의 이론에 근거하여, 다음의 과정에 따라 반복적으로 예보값을 생산해 낼 수 있다(Wei, 1990; Meinhold and Singpurwalla, 1983).

시점 $t-1$ 에서의 관측값들의 벡터 $Y_{t-1} = \{Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_1\}$ 가 주어져 있을 때의 θ_{t-1} 의 조건부 분포를 θ_{t-1} 의 사후분포라 하며, 이는 평균이 $\hat{\theta}_{t-1}$, 분산이 Σ_{t-1} 인 정규분포가 됨을 보일 수 있다. 그러므로,

$$Var(\theta_{t-1} | Y_{t-1}) = \Sigma_{t-1} \quad (3)$$

이다. θ_{t-1} 의 사후분포(posterior distribution)를 알 때, 식 (2)를 통해서 θ_t 의 사전분포(prior distribution)를 구할 수 있으며, 그 분산은 다음과 같다.

$$R_t = \text{Var}(\theta_t | Y_{t-1}) \quad (4)$$

$$= G_t \Sigma_{t-1} G_t' + W_t. \quad (5)$$

또한, t 시점에서 F_t 가 주어졌을 때의 Y_t 의 조건부 분포로부터

$$\text{Var}(Y_t | F_t) + V_t + F_t R_t F_t' \quad (6)$$

를 구할 수 있으며, 관측값과 예측값의 오차가

$$e_t = Y_t - F_t G_t \hat{\theta}_{t-1} \quad (7)$$

일 때, 최종적으로 평균이

$$\hat{\theta}_t = G_t \hat{\theta}_{t-1} + R_t F_t' (V_t + F_t R_t F_t')^{-1} e_t \quad (8)$$

이고, 분산이

$$\Sigma_t = R_t - R_t F_t' (V_t + F_t R_t F_t')^{-1} F_t R_t \quad (9)$$

인 θ_t 의 사후분포를 구할 수 있다. 위의 절차에 따라 구한 $\hat{\theta}_t$ 를 이용하여 Y_{t+1} 을 예측하면 다음과 같다.

$$\hat{Y}_{t+1} = F_{t+1} \cdot \hat{\theta}_t.$$

계속적으로 매 시점에서 G_t , F_t , V_t , W_t 가 입력되고 Y_t 가 관측되면, 반복해서 $\hat{\theta}_{t+1}$, \hat{Y}_{t+2} , $\hat{\theta}_{t+2}$, \hat{Y}_{t+3} ... 를 구할 수 있다.

3. 최고/최저 기온 예보 실험

3.1 예보식의 구성

식(1), (2)를 최고/최저 기온 예보에 적용하기 위하여 Y_{t+1} 은 예보하려는 최고 또는 최저 기온값이라고 하자. F_t 는 알고 있는 정보들을 나타내는 벡터이다. 알고 있는 정보들이란 예보인자에 해당되는 값들인데, 역학적 수치예보 모델에서 나오는 출력값과 최신 관측 기온값으로 이루어진다. 칼만 필터를 이용한 기온 예보는 이러한 알고 있는 각각의 정보에 대해 적절한 가중치를 줌으로써 알지 못하는 미래의 실제기온에 대한 예보값을 생산해내는 구조를 가진다.

예보인자로 쓰이는 모델 출력값은 기상청의 제한지역 모델(Redional Data Assimilation and Prediction System, RDAPS)의 시그마 최하층 기온값으로서(조주영 외, 1996), 피예보인자의 대상지점 각각을 둘러싸고 있는 가장 가까운 4개의 격자점에서

의 선형내삽에 의해서 구해진다. 그리고, 예보의 초기 시각인 00, 12UTC로부터 예보자료의 선행시간이 각각 18, 30, 42시간일 때의 자료를 이용하여 00UTC 예보에서는 +1일 최저/최고, +2일의 최저 기온 예보, 그리고 12UTC에는 +1일의 최고, +2일의 최저/최고 기온 예보가 각각 산출되도록 하였다(Fig. 1 참고).

또 하나의 예보인자인 최신 관측 기온값은 00UTC 예보에는 03UTC의 기온이, 12UTC의 예보에는 15UTC의 기온이 필요하다. 이는 현재 컴퓨터의 처리 속도상 수치모델의 수행완료 및 출력시간이 예보 초기 시각으로부터 5시간 30분 정도 이기 때문이며, 최신의 기온을 사용하는 것은 기온의 변화 경향을 효과적으로 반영하기 위함이다.

F_t 를 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$F_t = \begin{pmatrix} 1 \\ \text{RDAPS 모델 출력값} \\ \text{최신 관측 기온값} \end{pmatrix}.$$

그러므로 식 (1)을 다시 표현하면 다음과 같다.

$$Y_t(\text{실제기온}) = \theta_t^{(1)} + \theta_t^{(2)} \cdot F_t(\text{모델출력값}) + \theta_t^{(3)} \cdot F_t(\text{최신관측기온값}).$$

여기서 θ_t 는 앞에서 언급한 알고 있는 정보에 부여하는 가중치이다. θ_t 는 전시점의 θ_{t-1} 와 행렬 G_t 의 곱으로 나타내지는데, G_t 는 이론적으로 도출해내기 어려우므로 보통 Simonsen(1991)과 Persson(1991)에서와 같이 단위행렬 I를 사용한다. 즉, 오늘의 기온을 예측할 경우에는, 어제 기온을 예측할 때의 가중치에 오차항만을 더한 값을 사용한다.

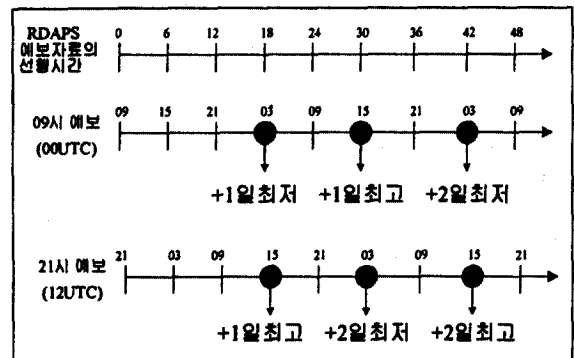


Fig. 1. Numerical weather prediction data of RDAPS and predictor of Kalman filter model

V_t , W_t 는 각각 측정오차와 가중치의 예측오차의 분산이다. 칼만 필터는 관측자료의 초기치에는 그다지 영향을 받지 않는다. 몇번의 반복수행을 거치면, 안정적으로 근사시킬 수 있다(Meinhold and Singpurwalla, 1983). V_t , W_t 의 초기치는 결과에 영향을 미치며, 각각의 분포를 구해내는 것은 매우 중요한 작업이다. 그러나 V_t , W_t 는 실제적으로 오차항의 분산이므로 이론적인 유도과정을 통하여 시점 t 에서의 분포 자체를 완벽하게 구해내는 것은 어렵다. 현재까지의 대부분의 연구에서는 경험적 실험에 의하여 초기분산을 구하고, 시점 t 의 변화에 관계없이 사용하여 왔다.

Homleid(1995)는 노르웨이의 240개 지점에 대하여 최고/최저 기온을 칼만 필터 알고리즘에 적용시키는데 있어서 V_t 와 W_t 의 초기값을 지점별, 계절별, 월별에 따라 각각 다르게 두고 결과를 비교하였으며, 특히 함수 W/V 가 칼만 필터의 반응시간에 어떠한 영향을 미치는가를 연구한 바 있다.

본 연구에서는 V_t , W_t 의 초기치를 위한 실험을 하여 최적의 상태를 보장하는 한 가지 경우를 선택하였다. 마찬가지로 반복 근사과정을 수행하는 동안 시점 t 에 따라 변하지 않는다고 가정하고, 다음과 같이 Simonsen(1991)과 동일하게 초기분산을 두었다.

$$V_0 = 2.$$

$$W_0 = \begin{pmatrix} \frac{4}{365} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{365} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{365} \end{pmatrix}.$$

3.2 예보 검증

3.2.1 시평균적 특징

칼만 필터 예보 모델의 검증을 위해 사용된 자료는 1998년 6월 14일부터 9월 21일까지 100일간의 서울 지점 기온자료로서, PPM의 기온 예보값을 비교치로 사용하였다. 예보검증 변수는 RMSE(Root Mean Square)를 사용하였으며 다음의 식과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{N}}$$

여기서 N 은 데이터 수, \hat{Y}_i 은 예측값 그리고 Y_i 는 실

제 관측값이다.

Fig. 2는 00UTC에 다음날 최저 기온에 대하여 칼만 필터와 PPM에 의해 예측된 기온과 실제기온을 나타낸 것이다.

PPM은 기후값을 이용하기 때문에, 9월에 나타난 이상 고온 현상을 반영하지 못하고 계속 기온이 떨어지는 것으로 예측한 반면에, 칼만 필터에서는 최근의 날씨 경향을 상당히 반영하여 비교적 정확하게 예측되었다. 그러나 8월의 시계열을 보면 PPM이 실제 기온에 가깝게 예측되었고, +1일 최고, +2일 최저 기온 예보에서도 비슷한 양상을 보였다.

Table 1은 00UTC에서 PPM과 칼만 필터가 예측한 최저 기온에 대한 RMSE이다. PPM은 00UTC에서 +2일 최저 예보값을 생산하지 않기 때문에 전날 12UTC에서 예측한 값을 사용하였다. RMSE에서는 칼만 필터가 PPM보다 좋은 결과를 보였다.

Fig. 3은 그동안의 시험운영을 거쳐 실제 정규운영이 시작된 칼만 필터를 이용한 기온예보에서 산출된 전국 30개 지점의 1999년 1월에서 3월까지의 칼만 필터 예보값의 RMSE와 BIAS, 그리고 Priestley skill score이다. RMSE와 bias는 예보 실용성을, Priestley skill score는 예보식의 성능을 판단하기 위하여 사용하였다. 여기서 P 는 $P=1$ 이면 완벽한 예

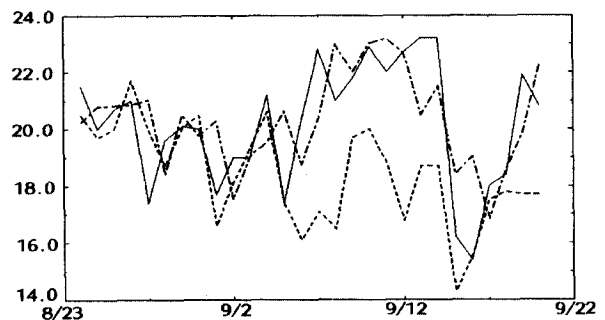


Fig. 2. Minimum temperature forecasting for 24hr ahead for observation (solid), KF (dash-dot) and PPM (dot).

Table 1. The comparison of the RMSE to the prediction values by Kalman filter with the RMSE to PPM (June 14, 1998 - Sep. 21, 1998)

| 예보요소 | PPM | 칼만 필터 |
|--------|-------|-------|
| +1일 최저 | 1.836 | 1.533 |
| +1일 최고 | 2.463 | 1.716 |
| +2일 최저 | 2.432 | 2.047 |

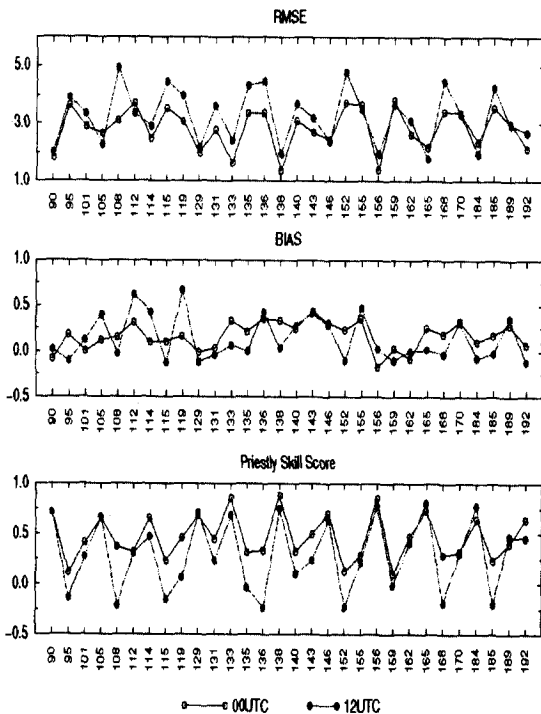


Fig. 3. Verification results for +18h temperature forecasting from Jan. 1, 1999 to Mar. 31, 1999. Ordinate represent the spatial identification number.

보이고, $P \leq 0$ 이면 잘못된 예보이다.

Fig. 3에 있는 각각의 그림의 하단에 있는 숫자는 지점 고유 번호로서 Table 2와 같다. 여기에는 지점 별로 +18시간의 예보 결과만 나타내었다. 즉 00UTC인 경우에는 다음날 최저 기온 예보값을 검증한 결과이고, 12UTC의 경우에는 다음날 최고 기온 예보값을 검증한 결과이다. 여기에서 보인 +18시간 예보 뿐만 아니라, 보이지 않은 +30시간, +42시간 예보 모두에서 공통적으로 나타나는 현상은 각 지점별 · 시간별 칼만 필터의 가중치가 독립적으로 계산됨에도 불구하고 예보 성능의 검증 결과의 패턴이 동일하다는 것이다. 결과를 토대로 예보가 잘 맞는 지점과 잘 맞지 않는 지점에 대하여 분류하고, 이것을 지형적, 환경적으로 존재하는 숨은 요건과 결합하여 알고리즘에 반영시킨다면, 더욱 정확한 예보를 생산할 수 있을 것이다.

3.2.2 사례분석

이 사례는 칼만 필터에 의한 최고/최저 기온 예보의 성능이 기상청에서 운영중인 PPM에 의한 최고/최저 기온 예보의 성능보다 우수한 1998년 9월 4일-8일의

Table 2. The station number

| 번호 | 지점 | 번호 | 지점 | 번호 | 지점 | 번호 | 지점 |
|-----|-----|-----|----|-----|----|-----|-----|
| 90 | 속초 | 95 | 철원 | 101 | 춘천 | 105 | 강릉 |
| 108 | 서울 | 112 | 인천 | 114 | 원주 | 115 | 울릉도 |
| 119 | 수원 | 129 | 서산 | 131 | 청주 | 133 | 대전 |
| 135 | 추풍령 | 136 | 안동 | 138 | 포항 | 140 | 군산 |
| 143 | 대구 | 146 | 전주 | 152 | 울산 | 155 | 마산 |
| 156 | 광주 | 159 | 부산 | 162 | 통영 | 165 | 목포 |
| 168 | 여수 | 170 | 완도 | 184 | 제주 | 185 | 제주고 |
| 189 | 서귀포 | 192 | 진주 | | | | |

Table 3. The real observations, the prediction values by KF and the prediction values by PPM ($^{\circ}\text{C}$) for the period from Sep. 4, 1998 to Sep. 8, 1998.

| 예보종류 | 9월4일 | 9월5일 | 9월6일 | 9월7일 | 9월8일 |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 관측값 | 21.20 | 17.40 | 20.30 | 22.80 | 21.00 |
| 칼만 필터 | 19.52 | 20.63 | 18.75 | 20.36 | 22.97 |
| PPM | 20.60 | 17.40 | 16.10 | 17.10 | 16.50 |

경우로서 칼만 필터의 특징을 잘 나타내었다(Table 3 참조).

전반적인 종관상태는 북태평양상에 위치한 태풍 REX의 이동이 매우 느리게 이동하기 때문에 전체적인 기압계의 이동이 매우 느리게 진행하였으며, 이에 따라 북한을 지나가는 기압골의 이동 역시 매우 느리게 진행되었다.

이 기간초에는 북한지방을 지나가는 기압골에 의하여 일시적으로 기온이 하강했다가 당시의 평균 상태를 유지하지만 PPM은 기온이 하강한 상태로 계속 유지되어 관측값과 4-5도 이상의 기온차를 보인다. 이러한 현상은, PPM은 모델의 체계적 오차를 고려하지 않은 상태에서 과거 기후자료로부터 얻어진 통계적인 관계식을 이용했기 때문에 발생한다. 5일에 기온값이 하강한 기압패턴이 6일에도 크게 바뀌지 않으므로 6, 7, 8일의 예보값에도 그대로 영향을 미쳐서 낮은 값을 예보하게 된다. 그러나 칼만 필터는 바로 전시간의 입력자료가 예보값에 크게 영향을 미치기 때문에 5일의 낮은 기온은 6일에만 반영되고, 바로 6일의 관측값이 7일 예보에 반영되어 관측값을 따라가게 된다. 따라서 종관현상에서 아주 짧은 단파의 영향을 칼만 필터에서는 반영을 하지만 PPM은 평균상태를 유지하며, 이번 경우처럼 짧은 시간에 변질되는 단파의 영향은 고려하지 못하게 된다. 즉 주기나 파의 급격한 변화에 대하

Table 4. The RMSE of the each specific case for the period from Jan. 3, 1999 to Feb. 28, 1999. For V_0 , it varies from 1.0 to 3.0 and for W_0 it varies from 0.6 to 1.4 times. i.e $W_{new} = \alpha W_0$.

| α | V_0 | 1.0 | 2.0★ | 3.0 |
|----------|-------|-------|-------|-------|
| 0.6 | | 3.372 | 3.309 | 3.262 |
| 0.8 | | 3.393 | 3.326 | 3.295 |
| 1.0★ | | 3.434 | 3.219 | 3.307 |
| 1.2 | | 3.453 | 3.372 | 3.334 |
| 1.4 | | 3.489 | 3.387 | 3.339 |

여 칼만 필터는 능동적으로 대응하게 되는 장점이 있는 것이다.

3.2.3. 민감도 실험

이 연구에서 보인 칼만 필터를 이용한 예측결과들은 V_t , W_t 의 초기값에 따라 달라질 수 있다. 초기값에 대한 민감도를 조사하기 위해 V_0 , W_0 값의 변화에 따라 기온의 예측 실험을 실시하였다.

기준값으로 Simonsen(1991)의 것을 채택한 후, V_0 는 기준값인 2에서 ± 1 씩 변화시켜고, W_0 는 기준값의 0.6에서 1.4배까지 변화시켰다. Table 4는 1999년 1, 2월의 서울의 +1일 최저 기온에 대한 RMSE이다. 결과를 통하여 볼 때, V_0 와 W_0 의 초기값을 변화시킴에 따른 기온 예측값의 RMSE가 0.1~0.2도 안팎의 차이만을 보이고 있음을 알 수 있다.

그러므로, 본 연구에서는 오차항의 분산인 V_t 와 W_t 를 변화시켰을 때, 주어진 초기값의 선택 여하에 따라 예측 결과가 크게 좌우되지 않을 것으로 보고, Simonsen(1991)이 제시한 값을 그대로 사용하였다.

4. 요약 및 결론

수치예보 모델의 일부 내용이 수시로 변경될 경우에는 모델의 체계오차를 보정하는 MOS(model output statistic) 방법을 적용하기 곤란하다. 한편 PPM(perfect prognostic method)은 이러한 MOS의 약점을 피하고 있지만, 모델의 예측오차가 커질 때에는 그 효용에 한계가 있다. 본 연구는 PPM과 MOS의 잇점을 실용적인 측면에서 결합한 칼만 필터(Kalman Filter) 방법을 기온 예측 분야에 적용해 보았다.

칼만 필터의 가장 큰 장점은 수치예보 모델이 바뀐다 하더라도, 예보식 자체의 재수립없이 PPM이 고려

하지 못한 수치예보 모델의 체계적 오차를 최근의 관측자료에 대한 필터의 적응과정을 통해서 보정할 수 있다는 점이다.

실제로 칼만 필터를 이용하여 최고/최저 기온 예보 모델을 구성하여 그 결과를 PPM에서 나온 결과와 비교해 보았을 때, 모델의 체계적인 오차를 효과적으로 보정하고 있어서 기온의 패턴이 짧은 시간에 변하는 시기에 좋은 성능을 보이고 있음을 알았다.

실험의 결과를 보았을 때 더욱 정확한 예보를 위해 지점별·계절별의 가중치를 조사하여 비슷한 패턴을 가지는 지점을 구분하고, 이를 다시 가중치의 초기분산에 반영하는 연구의 필요성이 제기되었으며 추후과제로 남겨두었다.

칼만 필터 모델의 적용 가능성이 확인되었으므로, 실용적인 예보업무에 있어서의 문제점을 보완하여, 최고/최저 뿐만 아니라 매시간 기온의 변화를 예측하여 시계열 기온 예보를 생산할 계획이다. 또한 기온 이외의 다양한 기상요소에 적용시켜 예보할 수 있는 통계 모델의 개발도 연구되어질 계획이다.

참고문헌

- 조주영, 최준태, 1993: 통계적 방법을 이용한 최고/최저 기온 예보법, 기상청 예보국 수치 예보과 기술보고서 93-1, pp.2-5.
- 조주영, 최준태, 권영철 1996: 지역 예보 시스템과 예보평가, 기상청 예보국 수치 예보과 기술보고서 96-3, pp.26-28.
- Ghil, M. and P. Malanotte-Rizzoli, 1991: Data assimilation in meteorology and oceanography. *Adv. Geophysics*, **33**, 141-266.
- Glahn, H. R. and D. A. Lowry, 1972: The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting, *J. Appl. Meteor.*, **11**, 1203-1211.
- Homleid, M., 1995: Diurnal correction of short-term surface temperature forecasts using the Kalman filter, *Wea. and Forecast* **10**, pp. 689-707.
- Kalman, R. E., 1960: A new approach to linear filtering and prediction problems, *J. Basic Engineering*, **82**, 34-45.
- and R. S. Bucy, 1961: New results in linear filtering and prediction theory, *J. Basic Engineering*, **83**, 95-108.
- Kilpinen, J., 1992: The application of Kalman filter in statistical interpretation of numerical weather forecasts. *Proc. 12th Conf. on Probability and Statistics in Atmospheric Sciences*, Toronto, Canada, Amer. Meteor. Soc., 11-16.
- Klein, W. H., B. M. Lewis and I. Enger, 1959: Objective prediction of five-day meanteperatures during winter, *J. Appl. Meteor.*, **16**, 672-582.
- , F. Lewis and G. P. Casely, 1966: Automated

- nationwide forecasts of maximum and minimum temperature, *J. Appl. Meteor.*, **6**, 16-228.
- and ———, 1970: Computer forecasts of maximum and minimum temperatures, *J. Appl. Meteor.*, **9**, 350-358.
- Kok, K., and S. Kruizinga, 1992: Updating probabilistic MOS equations. Pp 62-65 in *Pre-prints of the Twelfth Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences, Toronto, Canada June 22-26 1992*. Amer. Meteor. Soc.
- Lemcke, C. and S. Kruizinga, 1988: Model output statistics (three years of operational experience in the Netherlands), *Mon. Wea. Rev.*, **116**, 1077-1090.
- Meinhold, R. J. and M. D. Singpurwalla, 1983: Understanding the Kalman filter, *The Amer. Statist.*, **37**, 123-127.
- Persson, A. O., 1991: Kalman filtering - A new approach to adaptive statistical interpretation of numerical meteorological forecasts, *WMO TD*, No.421, xx27-xx37.
- Ross, G. H., 1989: Model output statistics using an updateable scheme. Amer. Meteor. Soc., on *proc. 11th conf. on Prob. and Stats.*, 93-97.
- , 1992: Probability of precipitation using an updateable MOS model. *Amer. Meteor. Soc.*, pp.190-193.
- and C. C. Strudwicke, 1994: Logisitic regression using a Kalman filter within an updateable MOS forecasting system, Amer. Meteor. Soc., on *proc. 13th conf. on Prob. and Stats.*, 204-209.
- Simonsen, C., 1991: Self adaptive model output statistics based on Kalman filtering, *WMO TD* No. 421, xx33-xx37.
- Wei, W. S., 1990: *Time Series Analysis - Univariate and Multivariate Methods*, Addison-Wesley pp. 391-402.