

# AR 모델을 이용한 산사면에서의 지하수위 예측

Prediction of Groundwater Levels in Hillside Slopes  
Using the Autoregressive Model

이 인 모\*1  
Lee, In - Mo  
박 경 호\*2  
Park, Kyung - Ho  
임 충 모\*3  
Im, Chung - Mo

---

## Abstract

Korea being composed of a number of mountains has been damaged and destroyed in lives and properties by the occurrence of many landslides during the wet seasons. Therefore, it is necessary to study the forecast system and risk analysis for the occurrence of landslides: the rise of groundwater levels due to rainfall is the main cause of landslides.

In this paper, the autoregressive models are used to predict the groundwater levels using cases of both time-invariant and time-varying autoregressive coefficients. In the former case, AR(1), AR(2), and AR(3) models are selected and their single-valued parameters are estimated to fit them to the observed groundwater level series. In the latter case, modified AR(1) and typical AR(2) models are used as process model and a discrete Kalman Filtering technique is utilized to estimate the parameters which are themselves a function of time.

The results show that the real time forecast system using the time-varying autoregressive coefficients as well as time-invariant AR model is good to predict the groundwater level in hillside slopes and we might get better result if we use the time-hourly rainfall intensity as well as the observed groundwater level.

## 요 지

우리나라는 많은 산악지역으로 이루어져 있으며 우기에 많은 산사태의 발생으로 인하여 인명과 재산의 손실을 입고 있다. 따라서, 산사태의 발생에 대한 예측 시스템과 위험도 분석 연구가 필요하며, 본 연구의 목적은 관측된 지하수위의 분석을 통하여 산사태 발생을 예측하는 가능성에 대한 것이다.

---

\*1 정희원, 고려대학교 공과대학 토목환경공학과 부교수

\*2 정희원, 고려대학교 대학원 토목환경공학과 졸업.

\*3 정희원, 목포전문대학교 토목과 조교수

이를 위하여 AR 모델을 사용하여 모델계수를 일정하게 하는 경우와 변화시키는 경우로 나누어 분석하였다. AR모델계수를 일정하게 하는 경우에는 AR(1), AR(2), AR(3) 모델을 선택하여 각각의 모델계수를 구하였고, AR모델계수를 변화시키는 경우에는 변형된 AR(1)과 전형적인 AR(2) 모델을 과정 모델로 이용하여 Kalman Filtering 기법에 의하여 모델계수를 구하였다.

그 결과, 모델계수를 변화시키는 실시간 예측 방법이나 AR모델계수가 일정한 경우 모두 산사면에서의 지하수위를 잘 예측해주며, 지하수위 뿐만아니라 시간별 강우강도를 고려함으로써 더욱 정확한 예측을 할 수 있을 것으로 사료된다.

## 1. 서 론

산사태는 우리나라와 같이 전 국토의 대부분이 산악지역으로 이루어진 국가에서는 가장 중요한 자연재해중의 하나이다. 산사태를 유발하는 요인으로는 지질구조, 지형, 토질, 임상등과 같은 내적요인과 강우, 하천 및 해안의 침식, 지진, 벌목, 단지조성과 같은 외적요인으로 나눌 수 있으며, <sup>(4)</sup> 일반적으로 이들 요인들이 서로 복합적으로 작용하여 산사태를 유발시킨다. 특히, 우리나라에서는 하절기에 집중호우와 태풍으로 인하여 많은 산사태가 발생하는 것으로 알려져 있으며, 그 피해 규모도 증가하는 추세에 있다.<sup>(3)</sup>

집중호우나 태풍시에 많은 강우가 산사면의 지표면에 내리며, 차단효과를 무시할 수 있는 경우에, 많은 강우량이 비포화대를 통과하여 불투수층인 기반암에 도달하게 된다. 기반암에 도달한 강우량이 기반암의 경사면을 따라 흐르면서 지하수위를 상승시켜 간극 수압을 증가시키고 전단강도의 감소를 초래하며, 결국 산사태 발생 가능성이 증가하게 된다.<sup>(2)</sup> 따라서, 강우로 기인되는 지하수위의 변동을 예측함으로써 산사태 발생을 예측할 수 있게 된다.

본 논문은 관측된 지하수위를 이용하여 시간별 지하수위의 상관성을 연구하고, 다음 시간단계의 지하수위 예측 가능성과 적절한 예측 모델을 파악하는데 그 목적이 있다. 시간별 지하수위의 상관성을 연구하기 위하여 대규모 산사태(debris avalanche)가 발생했던 두 지역에 대하

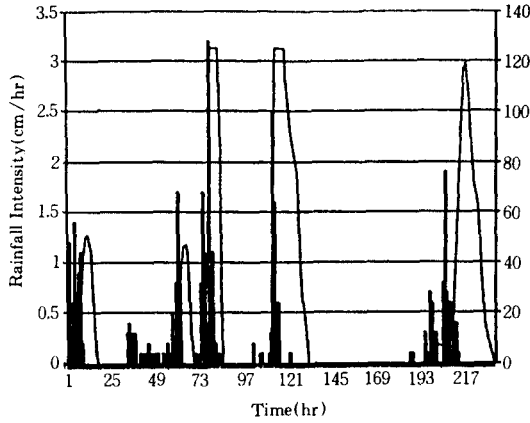
여 세개의 지하수위 자료계열을 선택하였으며, 각각에 대한 기본 통계량 분석을 수행하였다. 또한 AR 모델을 이용하여 모델계수를 일정하게 하는 경우와 변화하는 경우로 나누어, 다음 시간단계에서의 지하수위 예측 가능성에 대하여 연구하였다. 모델계수를 일정하게 하는 경우에는 AR(1), AR(2), AR(3) 모델을 이용하여 각 자료에 대한 모델계수를 구하였으며, 모델계수를 변화시키는 경우에는 변형된 AR(1)과 전형적인 AR(2) 모델을 과정모델로 사용하여 Kalman Filter기법에 의하여 각각의 모델계수들의 변화를 조사하였다.

## 2. 관측된 지하수위 자료계열의 분석

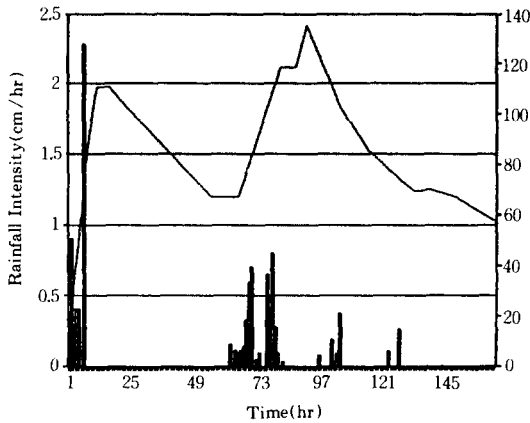
### 2.1 관측된 지하수위 자료계열

본 논문에서 지하수위 예측을 이용하는 지하수위 자료계열은 '91년 전라남도 무안군 몽탄면 이산리에 위치한 야산 현장에서 관측한 지하수위(자료 1)와 '89년 서울 구로구 시흥동에 위치한 야산 현장에서 관측한 지하수위(자료 2, 3)이다.<sup>(2)</sup> 그림 1은 본 연구에서 이용한 세개의 지하수위 자료계열과 무안군과 관악산의 기상 관측소로부터 얻은 시간별 강우강도를 보여주고 있다.

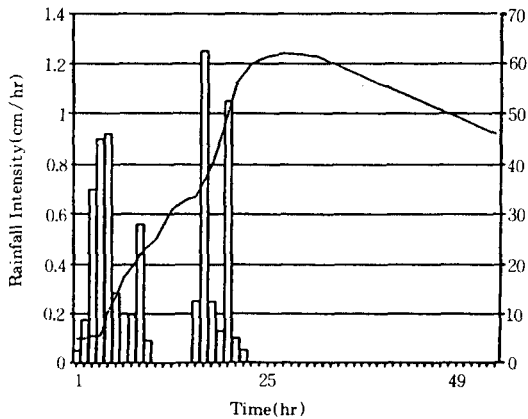
두 현장은 불투수층인 기반암 위에 각각 1.0~1.3m와 0.95~2.5m의 얇은 토층으로 이루어져 있으며, 각각 '89년과 '77, '87년에 대규모 산사태가 발생했던 곳으로 우리나라의 전형적인 산사태 사면들이다. 현장 상태에 대한 자세한 사항은 참고



(a) 자료 1



(b) 자료 2



(c) 자료 3

그림 1. 관측된 지하수위와 시간별 강우강도

문헌(2), (3)에 잘 나타나 있다.

## 2.2 기본통계량의 분석

AR 모델을 이용할 경우에 자료계열은 정규 분포를 가져야 하며, 만약 비정규분포인 경우에는 정규분포화시켜야 한다. 먼저, 지하수위 자료계열의 특성분포를 조사한 후에 각 자료를 정규화시킴으로서 자료의 정상화를 고려하였다.

어떤 자료계열이 정규분포를 가지는지 검토하기 위한 여러가지 방법이 있지만, 본 연구에서는 왜곡도계수를 이용한 방법과 K-S(Kolmogorov-Smirnov)검정법을 이용하였다.<sup>(1)(10)</sup>

어떤 자료의 왜곡도 계수는 다음 식으로부터 구할 수 있다.<sup>(10)</sup>

$$g = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^3}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2 \right]^{3/2}} \quad (1)$$

여기서,  $X_i$ 는 원래의 지하수위 자료계열이며,  $N$ 은 자료수,  $\mu$ 는 평균값, 그리고  $g$ 는 왜곡도 계수이다.

만약 지하수위 자료계열이 정규분포를 가진다면  $g$ 는 평균이 0, 분산이  $6/N$ 인 정규분포에 접근하여야 하며, 본 연구에서는  $g$ 를 다음의 95%의 신뢰한계내에서 고려하였다.<sup>(12)</sup>

$$\left[ -1.96 \sqrt{\frac{6}{N}} ; 1.96 \sqrt{\frac{6}{N}} \right] \quad (2)$$

여기서  $\pm 1.96$ 은 표준정규분포의 0.975에 해당하는 값이다.

K-S 검정법은 표본 자료의 누적확률분포와 가정된 이론의 누적확률분포를 비교하는 것으로 양자의 최대 편차가 표본의 크기와 유의수준에 따라 결정되는 한계편차보다 크면 분포는 기각된다.<sup>(1)</sup> 여기에서 표본자료의 누적확률분포는  $n$ 개의 자료를 크기순으로 재배열하여 다음 식에 의해 자료치의 누적확률을 구한다.

$$S_n(X) = \begin{cases} 0, & x < x_1 \\ k/n, & x_k \leq x < x_{k+1} \\ 1, & x \geq x_n \end{cases} \quad (3)$$

여기서,  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 은 작은 값으로부터 큰 값으로 재배열된 자료의 값이며,  $S_n(x)$ 는 각 자료에 대한 누적확률이다. 자료  $x$ 의 전 구간에 있어서의  $S_n(x)$ 와 이론누적확률  $F(x)$ 의 최대편차  $D_n$ 은 다음 식으로 구한다.

$$D_n = \text{Max} | F(x) - S_n(x) | \quad (4)$$

유의수준  $\alpha$ 로서의 적합성을 검정하고자 할 때  $D_n$ 은 한계치  $D_n^\alpha$ 와 다음 식에 의해서 비교된다.

$$P(D_n \leq D_n^\alpha) = 1 - \alpha \quad (5)$$

표 1은 각각의 자료계열에 대하여 구한 왜곡도 계수,  $D_n$ 과 그에 대한 95%의 신뢰한계를 보여주고 있다. 왜곡도계수를 이용한 방법에 의하면 자료 3만이 비정규분포이며, K-S 검정법에 의하면 자료 1만이 비정규분포나 그 신뢰한계에 근접함을 볼 수 있으며, 자료수가 가장 많은 자료 2의 계열은 두 가지 방법은 모두로부터 정규분포를 가진다는 것을 알 수 있다. 따라서, 각각의 자료들이 정규분포를 가진다고 가정함에 큰 무리가 없음을 알 수 있다.

표 1. 관측된 지하수위의 자료계열의 특성분포

|      | 왜곡도 계수  | 신뢰한계         | $D_n$  | $D_n^\alpha$ |
|------|---------|--------------|--------|--------------|
| 자료 1 | 0.3048  | $\pm 0.6914$ | 0.2739 | 0.2552       |
| 자료 2 | 0.04427 | $\pm 0.3749$ | 0.0898 | 0.1062       |
| 자료 3 | -0.9766 | $\pm 0.5214$ | 0.1701 | 0.1840       |

일반적으로, 통계학에서 자료계열이 정상성을 가진다는 것은  $X_t$ 의 통계적 특성이 임의의 락계수  $\text{Lag} - k$ 에서의  $X_{t+k}$ 에서도 동일하다(strict stationarity)는 것을 의미하지만, 본 논문에서는 자료계열의 정상성을 위하여 자료계열의 2차 모멘트까지의 통계량이 모집단의

통계량과 같도록 하는 약한 정상성(weakly stationarity)을 이용하였다. 정상화 방법으로는 다음의 식을 이용하였다.

$$Z_t = \frac{X_t - \mu}{\sigma} \quad (6)$$

여기서,  $\sigma$ 는 자료계열의 표준편차이며,  $Z_t$ 는 평균이 0이고 분산이 1인 정규화된 자료 계열이다.

### 3. AR 모델을 이용한 지하수위 예측

#### 3.1 AR 모델의 결정

일반적으로 차수가  $p$ 인  $\text{AR}(p)$  모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (7)$$

여기서,  $\varepsilon_t$ 는 백색잡음으로 평균이 0이고 분산이  $\sigma^2$ 인 정규분포를 가지며,  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ 는  $\text{AR}$  모델계수이다.

$\text{AR}(p)$  모델을 시자료계열(time series)에 적용할 경우에 자료계열로부터  $\text{AR}$  모델의 적용 가능성과 그 모델의 잠정적인 차수를 선택하여야 하며, 이를 위하여 본 연구에서는 자료계열상관도(sample serial correlogram)와 부분상관도(sample partial correlogram)를 이용하였다.<sup>(7)</sup>  $\text{Lag} - k$ 의 상관계수(autocorrelation coefficient) 혹은 상관함수(autocorrelation function, ACF)는 다음 식으로부터 구할 수 있다.

$$r_k = \frac{C_k}{C_0} = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^N (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (8)$$

여기서,  $C_k$ 는  $\text{Lag} - k$  상관공분산,  $k$ 는 시간지체,  $\bar{Z}$ 는  $Z_t$ 의 평균값을 의미한다.

그림 2는 각 자료에 대하여  $k=20$ 까지에 대한  $k - r_k(\text{ACF})$ 의 관계를 보여주고 있으며, 각 자료계열들은  $k$ 가 증가함에 따라  $\text{ACF}$ 가 점점

외되고 있음을 알 수 있다. 이로부터 각 자료 계열은 계절성과 주기성을 가지지 않으며, 순수한 MA(pure moving average) 모델보다는 AR 모델을 적용하는 것이 적합하다는 것을 알 수 있다. 그림 2에서 점선들은 독립자료계열의 상관도에 대한 확률신뢰한계를 보여주는 것으로 95%의 확률신뢰한계를 이용하였다.<sup>(5)</sup>

$$r_k = \frac{-1 \pm 1.96 \sqrt{N-k-1}}{N-k} \quad (9)$$

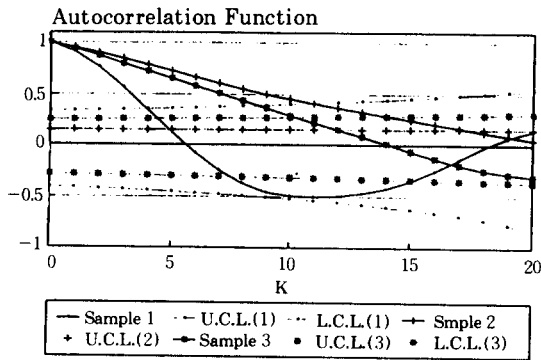


그림 2.  $k - r_k(\text{ACF})$ 의 관계

AR(k) 모델에 대한 자료부분상관도는 다음의 식을 이용하여 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_1(k) \\ \Phi_2(k) \\ \vdots \\ \Phi_k(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서,  $\Phi_j(k)$ 는 AR(k) 모델의 j번째 AR 모델계수,  $\rho_k$ 는 AR(k) 모델의 ACF이며 초기단계의 계산을 위하여 자료계열의 ACF와 같다고 가정하였다.

$k=20$  까지의  $k - \Phi_k(k)$ 의 관계를 보여주는 것이 그림 3이며,  $k$ 가 1내지 2이후부터는 급격히 쇠퇴하고 있음을 볼 수 있다. 이로부터 차수가 1내지 2의 AR 모델을 적용하는 것이 적합함을 알 수 있다. 여기에서 사용한 95%의 신뢰

한계는 다음 식으로부터 구하였다.<sup>(6)</sup>

$$\left[ -\frac{1.96}{\sqrt{N}} : +\frac{1.96}{\sqrt{N}} \right] \quad (11)$$

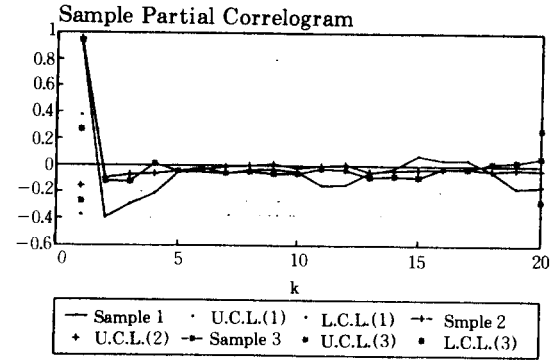


그림 3.  $k - \Phi_k(k)$ 의 관계

본 연구에서는 모델계수가 일정한 경우에는 AR(1), AR(2), AR(3) 모델을 사용하였으며, 모델계수를 변화시키는 경우에는 변형된 AR(1)과 전형적인 AR(2) 모델을 과정모델로 하여 이산형 Kalman Filter를 이용하였다.

### 3.2 모델계수가 일정한 경우

AR 모델계수가 일정한 경우에 이를 평가할 수 있는 방법에는 여러가지 방법이 있지만, 본 연구에서는 모멘트법(method of moment, M.M.)과 최우법(approximate maximum likelihood method, M.L.M.)을 사용하였다.

모멘트법을 이용하여 AR 모델계수를 구하는 방법에는 다음의 ACF와 계수간의 관계식을 이용한다.<sup>(10)</sup>

$$r_k = \hat{\Phi}_1 r_{k-1} + \hat{\Phi}_2 r_{k-2} + \cdots + \hat{\Phi}_p r_{k-p}, \quad k > 0 \quad (12)$$

여기서,  $r_1, r_2, \dots, r_{k-p}$ 는 식 (8)로부터 구하며, 결국 차수 p의 연립방정식으로부터  $\hat{\Phi}_1, \hat{\Phi}_2, \dots, \hat{\Phi}_p$ 를 구하게 된다.

최우법은 각 미지의 계수에 대한 Log-likelihood 함수의 미분의 결과치를 0으로 하여 구하는 방법으로써, 다음과 같은 근사식을 이용하여

구한다.<sup>(6)</sup>

$$D_{ij} = \hat{\Phi}_1 D_{j2} + \hat{\Phi}_2 D_{j3} + \dots + \hat{\Phi}_p D_{j,p+1},$$

$$j = 2, 3, \dots, p + 1 \quad (13)$$

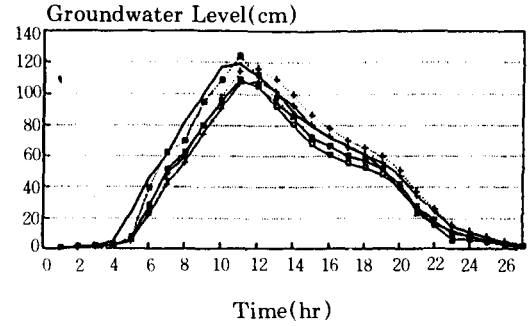
여기서,

$$D_{ij} = D_{ji} = \frac{N}{(N + 2 - i - j)} \sum_{\ell=0}^{n+1-(i+j)} Z_{i+\ell} Z_{j+\ell} \quad (14)$$

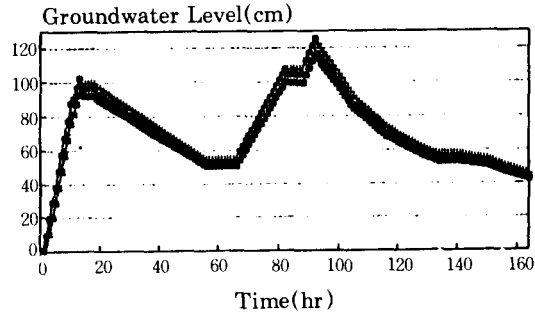
정규화된 자료계열  $Z_t$ 로부터 식(14)에 의하여  $D_{ij}$ 를 구한 후 식(13)의 각 차수  $p$ 에 대한 연립방정식을 계산함으로써 AR모델계수를 구하게 된다.

표 2는 두가지 방법으로부터 구한 각각의 AR(1), AR(2), AR(3)에 대한 AR모델계수의 값들을 정리한 것이다. 이것으로부터 1시간단계 전의 관측치가 다음 시간단계의 예측에 상당히 큰 영향을 미치며, 2, 3시간단계 전의 관측치의 영향은 상대적으로 작다는 것을 알 수 있다. 또한, 최우법에 의해서 구한 AR모델계수의 값이 모멘트법에 의해서 구한 값보다 상당히 큰 것을 볼 수 있으며, 최우법에 의해서 구한 AR(1) 모델의 모델계수는 1.0의 값보다 커서 불안정한(unstable) 결정 상태를 보여주고 있다. 그림 4는 각 자료에 대한 일정한 AR모델계수를 이용하여 예측한 결과에 보여주고 있다. 일반적으로 최우법에 의해서 구한 AR(2), AR(3) 모델이 관측 결과에 가깝게 예측하여 주고 있으며, 모멘트법에 의해서 구한 AR모델계수를 이용한 경우에 관측치보다 낮은 예측치를 보여주고 있다. 그러나, 그림 4의 결과는 전반적으로 산사면

에서의 지하수위 예측을 위하여 AR모델의 이용 가능성을 보여주고 있다.



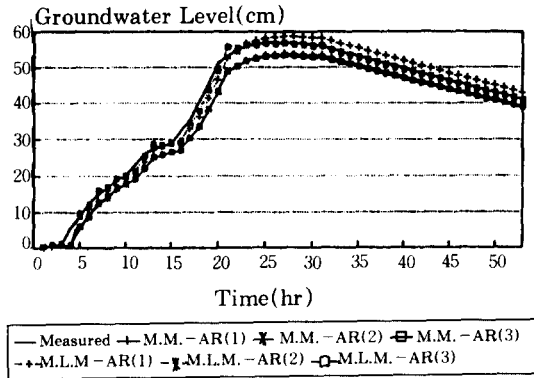
(a) 자료 1



(b) 자료 2

표 2. 각 AR 모델에 대한 AR모델계수의 값

|      | 평가 방법  | AR(1)  | AR(2)    |          | AR(3)    |          |          |
|------|--------|--------|----------|----------|----------|----------|----------|
|      |        |        | $\Phi_1$ | $\Phi_2$ | $\Phi_1$ | $\Phi_2$ | $\Phi_3$ |
| 자료 1 | M.M.   | 0.9112 | 1.2722   | -0.3962  | 1.1559   | -0.0228  | -0.2935  |
|      | M.L.M. | 0.9786 | 1.8137   | -0.8852  | 1.8499   | -0.9568  | 0.0387   |
| 자료 2 | M.M.   | 0.9541 | 1.0444   | -0.0947  | 1.0378   | -0.0219  | -0.0697  |
|      | M.L.M. | 1.0255 | 1.9751   | -0.9835  | 1.9392   | -0.9110  | -0.366   |
| 자료 3 | M.M.   | 0.9423 | 1.0552   | -0.1198  | 1.0403   | 0.0114   | -0.1243  |
|      | M.L.M. | 1.0289 | 1.8156   | -0.8230  | 1.5731   | -0.2704  | -0.3187  |



(c) 자료 3

그림 4. 모델계수가 일정한 경우의 지하수위 예측

### 3.3 모델계수가 변하는 경우

본 논문에서는 모델계수를 변화시켜서 다음 시간단계의 지하수위를 예측하기 위하여 이산형 Kalman Filter를 이용하였다. 일반적으로 최적의 선형 필터는 규정된 최적 규약을 만족하도록 개발하여야 하며, 최적 규약에는 비편견성 (unbiased estimate), 최소공분산성 (minimum variance), 일관성 (consistent estimate) 등이 있다. 이 규약을 만족하는 이산형 Kalman Filter의 유도가 다음에 설명되어 있다.

#### 3.3.1 이산형 Kalman Filter

Kalman Filter는 개념적으로 상태변환, 관측계, 상태추정의 3가지 과정으로 나눌 수 있다. 어떤 이산형 시스템의 상태추정을 위한 상태변환 방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.<sup>(8)(9)</sup>

$$X(k+1) = \phi(k+1/k) X(k) + w(k) \quad (15)$$

여기서,  $X(k+1)$ 과  $X(k)$ 는 각각  $k+1$ 과  $k$  시각에서의 상태벡터( $n$ 차원),  $\phi(k+1/k)$ 는  $k$  시각에서  $k+1$ 시각으로의 상태변환행렬( $n \times n$ ),  $w(k)$ 는 백색잡음( $p$ 차원),  $n$ 은 시스템의 상태량을 표시하는 요소를 의미한다.

관측은 비상관 잡음 (uncorrelated noise)에 의하여 발생하는 시스템 상태 변수들의 선형 조합으로 간주하며, 다음과 같은 식으로 나타낼

수 있다.

$$Z(k+1) = H(k+1) X(k+1) + v(k+1) \quad (16)$$

여기서,  $Z(k+1)$ 은 관측벡터( $m$ 차원),  $H(k+1)$ 는 관측행렬( $m \times n$ ),  $v(k+1)$ 는 관측계의 입력 오차( $m$ 차원)이다. 위의 식(15)와 (16)에서  $w(k)$ 와  $v(k+1)$ 은 모두 백색잡음으로 0의 평균값을 가지며, 각각  $Q(k)$ 와  $R(k+1)$ 의 공분산벡터를 갖는다.

식 (15)와 (16)을 기본으로하여 최적 규약을 만족하도록 상태추정을 행하여야 하며, 본 논문에서는 자세한 유도 과정을 생략하였다. 이에 대한 내용은 참고문헌<sup>(8)(9)</sup>에 잘 언급되어 있다.

유도된 Kalman Filter를 계산순서별로 요약하면 다음과 같다.

① 초기값  $E[X(0)] = \hat{X}(0)$ 와  $P(0) = E[\{x(0) - \hat{X}(0)\} \{X(0) - \hat{X}(0)\}^T]$ 를 정한다.

② 상태변환과정

$$X(k+1/k) = \phi(k+1/k) X(k/k)$$

$$p(k+1/k) = \phi(k+1/k) P(k/k) \phi^T(k+1/k) + Q(k)$$

③ kalman gain matrix  $K$ 를 구한다.

$$K(k+1) = P(k+1/k) H^T(k+1) [H(k+1) P(k+1/k) H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1}$$

④ 추정된 상태를 얻는다.

$$X(k+1/k+1) = X(k+1/k) + K(k+1)$$

$$[Z(k+1) - H(k+1) X(k+1/k)]$$

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1) H(k+1)] P(k+1/k)$$

⑤ ②~④의 과정을 반복한다.

#### 3.3.2 과정모델

앞에서 유도된 이산형 Kalman Filter에 적용할 과정모델은 다음의 두 모델을 선택하였다.

$$\text{과정모델 1(P.M. -1)} : Z_t = \alpha_1 Z_{t-1} + \alpha_2 Z_{t-2} + \varepsilon_t \quad (17)$$

$$\text{과정모델 2(P.M. -2)} : Z_t = \alpha_1 Z_{t-1} + \alpha_2 \quad (18)$$

과정모델 1은 전형적인 AR(2) 모델이며, 과정모델 2는 AR(1) 모델의 변형된 형태로 AR(1) 모델에서의  $\varepsilon_t$ 를 최적화시키고자 하는 미지

의 모델변수로 하여 예측과정에서의 오차를 포함하도록 하였다.

앞의 과정모델들에 대한 관측계의 형태는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{과정모델 1 : } Z &= [Z_t] \\ H &= [Z_{t-1} \ Z_{t-2}] \\ X &= [\alpha_1 \ \alpha_2]^T \\ v &= \varepsilon_t \end{aligned} \quad (19)$$

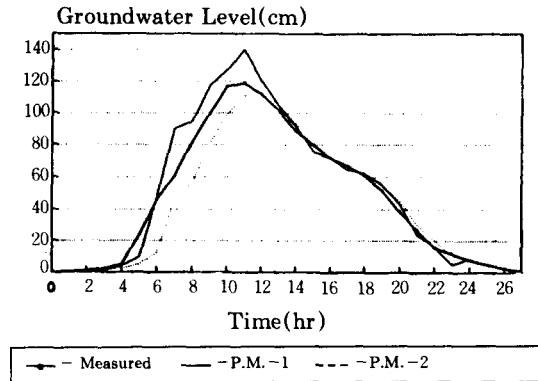
$$\begin{aligned} \text{과정모델 2 : } Z &= [Z_t] \\ H &= [Z_{t-1} \ 1] \\ X &= [\alpha_1 \ \alpha_2]^T \\ v &= \varepsilon_t \end{aligned} \quad (20)$$

Kalman Filter를 각각의 지하수위 관측 자료에 적용할 경우에  $Q(k)$ 와  $R(k+1)$ 에 대한 값으로서, 본 논문에서는 0.01과 0.0001의 초기치를 가정하였다. 그외에 실제 적용을 위하여 다음의 초기치를 가정하였다.<sup>(11)</sup>

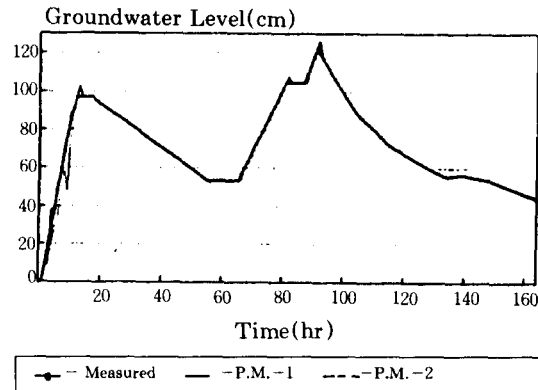
$$\begin{aligned} X(k_0/k_0) &= [1.0 \ 0.0]^T \\ \phi(k_0/k_0) &= I \\ P(k_0/k_0) &= 100 \times I \end{aligned}$$

여기서,  $I$ 는 단위행렬이다.

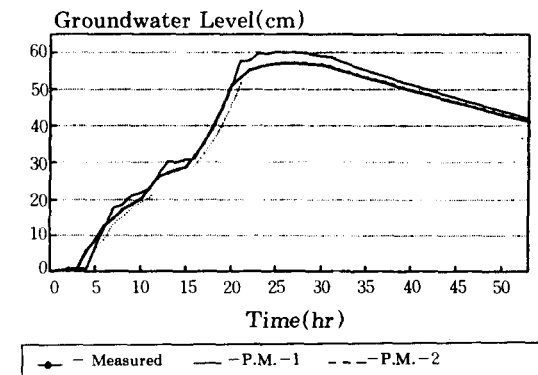
그림 5는 각 과정모델을 이용하여 구한 지하수위의 예측 결과를 보여주고 있으며, 이로부터 과정모델 1과 2가 모두 좋은 예측 결과를 나타내고 있음을 알 수 있다. 그림 6은 각각의 과정모델에 대한 상태벡터의 변화를 보여주고 있다. 그림으로부터 과정모델 1이 과정모델 2보다 상대적으로 상태벡터의 변화폭이 작음을 볼 수 있다. 위의 결과들로부터 AR 모델을 이용한 실시간 예측으로부터 좋은 예측 결과를 얻을 수 있다는 것을 알 수 있다. 또한, AR 모델이 단순히 관측된 지하수위를 자료계열만을 이용하며, 시간별 강우강도와 같은 입력치를 이용하지 않는다는 점을 고려한다면, 입력치의 변화로 인한 영향을 AR 모델계수의 변화와 연계시킴으로써 더 좋은 예측을 할 수 있을 것으로 사료된다.



(a) 자료 1



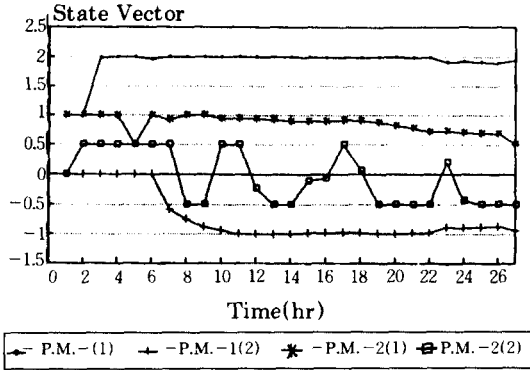
(b) 자료 2



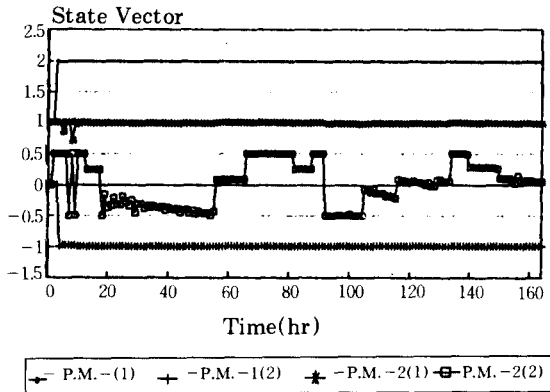
(c) 자료 3

그림 5. 모델계수가 변하는 경우의 지하수위 예측

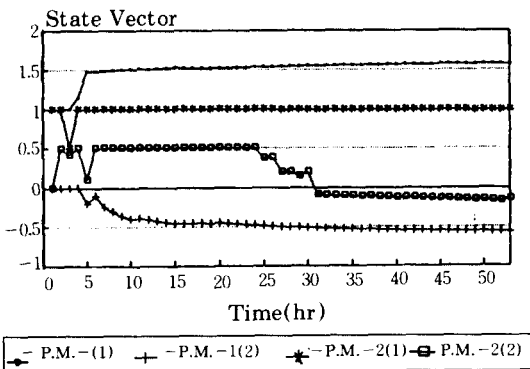




(a) 자료 1



(b) 자료 2



(c) 자료 3

그림 6. 상태벡터의 변화

#### 4. 결 론

본 연구는 과거에 대규모 산사태가 발생했던 두 지역으로부터 현장에서 직접 관측한 세계의 지하수위 자료계열을 이용하여 기본 통계량 분석을 하였으며, 모델계수가 일정한 경우에는 AR(1), AR(2), AR(3) 모델에 대한 모델계수를 구하였고, 모델계수를 변화시키는 경우에는 변형된 AR(1)과 전형적인 AR(2) 모델을 과정 모델로하여 Kalman Filter에 의하여 모델계수의 변화를 구하였다. 또한, 두가지 경우에 대하여 구한 모델계수들을 이용하여 관측치와 예측치를 비교, 분석하였다.

본 연구를 통하여 얻어진 결론을 요약하면 다음과 같다.

- (1) 모델계수를 일정하게 하는 경우에 최우 방법으로 구한 AR 모델계수를 이용한 AR(2), AR(3) 모델이 상대적으로 관측치에 가까운 예측 결과를 보여주었으며, 전반적으로 AR 모델을 이용함으로써 산사면에서의 지하수위를 예측할 수 있는 가능성이 있음을 알 수 있었다.
- (2) 모델계수를 변화시키는 경우에도 변형된 AR(1) 모델과 전형적인 AR(2) 모델이 좋은 예측 결과를 보여주었으며, 변형된 AR(1) 모델의 모델계수의 변화가 AR(2) 모델계수의 변화보다 상대적으로 크다는 것을 알 수 있었다. 따라서, 시간별 강우강도와 같은 입력치를 변형된 AR(1) 모델에 고려해줌으로써 더 좋은 예측이 가능할 것으로 사료된다.
- (3) 산사면에서의 지하수위를 예측함에 있어서 앞선 시간단계에서의 관측된 지하수위를 이용함으로써 다음 시간단계에서의 좋은 예측치를 구할 수 있으며, 특히 자료계열의 정상성을 고려하지 않고 모델계수를 변화시키면서 다음 시간 단계의 예측치를 구하는 실시예측을 통하여도 지하수위 변동을 예측할 수 있다는 것을 알 수 있었다.

본 연구를 통하여 얻은 결론은 가파른 산사면에서의 산사태 발생 예측을 위한 지하수위예측 모델에 이용할 수 있다. 지하수위 예측하는 데에 있어서 시간별 강우강도는 중요한 입력치이므로, 앞으로의 연구에서는 이를 고려한 모델 개발에 관한 연구를 수행하고자 한다.

### 감사의 글

본 연구는 한국과학재단(과제번호 : 911-1306-015-2)의 기초 연구비 지원에 의하여 수행된 것으로, 이에 대하여 깊은 감사를 드립니다.

### 참고 문헌

1. 윤용남(1989), "공업 수문학," 청문각, 607p.
2. 이인모 · 박경호 · 임충모(1992), "산사태 위험도 추정을 위한 간극수압 예측에 관한 연구(I) - 지하수 유입량 비교연구," 한국지반공학회지, 제 8권, 제 1호, pp. 81-100.
3. 조천환 · 나경준 · 구호본(1989), "사면의 안전진단 및 보호공법," 전기연 연구보고서, 전기연 89-GE-111, 331p.
4. 홍원표 · 김상규 · 김마리아 · 김윤원 · 한중근(1990), "강우로 기인되는 우리나라 사면활동의 예측," 대한토질공학회지, 제6권, 제2호, pp. 55-63.

5. Anderson, R.L.(1941) "Distribution of the serial correlation coefficients." *Annals of Math. Statistics*, 8(1), pp. 1-13.
6. Box, G.E. and Jenkins, G.M.(1976) "Time series analysis, forecasting and control," San Francisco, Holden-Day Inc., 575p.
7. Bras, R.L. and I. Rodriguez-Iturbe(1985) "Random functions and hydrology," Addison-Wesley Pub. Comp. Inc., 559p.
8. Gelb, A(1974) "Applied optimal estimation," The M.I.T. Press, MIT, 374p.
9. Jazwinski, A.(1970) "Stochastic processes and filtering theory," Academic Press, New York.
10. Salas, J.D., Delleur, J.W., Yevjevich, V., and Lane, W.L.(1980) "Applied modeling of hydrologic time series," Littleton, Colo., Water Resources Publications, 484p.
11. Simons, D.B., Duong, N., and Ruh-Ming, Li. (1978) "An approach to short-term water and sediment discharge prediction using Kalman Filter," *Application of Kalman Filter to Hydrology, Hydraulics and Water Resources*, Proc. of AGU Chapman Conference, Univ. of Pittsburgh, Pittsburgh, Penn., pp.473-481.
12. Snedecor, G.W. and Cochran, W.G.(1967) "Statistical methods," The Iows State Univ. Press, Iowa.

(접수일자 1993. 7. 2)