

메타모델을 이용한 저류함수법의 매개변수추정

Parameter Estimation of Storage Function Method using Metamodel

정건희* · 오진아** · 김태균***

Chung, Gunhui · Oh, Jin-A · Kim, Taegyun

Abstract

In order to calculate the accurate runoff from a basin, nonlinearity in the relationship between rainfall and runoff has to be considered. Many runoff calculation models assume the linearity in the relationship or are too complicated to be analyzed. Therefore, the storage function method has been used in the prediction of flood because of the simplicity of the model. The storage function method has five parameters with related to the basin and rainfall characteristics which can be estimated by the empirical trial and error method. To optimize these parameters, regression method or optimization techniques such as genetic algorithm have been used, however, it is not easy to optimize them because of the complexity of the method. In this study, the metamodel is proposed to estimate those model parameters. The metamodel is the combination of artificial neural network and genetic algorithm. The model is consisted of two stages. In the first stage, an artificial neural network is constructed using the given rainfall-runoff relationship. In the second stage, the parameters of the storage function method are estimated using genetic algorithm and the trained artificial neural network. The proposed metamodel is applied in the Peong Chang River basin and the results are presented.

Key words : Storage Function Method, Meta Model, Artificial Neural Network, Genetic Algorithm

요 지

유역에서의 정확한 유출을 계산하기 위해서는 강우-유출현상의 비선형성을 고려해야한다. 그러나 대부분의 강우-유출모형이 선형성을 가정하고 있거나 해석하기가 복잡하여, 비선형성을 고려하면서도 비교적 간단히 계산이 가능한 저류함수법을 유출계산에 이용해오고 있다. 저류함수법은 강우특성과 유역특성에 따라 달라지는 5개의 매개변수를 포함하고 있으며, 주로 유역별로 개발된 회귀식이나 유전자 알고리즘 등 최적화 기법을 이용하여 추정하나, 그 정확한 산정이 어렵다. 그러므로 본 연구에서는 인공신경망과 유전자 알고리즘을 이용한 Metamodel을 이용하여 매개변수 최적화를 시도하였다. 제안된 기법은 두 단계로 나누어지는데, 첫 번째 단계에서는 기존의 강우-유출관계를 인공신경망에 입력하여 일대일대응 관계를 규명한 후, 두 번째 단계에서는 훈련된 인공신경망과 유전자 알고리즘을 이용하여 강우사상에 대한 저류함수법의 매개변수를 최적화한다. 제안된 모형은 평창강 유역 21개 강우사상에 적용되어 그 적용성을 입증하였다.

핵심용어 : 저류함수법, 메타모델, 인공신경망, 유전자알고리즘

1. 서 론

수문학적인 강우-유출 모형은 비선형적인 유출특성과 유역의 특성, 강우특성을 복합적으로 고려하여 분석하여야 한다. 그러나 실제 모든 특성을 정확히 고려하는 것은 불가능하므로, 유역의 유출계산은 매우 어렵고 복잡하다. 그러므로 대부분 강우-유출의 관계를 간략화 시켜 모형에 고려한다. 가장 보편적인 방법은 유역의 대표단위도를 이용하여 유출을 계산하는 것이다. 그러나 유역의 물리적인 특성을 완벽하게 고려하여 대표단위도를 유도하는 것이 사실상 불가능하고, 단위도법이 강우-유출관계의 비선형성을 잘 표현하지 못하므로,

Kimura (木村俊晃, 1961)에 의해 제안된 저류함수법이 현재 국내 대하천의 홍수에경보에 흔히 사용되고 있다. 국내에서 저류함수법이 대유역에 흔히 적용되고 있으나, 실제 저류함수법을 제안한 일본에서는 주로 중소유역에서의 홍수에경보에 저류함수법을 사용하고 있다. 저류함수법 적용 가능 유역 크기는 유역면적 1,000 km² 이내, 유로연장 100 km 이내로 알려져 있으나 비람직한 유역면적의 상한치는 100 km² 권장되고 있다(일본건설성, 2003).

저류함수법은 유역을 침투역과 유출역으로 나누어 강우-유출사이의 비선형성을 고려하고, 유역의 특성과 강우의 특성을 고려한 매개변수를 이용하여 유출을 계산하는 방법이다. 기존

*한국건설기술연구원 수자원 연구실 수석연구원 (E-mail : gunhui@kict.re.kr)

**현대산업개발 토목설계팀 사우

***진주산업대학교 이공학부 조경학과 교수 (교신저자)

의 저류함수법 매개변수를 결정하는 방법을 살펴보면 일본에서 개발된 경험식을 사용하거나 매개변수 최적화 알고리즘을 적용하는 방법으로 크게 나누어진다. 그러나 일본의 자료를 사용하여 개발된 경험식은 한국유역의 특성을 모두 반영하기 어렵고, 최적화 알고리즘을 이용하여 저류함수법의 매개변수를 결정하는 것은 간단하지 않을 뿐 아니라, 실제 유역을 대표하는 값을 찾는 것이 매우 어렵다고 알려져 있다.

저류함수법의 매개변수 최적화를 위한 연구 중 남궁달(1985)은 저류함수법과 운동과 모형의 유사성으로부터 유역의 수문인자 및 지형인자와 매개변수의 관계를 규명하고자 하였으며, 윤재홍 등(1991), 박봉진 등(1997)과 심순보 등(1992)은 최적화 기법을 이용하여 저류함수법의 매개변수를 자동으로 보정할 수 있는 방법을 제안하였다. 이정규와 이창해(1996)는 Brent 방법을 이용하여 최적 매개변수를 산정하였고, 김종래 등(2006)은 Dynamic Effect를 고려한 저류함수를 이용하여 유출모형의 매개변수를 최적화하기 위한 방법을 제안하였다.

최적화기법이 아닌 접근법으로는 배덕효(1997)와 배덕효와 정일문(2000)이 상태·공간형태의 모형으로 저류함수법을 개선하여 실시간 홍수예측모형을 제안한 바 있으며, 이정규와 김한섭(2000)은 유역모형과 하도모형을 하나의 단일모형으로 하는 통합저류함수법을 제안하였다. 또한, 김태균과 윤강훈(2007)은 저류함수법을 통한 유효유량 산정 대신 SC5방법을 이용하여 유효유량을 산정하고 저류함수법으로 유역의 유출을 계산하여 매개변수의 수를 줄이고 보다 안정적인 매개변수 산정이 가능한 모형을 제안하였다. 최근 들어 정동국 등(2008)은 한강유역의 지형인자를 이용하여 저류함수법의 매개변수 산정식을 제안하였으며, 최종남 등(2009)은 한강유역의 저류함수법 매개변수 산정을 위한 회귀식을 제안한 바 있다. 그러나 이러한 다양한 시도에도 불구하고 정확한 매개변수 산정은 어려워 실무에서는 매번 매개변수 보정을 위해 많은 시간을 투자하고 있는 것이 현실이다.

그러므로 이번 연구에서는 저류함수법의 매개변수 최적화를 위해 인공신경망과 유전자알고리즘을 동시에 사용하는 Metamodel을 적용하였다. 본 연구에서는 저류함수법과 인공신경망을 이용하여 대상유역의 강우-유출관계를 훈련시키고, 훈련된 모형을 이용하여 유전자 알고리즘을 이용한 저류함수법의 매개변수를 최적화하였다. 제안된 Metamodel은 평창강 유역에 적용하여 그 적용성을 입증하였다.

2. 저류함수법

하천유역으로부터의 홍수유출계산을 위한 저류함수법(貯溜函數法, storage function method)은 홍수류의 연속방정식에 유역이나 하도에서의 유출량과 저류량의 관계를 표시하는 저류함수를 대입하여, 홍수류의 연속방정식을 풀고 홍수유출량을 계산하는 방법이다. 이 방법은 1961년 Kimura에 의해 제안되었으며, 주로 일본에서 널리 사용되어 왔다. 우리나라에서는 한강홍수예경보에 30여년 이상 사용되어 왔고 계산절차가 간편하며 홍수유출의 비선형성을 고려해 주는 방법이다.

로 선형모형보다 합리적인 것으로 알려져 있다.

홍수유출을 Manning 공식으로 표시할 수 있는 지표면 유출이라 가정하면 유역이나 어떤 하도구간의 저류량 S 는 유출량 O 의 멱함수로 표시할 수 있다. 즉

$$S = KO^P \quad (1)$$

여기서, K , P 는 유역 혹은 하도구간에 대한 상수이다. 한편, 유역에 대한 연속방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{1}{3.6} f r_{ave} A - O = \frac{dS}{dt} \quad (2)$$

여기서 f 는 평균유입계수이며, r_{ave} 는 단위시간당 유역평균 강우량(mm/hr), A 는 유역면적(km²), O 는 유역지체시간 T_l 을 고려한 유역으로부터의 직접유출량(m³/sec), S 는 유역 내의 실제 저류량(m³)이다.

또한 하도구간에 대한 연속방정식을 표시하면 다음과 같다.

$$\left(\sum_{j=1}^n f_j I_j \right) - O = \frac{dS}{dt} \quad (3)$$

여기서, f_j 는 평균유입계수이며, I_j 는 유역 및 저류역으로부터 하도로의 유입량 혹은 하도구간의 상류단으로의 유입량 (m³/sec)이고, O 는 지체시간 T_l 을 고려한 하도구간의 하류단에서의 유출량 (m³/sec), S 는 하도구간 내의 실 저류량 (m³)이다.

3. 메타모델(Metamodel)

메타분석(Meta analysis)은 1904년에 Karl Pearson에 의해 자료의 수가 부족한 경우 통계적인 모형의 단점을 극복하기 위해 여러 가지 다른 모형의 결과를 분석함으로써 더욱 정확한 모형을 만들기 위해 제안되었다. 그 이후 1976년 Glass에 의해 처음으로 Oxford 영어사전에 통계학적인 관점으로 정의가 쓰였다. 본 연구에서는 기존에 매개변수 최적화를 위해 많이 사용되는 유전자 알고리즘과 인공신경망을 이용하여 저류함수법의 매개변수 최적화를 하기 위한 메타모델을 제안한다.

3.1 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm)

유전자 알고리즘은 최적화 문제를 해결하기 위한 추계학적 탐색기법 중 하나로 Holland(1975)에 의해 처음 제안되었다. 이는 생물의 진화를 모방한 진화알고리즘의 대표로서, 생명체의 진화에 적용되는 선택, 교배, 돌연변이 등의 방법을 통하여 세대를 진화시킴으로서 최적해에 가까운 해를 찾기 위한 방법이다. Fig. 1은 유전자 알고리즘의 의사코드를 나타낸다. 이와 같은 과정을 통하여 무작위로 구성된 초기집단에서 최적해를 탐색해나간다.

3.2 인공신경망 (Artificial Neural network)

인공신경망은 뇌기능의 특성을 컴퓨터 시뮬레이션으로 표현하는 것을 목표로 하는 수학적 모델이다. 인공신경망은 시냅스

```

function GA(population, objectiveFN) returns an individual
  input: population
         objectiveFN
  repeat
    SELECTION(population, objectiveFN)
    parents formation
    REPRODUCTION(population, objectiveFN)
    crossover
    mutation
  until some individual is fit enough
  return the best individual in population, according to objectiveFN

```

Fig. 1. Pseudo-code of Genetic Algorithm

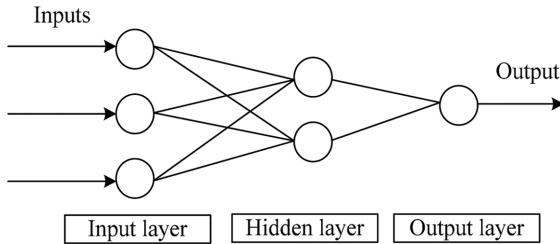


Fig. 2. Basic structure of artificial neural network (ANN)

의 결합으로 네트워크를 형성한 인공뉴런이 학습을 통해 시냅스의 결합세기를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 일컫는다. 모형은 크게 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며 (Fig 2), 각 층을 연결하는 활성화함수의 매개변수를 조정함으로써 입력층과 출력층 간의 일대일 대응을 형성하게 된다. 인공신경망을 사용하기 위해서는 자료를 이용하여 모형을 훈련시키는 과정과 훈련된 모형을 이용하여 출력값을 계산하는 과정으로 구분된다. 이때 훈련에 사용된 자료와 동일한 패턴의 자료에 대해서는 출력값 계산이 뛰어난 것으로 보고되고 있다.

3.3 메타모델 (metamodel)

본 연구에서 사용한 메타모델은 인공신경망과 유전자 알고리즘을 동시에 사용하여 저류함수법의 매개변수를 최적화하였다. 최적화 단계를 살펴보면, 1) 인공신경망으로 저류함수법의 매개변수와 강우특성을 이용한 유출특성 계산을 위한 모형을 구성하여 학습시킨다. 2) 학습된 인공신경망 모형은 저류함수법을 이용한 강우-유출계산모형을 대체한다. 3) 이 모형의 매개변수를 유전자 알고리즘을 이용하여 최적화 한다.

첫 번째 단계에서 인공신경망 모형을 구성하기 위해 강우-유출사상별 저류함수법의 매개변수를 경험적 방법으로 추정한다. 여기서 경험적인 방법이란 매개변수를 결정할 때, 실측 강우량과 유출량을 이용하여 유역 저류함수(K)의 상수(P)와 지체시간(T_i)을 결정하고, 1차유출률(f_1)과 포화우량(R_{sa})은 누가곡선법에 의해 결정하는 방법을 일컫는다 (윤용남, 2007, p.554-566).

이렇게 산정된 매개변수는 신경망을 학습시키기 위해 사용되었다. 인공신경망 모형은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며, 입력층은 총 9개의 노드를 가진다. 9개의 노드 중 5개는 저류함수법의 5개 매개변수들 (K , P , T_i , f_1 , R_{sa})이며, 6번

메타모델을 이용한 저류함수법의 매개변수추정

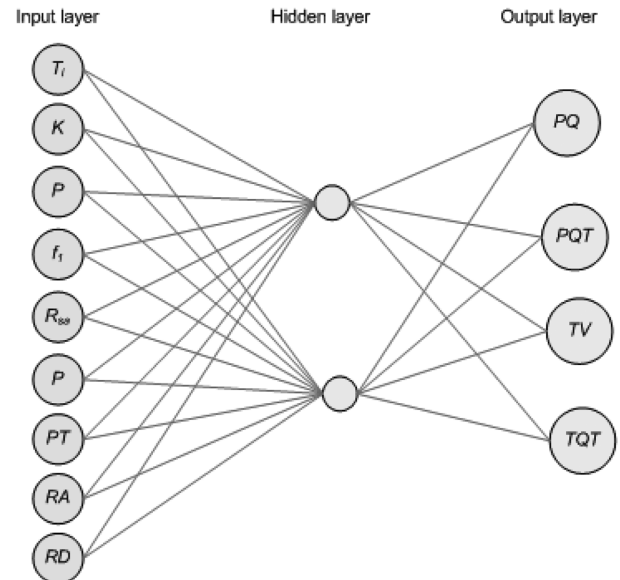


Fig. 3. Structure of artificial neural network in the proposed method (P: peak rainfall (mm), PT: peak time of rainfall (hr), RA: total rainfall amount (mm), RD: total rainfall duration (hr), PQ: peak discharge (cms), PQT: time of peak discharge (hr), TV: total volume of runoff (m^3), TQT: total duration of runoff (hr))

째에서 9번째까지의 노드들은 강우사상의 최대 강우강도, 최대강우강도가 나타났을 때의 시간, 총 강우량, 총 강우시간으로 구성되었다. 또한 출력층은 유역에서의 유출의 최대유출량, 최대유출량이 나타난 시간, 총 유출량, 총 유출시간으로 구성되어 총 4개의 노드를 가진다. 이렇게 한 이유는 강우-유출 모형의 매개변수 최적화를 시도할 때 강우와 유출의 특성을 표현해야 하는데, 가장 널리 쓰이는 방법은 시간별 강우와 유출을 표현하고 그 종거를 모두 비교하는 방법이 있으나, 모든 유출사상의 종거를 정확히 예측하는 것은 실제로 불가능하며 구조물의 설계나 안전해석에 가장 중요한 것이 강우나 유출의 최댓값과 총 부피이므로, 강우나 유출의 총량, 총 유출(강우)시간과 최대 유출(강우)량, 그리고 최대유출(강우)량이 발생하는 시간, 4가지 특성을 이용하여 강우와 유출을 표현하기 위함이다.

사용된 인공신경망 모형은 Multi-Layer Feed-Forward Neural Networks를 이용하여 다층 퍼셉트론으로 구성하였다. 여기서 Multi-Layer Feed-Forward Neural Networks는 그림 3과 같이 하나의 입력층 (input layer)과 하나의 출력층 (output layer)을 가지면서 은닉층 (hidden layer)이 하나 이상 존재하는 구조를 말한다. 은닉층에서의 되먹임 (recurrent)은 존재하지 않으므로 Feed-Forward 방법이라 한다. 학습을 통해 인공신경망의 입력층에서 은닉층, 은닉층에서 출력층 사이의 활성화함수의 매개변수를 최적화하였다. 훈련된 신경망 모형은 매개변수 최적화 과정에서 저류함수법을 대신하게 된다. 구성된 인공신경망의 구조는 Fig. 3과 같다.

다음 단계에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 유역별, 강우사상별 저류함수의 매개변수를 최적화하게 된다. 이때 목적함수는 앞에서 설명한 유출사상을 표현하기 위한 4가지 특성값들이 실제값들과 가장 작은 오차를 가지는 것이다. 그 수확

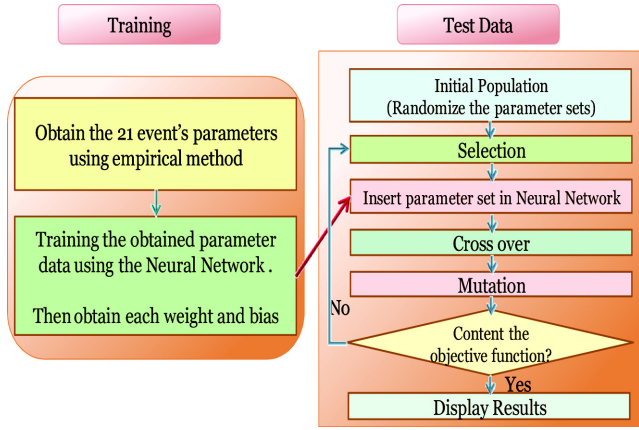


Fig. 4. Flowchart for the metamodel

적인 표현은 다음과 같다.

$$Minimize f(E) = \sqrt{[(PQ_o - PQ_s)^2 + (PQT_o - PQT_s)^2 + (TV_o - TV_s)^2 + (TQT_o - TQT_s)^2]}$$

여기서, PQ_o 와 PQ_s 는 관측된 침투유출량과 계산된 침투유출량이고, PQT_o 와 PQT_s 는 관측된 유출의 침투시간과 계산된 유출의 침투시간, TV_o 와 TV_s 는 관측된 유출량의 총량과 계산된 유출량의 총량, 그리고 TQT_o 와 TQT_s 는 관측된 총 유출시간과 계산된 총 유출시간이다. 실제로 총 유출시간은 기저유출량 결정에 따른 임의성을 가지고 있으나, 여기서는 이에서 비롯되는 오차는 미비하다고 가정 하였다. 또한 단위도법을 비롯한 대부분의 강우-유출 모형이 유효우량과 직접유출량과의 관계를 이용하는 반면, 저류함수법은 총우량과 총 유출량과의 관계를 계산해주는 모형이므로 입력층과 출력층에 총우량과 총 유출량에 대한 정보가 사용되었음을 명시한다.

모형의 결정변수는 저류함수법의 5개 매개변수이며, 입력층에 입력되는 4개의 강우사상의 특성치는 알고 있다고 가정한다. 이때 5개의 매개변수의 최댓값과 최소값 범위를 지정하게 되는데 유역의 1차유출률인 f_1 은 0에서 1사이의 값을 가지고, 포화우량인 R_{sa} 는 총 강우량보다 작은 값을 가지도록 지정한다.

4. 모형의 적용

제안된 모형을 평창강유역에 적용하였다. 평창강유역은 연평균강수량이 1,380 mm 정도로서 우리나라의 다우지역에 속하며, 석회암층이 잘 발달되어 있어 계곡사이의 일부 평지를 제외하면 대부분 산지로서 표토가 얇고 다공질이므로 침투가 쉽게 일어나는 특성을 가지고 있다. 유역 내에는 총 6개의 수위관측소가 존재하며, 이 중 유역의 출구 가까이(Fig. 5의 원 부분에 위치하는 방림관측소의 유량자료를 사용하여 유역의 유출량으로 가정하였다. 평창강유역의 유역면적은 519.69 km²이고 방림수위관측소의 자료는 1시간 간격자료를 이용하였다.

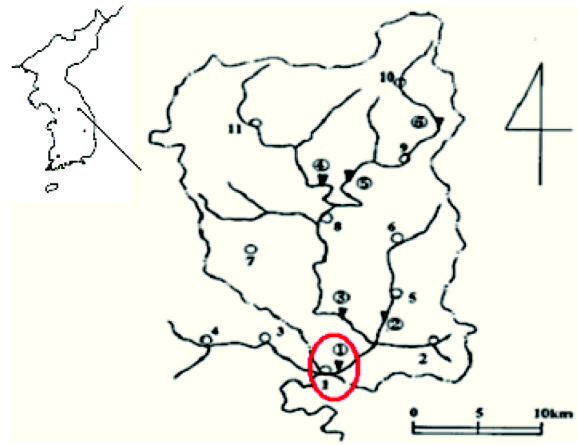


Fig. 5. Peong Chang river basin (Bang-Rim gauging station is located in the circle area on the map)

4.1 자료의 훈련

평창강유역의 1991년에서 2005년 사이의 21개 강우, 유출 사상(Table 1)에 대한 저류함수법의 매개변수를 경험적인 방법에 의해 추정하였다(Table 2). 이렇게 결정된 사상별 매개변수는 Table 2와 같다. Tables 1과 2의 강우사상 번호가 일치한다.

Table 2에 제시된 기왕 강우사상 21개에 대해 추정된 매개변수는 인공신경망 모형의 입력층으로 구성된다. Table 3은 인공신경망의 출력층에 계산된 결과이다. 이는 관측된 유량과

Table 1 Rainfall Events to train the artificial neural network model

| Event | Starting time | Ending time | Rainfall depth (mm) |
|-------|------------------|------------------|---------------------|
| 1 | 2001-06-29 01:00 | 2001-07-03 17:59 | 80.66 |
| 2 | 2002-04-29 01:00 | 2002-05-03 00:00 | 89.06 |
| 3 | 2002-08-31 01:00 | 2002-09-04 00:00 | 92.14 |
| 4 | 2003-05-06 13:00 | 2003-05-10 00:00 | 88.35 |
| 5 | 2003-09-18 01:00 | 2003-09-21 00:00 | 99.23 |
| 6 | 2005-06-26 13:00 | 2005-06-29 12:00 | 170.32 |
| 7 | 2005-06-30 13:00 | 2005-07-03 10:00 | 102.05 |
| 8 | 1998-06-25 01:00 | 1998-6-29 21:00 | 67.30 |
| 9 | 1997-08-02 01:00 | 1997-08-08 00:00 | 135.58 |
| 10 | 1997-07-01 01:00 | 1997-07-10 00:00 | 125.92 |
| 11 | 1997-07-15 01:00 | 1997-07-21 00:00 | 74.85 |
| 12 | 1996-07-26 07:00 | 1996-07-31 21:00 | 102.59 |
| 13 | 1996-07-20 10:00 | 1996-07-26 00:00 | 100.76 |
| 14 | 1996-06-29 06:00 | 1996-07-03 18:00 | 47.66 |
| 15 | 1995-08-08 17:00 | 1995-08-12 18:00 | 136.26 |
| 16 | 1994-08-01 03:00 | 1994-08-05 12:00 | 125.00 |
| 17 | 1994-06-29 23:00 | 1994-07-06 00:00 | 228.76 |
| 18 | 1992-09-24 06:00 | 1992-09-28 00:00 | 98.18 |
| 19 | 1991-09-04 03:00 | 1991-09-10 00:00 | 135.58 |
| 20 | 1991-08-02 01:00 | 1991-08-06 00:00 | 64.00 |
| 21 | 1991-05-25 13:00 | 1991-05-31 00:00 | 114.58 |

Table 2. Estimated parameters and precipitation characteristics of 21 rainfall events (Input layer of ANN)

| Rainfall Events | | | | | | | | | | | |
|------------------------|--------|--------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 |
| T _i (hr) | 2 | 4 | 3 | 3 | 2 | 1 | 1 | 6 | 2 | 9 | 2 |
| K | 72.74 | 69.93 | 63.28 | 78.58 | 44.55 | 63.36 | 27.68 | 87.68 | 39.44 | 44.33 | 55.34 |
| P | 0.63 | 0.90 | 0.96 | 0.94 | 0.82 | 0.93 | 0.84 | 0.88 | 0.96 | 0.87 | 0.90 |
| f _i | 0.55 | 0.58 | 0.46 | 0.72 | 0.58 | 0.40 | 0.48 | 0.68 | 0.60 | 0.86 | 0.50 |
| R _{sa} | 18.61 | 56.46 | 16.12 | 30.11 | 19.06 | 81.27 | 70.10 | 47.30 | 76.67 | 31.45 | 4.88 |
| PR (mm) | 10.80 | 6.05 | 9.91 | 9.23 | 18.86 | 13.45 | 23.55 | 5.58 | 15.38 | 12.55 | 7.30 |
| PRT (hr) | 28 | 30 | 23 | 27 | 18 | 22 | 14 | 12 | 36 | 16 | 34 |
| TR (m ³ /s) | 80.66 | 89.06 | 92.14 | 88.35 | 99.23 | 170.32 | 102.05 | 67.30 | 135.58 | 125.92 | 74.85 |
| TRT (hr) | 48 | 48 | 48 | 48 | 30 | 48 | 36 | 32 | 71 | 32 | 40 |
| | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | |
| T _i (hr) | 3 | 1 | 2 | 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 2 | 5 | |
| K | 22.75 | 30.75 | 71.32 | 63.79 | 106.33 | 47.03 | 87.68 | 88.91 | 48.25 | 67.63 | |
| P | 0.88 | 0.84 | 0.91 | 0.90 | 0.91 | 0.95 | 0.82 | 0.89 | 0.71 | 0.92 | |
| f _i | 0.58 | 0.39 | 0.38 | 0.95 | 0.10 | 0.36 | 0.69 | 0.32 | 0.67 | 0.72 | |
| R _{sa} | 35.96 | 34.30 | 41.13 | 8.74 | 114.12 | 165.58 | 62.74 | 101.50 | 27.04 | 83.01 | |
| PR (mm) | 12.99 | 11.66 | 7.73 | 19.35 | 25.76 | 16.50 | 13.06 | 8.42 | 14.28 | 13.62 | |
| PRT (hr) | 11 | 34 | 39 | 9 | 17 | 32 | 15 | 53 | 8 | 14 | |
| TR (m ³ /s) | 102.59 | 100.76 | 47.66 | 136.26 | 125.00 | 228.76 | 98.18 | 135.58 | 64.00 | 114.58 | |
| TRT (hr) | 50 | 53 | 42 | 19 | 26 | 50 | 19 | 56 | 13 | 29 | |

Table 3. Runoff characteristics of 21 rainfall events (output layer of ANN)

| Rainfall Events | | | | | | | | | | | |
|------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 |
| PQ (m ³ /s) | 251.89 | 214.82 | 334.06 | 251.79 | 626.83 | 524.44 | 705.16 | 112.32 | 512.36 | 709.65 | 311.28 |
| PQT (hr) | 31 | 39 | 27 | 38 | 20 | 29 | 20 | 35 | 70 | 21 | 36 |
| TV (m ³) | 25.55 | 25.04 | 34.00 | 29.70 | 37.95 | 35.49 | 51.63 | 16.82 | 40.87 | 82.21 | 31.29 |
| TQT (hr) | 120 | 96 | 96 | 84 | 72 | 72 | 70 | 117 | 144 | 216 | 144 |
| | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | |
| PQ (m ³ /s) | 602.71 | 160.45 | 103.14 | 574.25 | 175.34 | 699.33 | 223.82 | 227.12 | 361.15 | 279.78 | |
| PQT (hr) | 29 | 48 | 42 | 16 | 19 | 42 | 19 | 56 | 12 | 26 | |
| TV (m ³) | 41.12 | 20.19 | 13.37 | 39.62 | 5.98 | 55.90 | 24.35 | 27.16 | 37.34 | 37.16 | |
| TQT (hr) | 135 | 135 | 109 | 98 | 106 | 146 | 91 | 142 | 96 | 132 | |

의 평균제곱근오차를 최소화하기 위해 훈련된 신경망의 결과이며, 유전자 알고리즘을 이용하여 매개변수를 최적화하기 위한 저류함수법 모형을 대신한다.

4.2 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 단계

경험적인 방법을 이용하여 기왕 21개 강우-유출사상에 대한 저류함수법의 매개변수를 산정한 후, 산정된 매개변수와 강우, 유출사상의 특성을 이용하여 인공신경망 모형을 구축하였다. 이를 시행착오적으로 계산하여야 하는 저류함수법의 매개변수 산정과정을 대신하여 유전자 알고리즘을 이용한 최적화모형에 결합한다. 최적화의 목적함수는 계산된 유출량과 관측된 유출량의 최소제곱근 오차를 최소화하는 것이다. 이를

통하여 유역의 물리적인 특성 뿐 아니라 강우의 침투시간과 총 강우시간의 고려로 인해 강우사상의 특성까지 모형에 고려할 수 있다.

모형의 적용성 검증을 위해 1992년 8월 26일 18시부터 1992년 9월 1일 0시까지의 강우-유출사상의 매개변수를 최적화하였다. Table 4는 해당 강우-유출사상의 강우와 유출특성을 나타낸 표이다. 최적화를 위해 유전자 알고리즘의 총 모집단크기는 100, 교차율은 0.75, 돌연변이율은 0.05를 모든 사상에 동일하게 적용하였다. 모형의 적용성 검증을 위해 경험적인 방법을 이용하여 얻어진 매개변수와 최적화 결과 얻어진 저류함수법의 매개변수는 Table 5와 같으며, 각 각의 경우에 계산된 유출곡선은 Fig. 6에 나타나있다. 목적함수값

Table 4. Rainfall and runoff characteristics to optimize the parameter of storage function method

| Rainfall | | Runoff | |
|------------------------|-------|------------------------|-------|
| PR (mm) | 13.4 | PQ (m ³ /s) | 582.1 |
| PRT (hr) | 13 | PQT (hr) | 25 |
| TR (m ³ /s) | 116.4 | TV (m ³) | 19507 |
| TRT (hr) | 25.0 | TQT (min) | 127 |

Table 5. Result of estimating parameters using the empirical and proposed method

| | Tl | K | P | fl | Rsa | objective |
|------------------|----|-------|------|------|-------|-----------|
| empirical method | 5 | 32.82 | 0.95 | 0.70 | 87.74 | 1218.3 |
| proposed method | 2 | 38.59 | 0.72 | 0.51 | 85.96 | 941.3 |

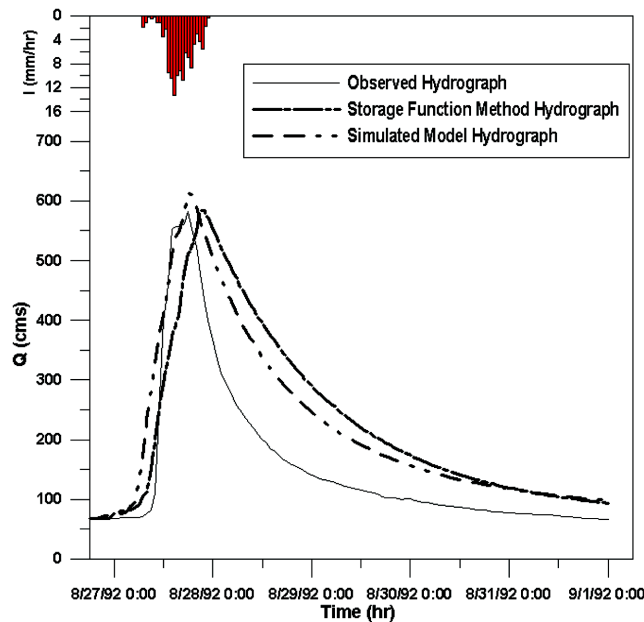


Fig. 6. Comparison of the calculated runoff using the empirical and proposed method to the observed runoff

은 두 경우 모두 비슷한 것으로 나타났다.

각각의 경우에 계산된 유출량의 정확도를 계산하기 위해 유출량의 총량과 침투유출량, 침투시간 오차를 계산하였다. 계산식은 다음과 같으며, Table 6에 그 결과를 나타내었다.

$$E_{Vol} (\%) = \left| \frac{\sum (\hat{Q}_i - Q_i)}{\sum Q_i} \right| \times 100 \quad (4)$$

$$E_p (\%) = \left| \frac{\sum \hat{P} - P}{\sum P} \right| \times 100 \quad (5)$$

$$E_{pt} (hr) = |\hat{T}_i - T_i| \quad (6)$$

여기서, \hat{Q}_i 는 경험적인 방법이나 제안된 모형에 의해 계산된 유출량을, Q_i 는 관측된 유출량을 의미한다. 또한, \hat{P} 는 경험적인 방법이나 제안된 모형에 의해 계산된 침투유출량의 값이며, P 는 관측된 침투유출량 값이다. 마지막으로 \hat{T}_i 는 제안된 모형이나 경험적인 방법에 의해 계산된 침투유출량의 시간이며, T_i 는 관측된 침투유출량의 시간이다.

Table 6. Comparison of error of the empirical and proposed method

| | Empirical method | Proposed meta model |
|----------------------------------|------------------|---------------------|
| Error of total runoff volume (%) | 47.43 | 43.97 |
| Error of peak runoff (%) | 0.35 | 5.54 |
| Error of peak time (hr) | 3.0 | 0.0 |

Table 6에서 제안된 모형의 결과도 경험적인 방법을 이용한 경우와 같이 비교적 정확한 유출곡선이 계산됨을 알 수 있다. 또한 침투시간은 거의 정확히 예측되었다. 그러므로 경험적인 방법에 비해 간단하며, 과거의 매개변수 패턴을 고려할 수 있는 제안된 메타모형의 적용성이 검증되었다.

5. 결 론

본 연구에서는 계산이 복잡하고 정확한 매개변수 예측이 쉽지 않은 저류함수법의 매개변수추정을 위해 과거자료를 이용하여 구축한 인공신경망모형을 이용하였다. 구축된 인공신경망 모형과 최적화 모형을 이용하여 유전자 알고리즘을 이용한 최적화를 시도하였다. 제안된 모형은 인공신경망과 유전자 알고리즘을 결합한 메타모형이다. 이는 유역의 물리적인 특성과 강우의 특성을 모두 고려하기 위해 시행착오적으로 계산을 수행하여야하는 저류함수법의 단점을 극복하고, 보다 빠르고 정확하게 매개변수를 추정하기 위해 제안되었다. 제안된 메타모형은 기왕 강우-유출사상에서 계산된 저류함수법의 매개변수와 강우, 유출의 특성을 고려하여 매개변수를 추정하도록 하였다. 강우와 유출의 특성은 홍수시 가장 중요한 침투시간과 침투량의 고려를 위해 침투시간, 침투량, 총 강우(유출)량, 강우(유출)시간을 고려하였다. 저류함수법의 매개변수와 강우사상의 특성치를 이용해 유출의 특성을 계산하는 인공신경망 모형을 구축하여 수학적인 저류함수법 모형을 대신하도록 하였다. 구성된 인공신경망 모형을 이용하여 유전자 알고리즘을 사용한 최적화를 시도하여 계산된 유출량과 측정된 유출량 사이의 오차를 최소화하였다. 제안된 모형은 평창강 유역에 적용되어 그 적용성을 입증하였다. 적용결과 제안된 메타모형은 경험적인 방법과 비슷하거나 더 좋은 효율로 매개변수를 추정하였으며, 훨씬 간단히 계산이 되었다. 인공신경망 모형의 특성상 구축된 강우-유출모형의 구조가 명시적이지 않다는 단점이 있으나, 이는 오히려 숙련되지 않은 엔지니어도 올바른 매개변수 추정이 가능하게 하는 장점이 된다. 그러나 향후 보다 정확한 유출해석을 위해서는 더욱 다양한 유역에 적용해보고, 보다 확장된 모형의 개발이 필요할 것이다.

감사의 글

본 연구는 2009년도 진주산업대학교 기성회 연구비지원으로 수행된 것입니다.

참고문헌

- 김종래, 김주철, 정동국, 김재한 (2006) 동적효과를 고려한 저류함수모형의 최적매개변수 결정, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제39권, 제7호, pp. 593-603.
- 김태균, 윤강훈 (2007) 초과우량산정방법을 이용한 저류함수법 적용, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제40권, 제7호, pp. 523-532.
- 남궁달 (1985) 저류함수법에 의한 강우-유출모형의 변수추정, **한국수자원학회지**, 한국수자원학회, 제18권, 제2호, pp. 185-185.
- 박봉진, 차형선, 김주환 (1997) 유전자 알고리즘을 이용한 저류함수모형의 매개변수 추정에 관한 연구, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제30권, 제4호, pp. 347-355.
- 배덕효 (1997) 저류함수법을 이용한 추계학적 실시간 홍수예측모형 개발, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제30권, 제5호, pp. 449-457.
- 배덕효, 정일문 (2000) 저류함수법에 의한 추계동역학적 하도홍수추적모형의 개발, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제33권, 제3호, pp. 341-350.
- 심순보 (1992) 최적화 기법에 의한 저류함수 유출모형의 자동보정, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제12권, 제3호, pp. 127-137.
- 윤용남 (2007) 수문학 - 기초와 응용. 청문각
- 윤재홍, 고석구, 김양일 (1991) 최적화 기법에 의한 저류함수 유출 모델의 자동 보정, **수공학논총**, 제33권, pp. 88-101.
- 이정규, 김한섭 (2000) 홍수예보를 위한 통합저류함수모형의 퍼지 제어 (I) - 이론 및 모형의 수립, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제33권, 제6호, pp. 689-699.
- 이정규, 이창해 (1996) 저류함수법의 시변성 매개변수 조정에 퍼지이론 도입에 관한 연구, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제29권, 제4호, pp. 149-160.
- 정동국, 전용운, 이범희 (2008) 저류함수모형 매개변수 산정 개선 방법의 한강유역 적용, **한국방재학회논문집**, 한국방재학회, 제8권, 제2호, pp. 149-158.
- 木村俊晃 (1961) 貯留關數法に 洪水流出の 追跡法, 博士學位論文, 日本土木研究所, pp. 89-96, 203-209.

◎ 논문접수일 : 10년 01월 26일
 ◎ 심사의뢰일 : 10년 02월 01일
 ◎ 심사완료일 : 10년 11월 08일