

## 동적선형모형을 이용한 서울지역 3시간 간격 기온예보

손 건 태<sup>1)</sup> 김성덕<sup>2)</sup>

### 요 약

이 논문에서는 서울지역 기온에 대한 향후 48시간까지 3시간 간격 예보 모델 개발 결과이다. 동적 변화패턴과 수치모델의 체계적 오차를 제거하기 위하여 동적선형모형으로 적합하였으며, 수치모델 예측치와 관측치를 입력변수로 사용하였다. 동적선형모형에 의한 예측모델은 수치모델의 체계적 오차를 성공적으로 제거하였으며, 예측 정확도를 향상시키고 있다.

주요용어: 기온예보, 체계적 오차, 동적선형모형

### 1. 서론

다양한 기상 수요의 만족과 국가적 기상재해의 최소화를 목표로 하는 고품질의 기상정보 생산은 기상업무의 주요 목적이 되며 이를 위하여 예보의 정확도와 신속성을 향상시키는 기술의 개발의 중요도는 무엇보다 우선한다. 기상청에서는 2002년부터 6시간 예보제를 세분화하여 3시간 예보제로 전환하고 있다. 중단기 일 최고/최저 기온예보 뿐만 아니라 3시간 간격의 기온 예보는 생활·산업·사회 전반에 걸쳐 중요한 요소가 되고 있다. 다양한 수치모델(numerical models)은 관련 연구와 더불어 예측의 정확도가 꾸준히 향상되고 있어 최근 관측치과 함께 수치모델에 의한 예측치를 예보의 기초 자료로 하는 통계-역학 모형으로 예보의 정확도를 향상시키는 예보 기술이 전 세계적으로 유용하게 개발되고 있다.

수치모델 자료를 활용하여 기상예보의 정확도를 향상시키기 위하여 (1) PPM(Perfect Prognostic Method), (2) MOS(Model Output Statistics), (3) KFM(Kalman Filter Model) 등 여러 가지 방법이 고려되고 있다. 각 방법은 장·단점을 지니고 있어 주어진 환경에 맞추어 알맞은 방법을 적용하여야 한다. PPM(Klein 외, 1959)은 수치모델에서 산출 가능한 변수를 기후 자료로부터 산출하여 통계적 모형식을 추정하고, 추정된 모델에 수치모델 자료를 대입하여 예보치를 생성하는 방법으로, 수치모델이 대기의 미래 상태를 완벽히(perfect) 예보한다는 가정아래 사용되는 것으로 고려되는 기후 인자가 많은 경우 충분한 기간의 자료 확보가 필요하고, 예측인자에 대한 수치모델 예보치의 체계적 오차가 PPM 예보값에 반영된다는 문제점이 있으나, 수치 모델의 예보 적중률이 크게 향상되고 있어 앞으로도 유용한 방법이 될 것이다. MOS(Glahn, 1972)는 축적된 수치 예보 자료와 수치예보 자료와 피

1) (609-735) 부산시 금정구 장전동, 부산대학교 자연과학대학 통계학과 교수

E-mail: ktsohn@pusan.ac.kr

2) (609-735) 부산시 금정구 장전동, 부산대학교 자연과학대학 통계학과 대학원 박사수료

E-mail: saskim@pusan.ac.kr

예보인자의 관계를 추정하여 수치 모델의 예보 오차를 제거하는 장점을 지닌 방법으로 수치 예보 자료를 장기간 축적해야하고, 수치모델의 개선 및 변경이 있는 경우 사용할 수 없는 단점이 있다. 반면에 KFM(Kalman, 1961, Persson, 1991)은 짧은 기간에 축적된 수치예보 자료를 기후 자료와 함께 고려하여 수치 모델의 예보 오차를 제거하는 장점이 있으나, 전 상태의 특성이 이어지는 동적 모델의 특성으로 많은 예보 인자를 고려해야 하는 경우 유의한 인자를 선택하는데 어려움이 있다. 따라서 KFM은 기온처럼 피예측인자의 수치 모델 예보 오차가 어느 정도 적고, 지속성이 강한 경우에 유용하다. KFM은 모형 구축에 필요한 출력오차분산이나 내적오차분산 등 필요한 모수들에 대하여 주관적으로 값을 부여해야 하는 단점을 지니고 있다. 1980년대부터 베이지안 통계학자인 West와 Harrison(1997)을 중심으로 동적선형모형(dynamic linear model, DLM)이 연구되어, 칼만 필터 모델의 문제점을 해결하고 있다. 손건태 외(2001)에 의하여 수행된 중단기 일 최고/최저 지상기온에 대한 예측 모형 개발 결과를 보면 동적 변화패턴을 보이는 기온예보에서는 동적선형모형이 우수한 예보치를 제공하고 있는 것으로 나타나고 있다. 현재 기상청에서는 중규모 지역수치 모델인 RDAPS(Regional Data Assimilation and Prediction System)를 중심으로 기상예보를 수행하고 있다. 수치모델은 수많은 미분방정식으로 이루어진 시뮬레이터로 슈퍼컴퓨터에 내장되어 초기치와 경계조건을 입력으로 하여 많은 예측치를 생산하고 있다. 각 수치모델들은 일반적으로 편의와 같은 체계적 오차(systematic error)를 지니고 있다. 뿐만 아니라 기상 변화는 동적 변화 패턴을 보이고 있어 일반적으로 선형 시계열모형이나 선형 회귀모형과 같은 선형모형을 이용한 예측은 정확도 개선에 한계를 보이고 있다. 따라서 수치모델 예보치의 체계적 오차를 제거하고 동적 변화 패턴을 구현할 수 있는 모형을 고려하여 예측의 정확성을 향상시키는 예보모델을 개발할 필요가 있다. 본 연구는 48시간까지 3시간 간격 기온예보를 위한 예보모델 개발을 목적으로 하고 있다. DLM에서는 수치모델의 예측값과 관측자료를 입력변수로 동시에 사용하고, 베이지안 예측 개념으로 계수들을 동적으로 변화시켜가며 예측치를 생산하여, 수치모델 예측치의 체계적 오차를 효과적으로 제거하여 예측의 정확도를 향상시키는 장점을 지니고 있어 현업의 활용도가 매우 높은 통계적 예측 기법이라 판단된다.

## 2. 자료

본 연구에서는 3시간 간격의 기온예측을 위하여 2001년 2월 1일부터 2001년 4월 20일까지 서울지역에 대하여 RDAPS 예보자료와 관측자료를 설명변수로 하여 +00시간~+45시간까지 단기예보에 대한 예측모형 개발에 사용하고자 하였다. RDAPS 예보자료는 매일 기준으로 예보 00UTC(한국시간 오전 9시)부터 45UTC시간까지는 3시간 간격으로 예보한 자료이다. 관측자료 역시 3시간 간격으로 관측된 자료이다.

그림 1은 서울지역에 대한 RDAPS 예측치들 중 12UTC와 18UTC 경우에 대한 체계적 오차를 나타낸다. 각 시점에서 RDAPS 예측오차(RDAPS 예보값 - 관측값)에 대한 시계열 그림으로 나타내어 RDAPS 예측오차의 특성을 살펴보았다. 예측이 정확한 경우 0이 되며, 과소추정이 된 경우에는 0보다 아래쪽의 값을 갖고, 과대추정이 된 경우에는 0보다 큰 쪽

의 값을 갖는다. 그림을 살펴보면, RDAPS 예보치는 0 아래쪽으로 치우쳐있어 과소예측하는 경향을 보이고 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 RDAPS 예보치가 가지고 있는 체계적 특성을 파악하여 보정하는 것을 주요 목적으로 한다. 즉, 0 근처로 예보치가 분포되도록 예보치의 편의성을 제거하고 가능한 실제 관측치와의 오차를 줄여 예측의 정확도를 개선할 수 있는 예보모형을 개발하고자 한다.

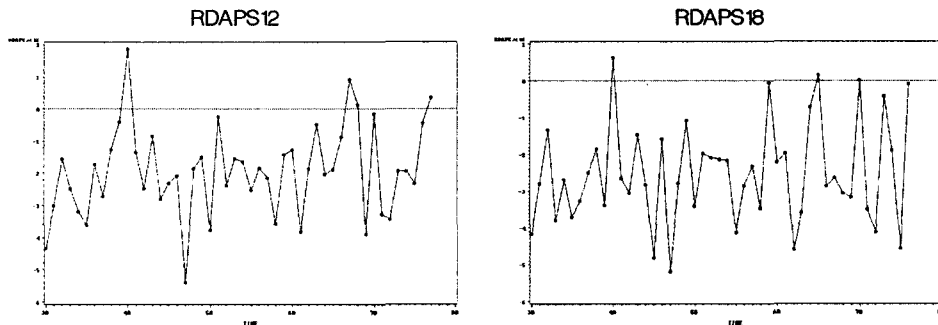


그림 2.1: 서울지역의 RDAPS 예측치의 체계적 오차

### 3. 3시간 간격 기온예측을 위한 동적선형모형

#### 3.1. 동적선형모형

3시간 간격의 기온예측을 위하여 DLM을 적용하였다. DLM은 다음 식(3.1)과 같이 상태방정식(state equation)과 출력방정식(output equation)으로 구성되어 있으며, 초기분포와 출력오차분산의 사전분포를 고려하고 있다.

$$\begin{aligned}
 Y_t &= F_t' \theta_t + v_t, \quad v_t \sim N(0, V_t) \quad (\text{output equation}) \\
 \theta_t &= G_t \theta_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, W_t) \quad (\text{state equation})
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

$$\theta_0 | D_0 \sim T_{n_0}(m_0, C_0), \quad V_0 | D_0 \sim IG\left(\frac{n_0}{2}, \frac{n_0 S_0}{2}\right)$$

여기서는  $Y_t$ 는  $t$ 시점에서의 관측기온값이며,  $F_t$ 는  $t$ 시점에서 전지구모델의 예보값과 관측값으로 이루어진 입력변수들의 출력벡터이며,  $\theta_t$ 는  $t$ 시점에서 동적계수벡터(상태)의 평균값이다.  $v_t$ 는 평균 0과 출력오차분산을  $V_t$ 를 갖는 일변량정규분포에 따르는 출력오차이며, 여기서  $V_t$ 는 역감마분포  $IG(n_t/2, n_t S_t/2)$ 에 따른다고 가정한다.  $G_t$ 는 전상태  $\theta_{t-1}$ 을  $\theta_t$ 로 변환시키는 전이행렬이고,  $w_t$ 는 평균 벡터와 분산공분산행렬  $W_t$ 를 갖는 다변량  $T$ 분포에 따르는 내적오차벡터이며, 두 오차  $v_t$ 와  $w_t$ 는 서로 독립이라 가정한다.  $m_t$ 와  $C_t$ 는 각각  $\theta_t$ 의 평균벡터와 분산공분산행렬이다.  $m_0, C_0, n_0, S_0$  값은 범위를 고려하여 임의로 선택할 수 있는 초기값들이며,  $D_t$ 는  $t$ 시점까지의 관측치와 정보 전체를 뜻한다.

### 3.2. 최신화 알고리즘

DLM은 시간의 흐름에 따라 주어진 초기값들,  $\theta_{t-1}$ 의 분포에 대한 정보를 포함하고 있는  $D_{t-1}$ 과 상태방정식으로 부터 동적계수벡터  $\theta_t$ 값이 결정되고, 출력방정식으로부터 관측치  $Y_t$ 가 생성된다는 구조를 지닌 모형으로, 최적 동적계수값들을 추정해 가는 동적순환과정(dynamic recursive procedure)이 반복적으로 이루어진다. 이를 최신화 과정이라 부른다. 최신화 과정은 다음의 알고리즘으로 구성된다. 자세한 내용은 West와 Harrison(1997)를 참조하면 된다.

$t = 1, 2, \dots$ 로 변화시키며 다음 과정을 반복한다.

[단계 1]  $\theta_{t-1}$ 의 사후분포:  $\phi | D_{t-1} \sim G\left(\frac{n_{t-1}}{2}, \frac{n_{t-1}S_{t-1}}{2}\right)$

[단계 2]  $\theta_t$ 의 사전분포와 출력치 분포의 결정:

$$\theta_t | D_{t-1} \sim T_{n_{t-1}}(a_t, R_t), Y_t | D_{t-1} \sim T_{n_{t-1}}(f_t, Q_t)$$

$$\text{여기서 } a_t = G_t m_{t-1}, f_t = F_t' a_t, R_t = G_t C_{t-1} G_t' + W_t, Q_t = F_t' R_t F_t + S_{t-1}.$$

[단계 3]  $\theta_t$ 의 사후분포의 결정:  $\theta_t | D_{t-1} \sim T_{n_t}(m_t, C_t)$

$$\text{여기서 } m_t = a_t + A_t e_t, C_t = \frac{S_t}{S_{t-1}}(R_t - A_t A_t' Q_t), e_t = Y_t - f_t, A_t = F_t R_t / Q_t,$$

$$\phi | D_t \sim G\left(\frac{n_t}{2}, \frac{n_t S_t}{2}\right) \text{이며, 이때 } n_t = n_{t-1} + 1, S_t = S_{t-1} + \frac{S_{t-1}}{n_t} \left(\frac{e_t^2}{Q_t} - 1\right) \text{가 된다.}$$

### 3.3. 내적오차분산 $W_t$ 의 결정

DLM의 결정을 위하여 초기정보  $D_0$ 가 주어져 있을 때 모든 시점에 대하여  $W_t, V_t$ 를 알아야 한다. 상태방정식에서  $W_t$ 는  $t-1$ 시점과  $t$ 시점사이의 상태벡터에 대한 불확실성을 나타내므로  $W_t$ 의 구조와 크기는 성공적인 모델링과 예측에 중요한 역할을 한다.  $t-1$ 시점에서 상태벡터의 분산은  $Var[\theta_{t-1} | D_{t-1}] = C_{t-1}$ 이고,  $\theta_t$ 에 대한 사전분포 분산은  $Var[\theta_{t-1} | D_{t-1}] = G_{t-1} C_{t-1} G_{t-1}' + W_t$ 이다. 만약  $P_t = G_{t-1} C_{t-1} G_{t-1}' = Var[G_t \theta_{t-1} | D_{t-1}]$ 라 하면  $t$ 시점에서  $P_t$ 는 DLM에서 확률적 변화가 없는(즉,  $W_t = 0$ ) 안정화된 상태벡터에 대응하는 사전분포의 분산이 된다. 또한  $W_t$ 는  $t$ 시점의 정보  $D_t$ 가 미래의 예측에서 얼마나 빨리 정보를 상실하는지는 나타내는 측도가 되기도 하며,  $D_{t-1}$ 가 주어져 있을 때  $P_t$ 에서  $R_t = P_t + W_t$ 로 불확실성(분산)이 증가한다.

내적오차분산을 결정하기 위하여 West와 Harrison(1997)에서 제시된 감소인자(discount factor)를 사용하였다. 감소인자  $\delta$ 는  $0 < \delta \leq 1$ 의 범위를 가지며  $\delta = 1$ 이면  $W_t = 0$ 인 정적 모형(static model)이 된다.  $t-1$ 시점에서 사전분포의 분산을  $Var[\theta_t | D_{t-1}] = R_t = P_t / \delta$ 로 놓으면,  $R_t = P_t + W_t$ 이므로  $W_t = \frac{1-\delta}{\delta} P_t$ 로 나타낼 수 있다. 감소인자  $\delta$ 를 변화시켜가며  $W_t$ 를 구한 후 결정된 DLM을 수행하여 나온 예측값의 정확도를 비교하여 최적 모형을 선택한다. 비교척도로 RMSE(root mean square error)를 사용하였으며, RMSE를 최소로 하는  $\delta$ 를 선택하여 최적 DLM을 결정한다.

### 3.4. 3시간 간격의 기온예보를 위한 알고리즘

[단계 1] 초기 조건 설정 단계: 초기치  $m_0, C_0, n_0, S_0$ 값을 정해진 범위 내에서 임의로 선택한다.

[단계 2] 출력벡터  $F_t$ 의 선택:  $F_t$ 의 구성요소를 여러 가지로 변화시켜 가며 다음을 수행한다.

[2.1] 감소인자  $\delta$ 를 0.01부터 1.00까지 0.01단위로 증가시켜가며 최신회 과정을 수행한다.

[2.2] 최적 감소인자의 선택: 최신회 과정 수행 결과로 나온 예측치와 관측치에 의하여 계산되는 RMSE를 이용하여 최적 모형을 선택한다.

[단계 3] 모형비교:  $F_t$ 의 구성요소를 변화시켜 가며 [단계 2]를 수행한 결과로 계산된 각각의 최소 RMSE를 비교하여 최종 예측모형을 결정한다.

#### 4. 3시간 간격 기온 예측모형 개발 결과

표 1은 서울지역의 3시간 간격 기온예측 결과를 나타낸다. 표는 예측 시간별로 생산된 DLM과 RDAPS 예측치에 대하여 각각 (1) 최적 DLM에서 사용된 입력변수들, (2) 최적 감소인자  $\delta$ , (3) RMSE로 구성되어 있다. 입력변수항목에 요약된 최적 예측모형에 대한 입력변수는 00UTC부터 45UTC까지의 RDAPS 예보치들과 3시간 간격의 기온 관측치들로 이루어지는 변수조합을 변화시켜가며 예측치를 생성하여 RMSE를 최소로 하는 입력변수를 선택한 것이다. 00UTC~18UTC과 24UTC~42UTC의 예측은 현재시점(오늘)의 각 시점의 기온값과 21UTC의 기온값 그리고 RDAPS의 각 시점의 예측자료를 이용하였고, 21UTC와 45UTC의 예보는 현재시점(오늘)의 21UTC의 기온값과 RDAPS의 각 시점의 예측자료를 이용하였다. 즉, 06UTC 기온 예측의 경우에는  $y_t$ 는 오늘의 06UTC 관측기온이며  $\hat{y}_{t, RDAPS}^{(2)}$ 은  $t$ 시점에서 06UTC의 기온에 대한 RDAPS의 예측치를 뜻한다. 그림 2와 그림 3은 각 지역의 3시간 간격의 기온 예측결과를 보여준다. 각 지역에 대하여 00UTC 예측에서 45UTC까지 DLM의 예측치와 해당시점의 관측치사이의 관계를 보여주는 시계열 그림(실선이 관측치, 점선이 DLM예측치)과 DLM과 RDAPS에 대하여 각각 (모형의 예측치-관측치)를 그린 것으로 실선이 DLM 경우를, 점선이 RDAPS 경우를 나타낸다.

RMSE는 00UTC~45UTC 예측 모두 DLM이 RDAPS보다 작은 값을 가진다. 24UTC 예측인 경우는 RMSE값이 다소 크다. 이는 3시간 간격의 기온 예측을 위하여 21UTC 예측까지는 현재에서 각 시점의 관측기온값과 21UTC 관측기온값을 이용하였지만 24UTC 예측인 경우에는 21UTC 관측기온값만 사용했기 때문인 것으로 여겨진다. 표 1에서 나타난 00UTC 예측에서 45UTC까지의 RMSE를 살펴보면 전반적으로 비슷한 값이지만 24UTC과 27UTC 예측에서는 다소 증가한다. 이는 제안된 DLM에서 입력자료로 RDAPS 예측치를 사용하고 있어 RDAPS 예측치의 영향을 받고 있기 때문이다. 예측시간이 길어져도 RMSE값이 커졌다가 작아지는 현상은 DLM은 예측치 생성시 현재까지의 관측치 정보 외에도 RDAPS에 의한 미래(예보시점)에 대한 정보를 입력으로 사용하고 있기 때문이다.

그림 2와 그림 3은 서울지역의 3시간 간격의 기온예측결과 중 00UTC 예측에서 45UTC 예측까지의 결과중 일부를 보여준다. 그림 2는 DLM의 예보치와 해당시점의 관측치사이의 관계를 보여주는 시계열 그림이며, 그림 3은 DLM과 RDAPS에 대하여 각각 예측오차(모형의 예측치-관측치)를 그린 것으로 RDAPS 예보치는 관측치를 과소추정하는 체계적 오차

를 지니고 있음을 알 수 있으며, DLM 예보치는 오차가 0 주위로 퍼져있어 체계적 오차를 잘 제거해 주고 있음을 알 수 있다. 동적모형은 초기치의 영향을 받게된다. 그러나 동적선형모형은 잘못 가정된 초기치의 영향이 예측치 초반에서 해소되고 있는 장점이 있으며 이는 손건태 외(2001)에서도 검증되고 있어 본 논문에서는 민감도 분석은 제외하였다.

표 1. DLM 예측치와 RDAPS 예측치의 비교(RMSE)

Time	$F_t$	$\delta$	DLM	RDAPS
+00	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(1)}$	0.93	1.56	6.25
+03	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(2)}$	0.94	2.28	4.61
+06	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(3)}$	0.91	1.87	2.00
+09	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(4)}$	0.99	1.45	1.51
+12	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(5)}$	0.98	1.26	2.16
+15	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(6)}$	0.94	1.55	2.63
+18	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(7)}$	0.99	1.52	2.82
+21	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(8)}$	0.92	1.54	5.68
+24	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(9)}$	0.93	3.74	7.81
+27	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(10)}$	0.94	3.39	5.80
+30	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(11)}$	0.91	2.46	2.69
+33	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(12)}$	0.99	1.79	1.66
+36	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(13)}$	0.98	1.62	2.62
+39	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(14)}$	0.94	1.84	2.88
+42	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(15)}$	0.99	1.55	2.82
+45	$1, y_t, \hat{y}_{t, RDAPS}^{(16)}$	0.92	1.87	5.81

## 5. 결론

서울지역에 대한 3시간 간격의 지상기온에 대한 단기예보(+00UTC~+45UTC)를 위한 통계적 예측기법의 개발을 위하여 전지구모델 결과를 이용하여 DLM을 적용하였다. 3시간 간격의 예보를 위한 입력변수로 관측된 해당시점의 기온( $y_t$ )과 예측대상시간의 RDAPS의 예측치( $\hat{y}_{t, RDAPS}$ )를 이용하였으며, 감소인자  $\delta$ 를 0.01부터 1.00까지 변화시켜가며  $W_t$ 를 구한 후 RMSE를 최소로 하는 DLM을 최적모형으로 선택하였다. 서울지역 3시간 간격기온 예측결과를 DLM 예측치와 RDAPS예측치에 대하여 각각 RMSE를 구하여 비교한 결과, 제안된 사전분포를 고려한 DLM이 RDAPS의 체계적 오차를 제거함으로써 예측의 정확도를 향상시키는 것으로 나타났다. 본 연구에서 제안된 예측모형은 전지구수치모델 예보자료와 관측자료를 이용한 것으로 통계역학 모형이라 볼 수 있으며, 이러한 예측 모델링은 다양한 종류의 기상 예보를 위한 예측 기술로 활용할 수 있을 것이다.

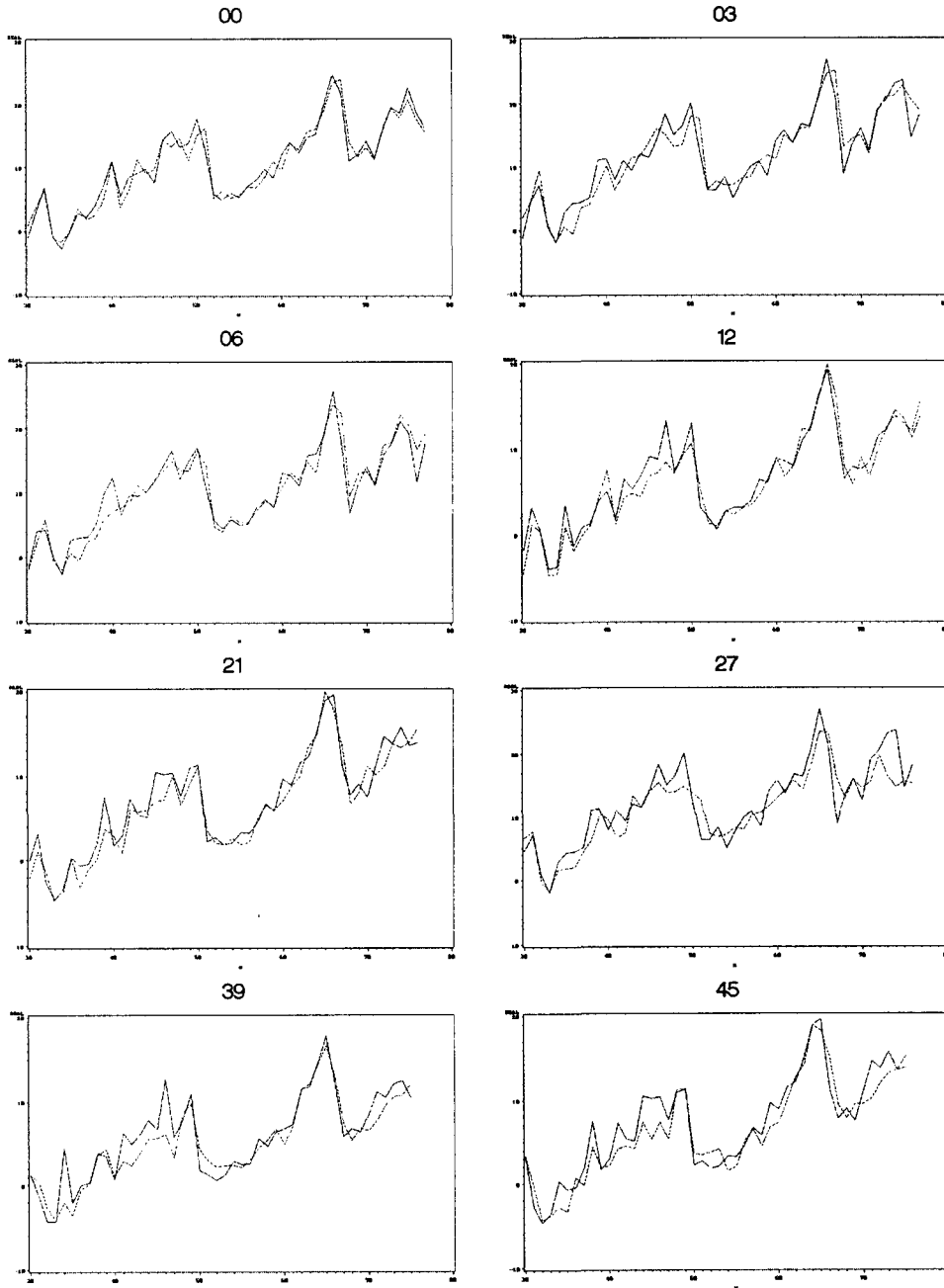


그림 4.1: 서울지역의 3시간 간격 기온 예측치의 시계열 그림  
(실선 : 관측치, 점선 : 동적선형모형)

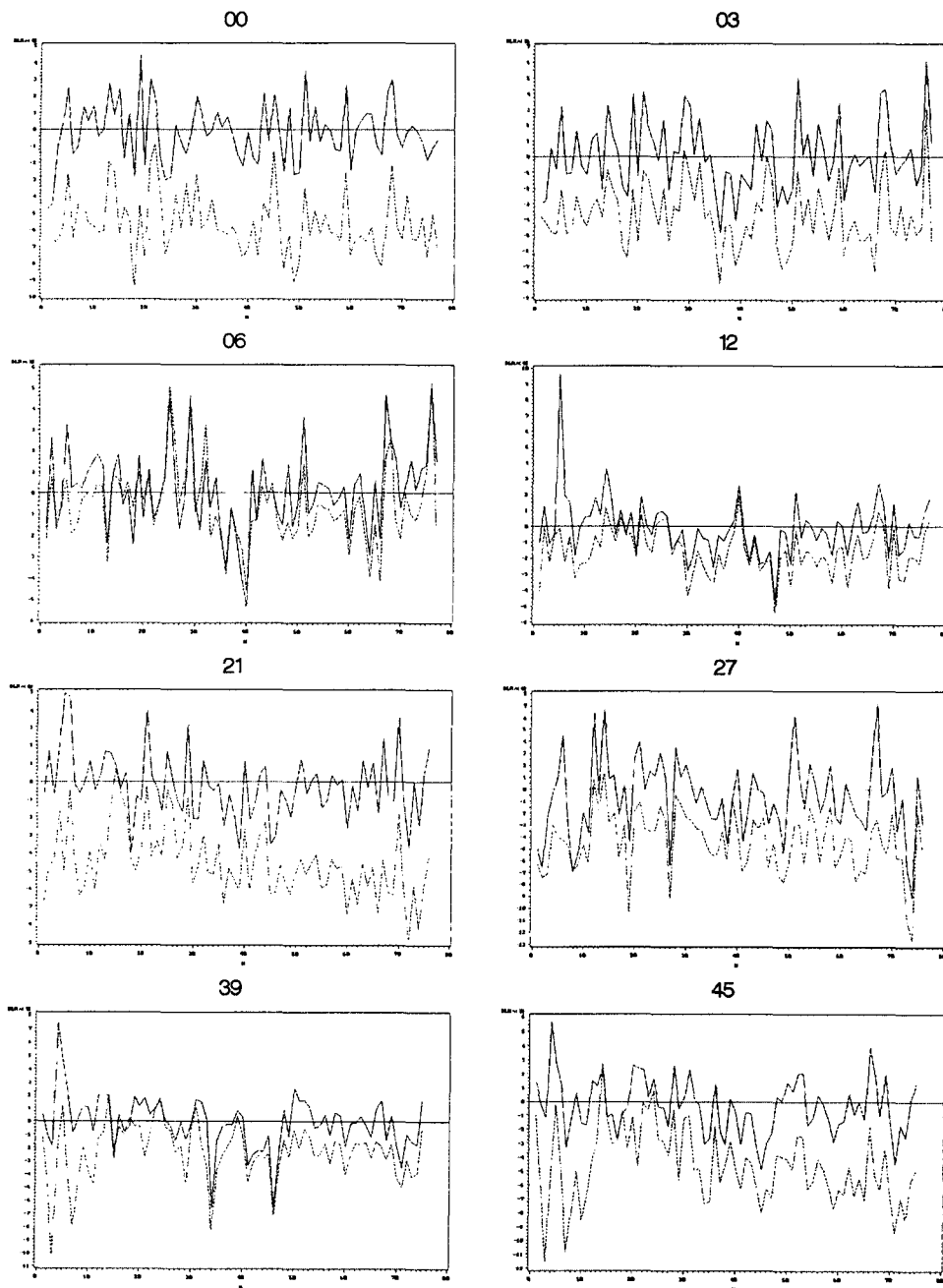


그림 4.2: 서울지역의 3시간 간격 기온 예측치의 잔차 그림  
(실선 : 관측치, 점선 : 동적선형모형)



### 감사의 글

본 연구는 기상청 주관의 2001년 “선진 수치예보시스템 구축을 위한 기반기술 개발”의 “분야 1: 전지구 예보모델과 통계예보 기술 개발” 사업으로 수행되었다. 효율적인 연구와 자료제공에 도움을 주신 기상청 수치예보과 관계자에게 감사를 드린다.

### 참고문헌

- [1] 손건태, 김성덕. (2001) 전지구수치모델 결과와 동적선형모형을 이용한 서울지역 일 최고/최저기온 중기 예측, *한국기상학회지*, **37**, 13-20.
- [2] 이민영, 이동일, 이우진. (1999) 칼만 필터를 이용한 최고/최저 기온 예보, *기상학회지*, **35**, 283-289.
- [3] Glahn, H. R. and Lowry, D. A. (1972) The use of model output statistics (MOS) in object weather forecasting, *J. Appli. Meteor.*, **11**, 1203-1211.
- [4] Klein, W. H., Lewis B. M. and Enger I. (1959) Objective prediction of five-day mean temperatures during winter, *J. Appl. Meteor.*, **16**, 582-672.
- [5] Persson, A. O. (1991) Kalman filtering - A new approach to adaptive statistical interpretation of numerical meteorological forecasts, WMO TD, No.421, xx27-xx37.
- [6] Wei, W. S. (1990) Time Series Analysis - Univariate and Multivariate Methods, Addison-Wesley pp. 391-402.
- [7] West, M and Harrison, J. (1997) Bayesian Forecasting and Dynamic Models, Springer.

[ 2002년 4월 접수, 2002년 7월 채택 ]

## The 3-hour-interval prediction of ground-level temperature using Dynamic linear models in Seoul area

KeonTae Sohn <sup>1)</sup> SungDuk Kim<sup>2)</sup>

### ABSTRACT

The 3-hour-interval prediction of ground-level temperature up to +45 hours in Seoul area is performed using dynamic linear models(DLM). Numerical outputs and observations are used as input values of DLM. According to compare DLM forecasts to RDAPS forecasts using RMSE, DLM improve the accuracy of prediction and systematic error of numerical model outputs are eliminated by DLM.

*Keywords:* Temperature forecasting, Systematic error, Dynamic linear model

---

1) Professor, Department of Statistics, Pusan University, 609-735, Pusan, Korea

2) Student, Department of Statistics, Pusan University, 609-735, Pusan, Korea