



## Reliability evaluations of time of concentration using artificial neural network model -focusing on Oncheoncheon basin-

Yoon, Euihyeok<sup>a</sup> · Park, Jongbin<sup>b</sup> · Lee, Jaehyuk<sup>b</sup> · Shin, Hyunsuk<sup>a\*</sup>

<sup>a</sup>Department of Civil Engineering, Pusan National University

<sup>b</sup>Green Land & Water Management Research Institute, Pusan National University

Paper number: 17-078

Received: 21 September 2017; Revised: 17 November 2017; Accepted: 17 November 2017

### Abstract

For the stream management, time of concentration is one of the important factors. In particular, as the requirement about various application of the stream increased, accuracy assessment of concentration time in the stream as waterfront area is extremely important for securing evacuation at the flood. The past studies for the assessment of concentration time, however, were only performed on the single hydrological event in the complex basin of natural streams. The development of a assessment methods for the concentration time on the complex hydrological event in a single watershed of urban streams is insufficient. Therefore, we estimated the concentration time using the rainfall- runoff data for the past 10 years (2006~2015) for the Oncheon stream, the representative stream of the Busan, where frequent flood were taken place by heavy rains, in addition, reviewed the reliability using artificial neural network method based on Matlab. We classified a total of 254 rainfalls events based on over unrainned 12 hours. Based on the classification, we estimated 6 parameters (total precipitation, total runoff, peak precipitation/ total precipitation, lag time, time of concentration) to utilize for the training and validation of artificial neural network model. Consequently, correlation of the parameter, which was utilized for the training and the input parameter for the predict and verification were 0.807 and 0.728, respectively. Based on the results, we predict that it can be utilized to estimate concentration time and analyze reliability of urban stream.

**Keywords:** Urban stream, Time of concentration, Oncheoncheon basin, Artificial neuron network, Matlab

## 인공신경망 모형을 이용한 도달시간의 신뢰성 평가 -온천천 유역을 대상으로-

윤의혁<sup>a</sup> · 박종빈<sup>b</sup> · 이재혁<sup>b</sup> · 신현석<sup>a\*</sup>

<sup>a</sup>부산대학교 사회환경시스템공학과, <sup>b</sup>부산대학교 녹색국토물관리연구소

### 요 지

하천 관리에 있어 도달시간은 중요한 인자 중의 하나이다. 특히 사회적으로 다양한 하천 활용에 대한 요구가 높아짐에 따라 친수공간으로써 하천에서의 정확한 도달시간 산정은 홍수시 주민 대피 시간 확보 등을 위해서 매우 중요하다. 그러나 과거 도달시간 산정에 대한 연구는 자연 하천의 복합 유역에서의 단일 수문사상에 대하여 연구가 수행되어왔으며, 도심하천의 단일유역을 대상으로 복합 수문 사상에 대한 도달시간 산정방법의 개발은 미흡한 실정이다. 따라서 최근 집중호우에 의하여 빈번한 침수 피해가 발생된 부산광역시 대표 도심하천인 온천천 유역에 대하여 과거 10년 (2006~2015년) 동안의 강우-유출량 자료를 이용하여 도달시간을 산정하였고, Matlab 기반의 인공신경망 기법을 이용하여 신뢰성을 검토하였다. 12시간 이상 무강우를 기준으로 총 254개의 강우 사상을 분리하였고, 이를 바탕으로 총 강우량, 총 유출량, 첨두 강우량/총 강우량, 첨두 유출량/총 유출량, 지체시간, 도달시간 등 총 6개의 변수를 산정하여 인공신경망 모형의 훈련 및 검증에 활용하였다. 그 결과 훈련에 과 예측 및 검증에 활용된 입력 변수의 상관관계는 각각 0.807 및 0.728로 나타났으며, 연구결과를 바탕으로 도심하천의 도달시간 산정결과의 신뢰성 분석에 이를 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

**핵심용어:** 도심하천, 도달시간, 온천천 유역, 인공신경망, Matlab

\*Corresponding Author. Tel: +82-51-510-8291  
E-mail: hsshin@pusan.ac.kr (H. Shin)

## 1. 서론

부산광역시의 하천 정비율은 27.4% (소하천 15.1%)밖에 되지 않으며, 부산시 경사도가 10% 이상 지역이 54.2% (30% 이상 급경사지 19.8%)로 집중호우에 취약한 지형적인 특성을 갖고 있으며, 하수도 노후화 및 단면부족, 그리고 아스팔트 및 콘크리트 포장 등 불투수층이 증가 하면서 하수단면 부족에 따른 도시침수가 빈번하게 발생되고 있다. 또한 위와 같은 부산광역시 도심지역 특성상 돌발홍수 및 집중호우로 인한 도심하천 내 도달시간(Time of concentration)의 감소로 많은 피해가 발생됨에 따라 국가 하천뿐만 아니라 중·소규모의 도심하천에서도 홍수예보에 대한 필요성이 대두되고 있으며, 이에 따라 유역특성에 따른 도심하천에 대한 도달시간의 산정이 필요하다.

홍수 시 하천의 하류 수위나 유량을 정확히 예측하는 것은 홍수예보 발령 등을 통하여 홍수로 인한 피해 경감에 큰 도움을 준다. 그러나 홍수 시 하류에서의 유량은 강우와 침투, 토양 특성 등 많은 인자들에 의해 영향을 받는다(Kwak *et al.*, 2008). 대부분의 도심하천의 경우 지표가 콘크리트 또는 아스팔트와 같은 불투수성 물질로 덮여 있기 때문에 홍수 발생 시 강우량에 따른 유량의 영향만 존재한다고 할 수 있다. 따라서 도심하천에서의 정확한 도달시간은 홍수 발생 시 인근 주민들의 대피 및 피해를 예방하기 위해서 매우 중요한 인자가 되고 있다. 그러나 도심하천 특성에 맞는 도달시간 공식의 개발은 미흡한 실정이며, 기존 국·내외 경험식에 의해 개발된 도달시간 공식은 중·소 하천 규모에 대한 산정 방법으로 도심하천의 유역 특성에 맞는 도달시간 산정 방법이 필요하다.

기존 연구 사례를 살펴보면 도달시간 산정에 있어 활용되고 있는 경험식은 국내·외 경험식에 의존하고 있으며, 이 또한 복합 유역에 대하여 개발된 공식으로 단일 유역에 대한 도달시간 산정에 대한 연구는 미흡한 실정이다. 또한 도달시간 관련하여 수행된 선행 연구들의 대부분이 복합 유역에 대하여 경험식에 의한 공식 개발이 많이 이루어 졌다. Yoo *et al.* (2000)은 불투수층 사면에 대하여 강우강도를 주요 인자로 고려하여 강우강도가 없는 지역에서 도달시간을 산정할 수 있는 복합형 도달시간 산정식을 개발하였고, Jenog *et al.* (2002)은 도달시간에 가장 큰 영향을 미치는 인자를 하도경사라 하고, 구간별 평균경사-평균유속 자료를 이용하여 관계곡선의 회귀식을 작성하였다. Yoon *et al.* (2005)은 Clark 모형의 매개변수의 도달시간과 저류상수를 산출하고 이들과 유역 특성인자인 유역면적, 유로연장, 유로경사, 유역경사, 표고차 및 유역형상계수 등의 유역 특성인자를 이용한 Clark 합성단위도의 매개변

수의 회귀식을 유도하였다. Bae *et al.* (2015)은 국내외에서 개발된 기존의 경험식의 대부분은 특정 지역에 적용했을 때 정확도가 떨어진다는 단점을 보완하기 위하여 지역적 성향을 고려한 도달시간을 개발하였다. 대상 유역에 대하여 유역특성인자와 도시 및 강우특성인자를 구분하여 분석하였으며, 단계적 다중회귀분석을 통하여 도달시간 공식을 개발하여 기존 경험식들에 비하여 더 정확한 결과를 제시하였다.

그러나 이와 같은 선행 연구들은 통하여 개발된 도달시간은 모든 유역에 대해 범용적 적용을 목적을 연구 개발된 공식으로, 본 연구에서 목적으로 하는 도심하천 단일 유역에서의 복합 수문사상에 대한 도달시간 산정에 적용 가능한 공식의 개발과는 맞지 않는 것으로 판단된다.

또한 강우-유출량 예측을 위한 이론적 모형 개발을 위하여 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 이론으로의 접근이 확대되고 있다. Lee *et al.* (2000)와 Park *et al.* (2003)은 인공신경망 모형을 이용하여 하천에서의 강우에 의한 유출량 예측 모형 개발에 관한 연구를 수행하였다. Jeong *et al.* (2003)은 기존 강우-유출모형의 유량예측에 대한 모의능력 향상을 위하여 신경망모형의 종류와 갈수기-홍수기 유출 현상의 고려여부에 따라 총 4가지의 강우-유출모형을 개발하여 갈수기-홍수기의 유출특성을 고려한 신경망모형의 적용가능성에 대하여 입증하였다. 또한 Jeong *et al.* (2003)은 선행 연구를 통해 개발한 신경망모형과 기존 TANK모형의 결합을 통하여 기존 강우-유출모형의 유량예측의 정확성을 향상시키고자 하였다. Yoon *et al.* (2004)은 강우-유출의 특성을 고려하여 홍수시 하도의 유출을 예측하고자 신경망을 이용한 실시간 하도홍수 예측모형을 이용하였다. Lee *et al.* (2013)은 가뭄예측을 위하여 인공신경망 모형을 이용하여 과거 강수량 자료로부터 산정된 SPI (Standardized Precipitation Index)를 입력 변수로 다층 퍼셉트론(Multi layer perceptron) 인공신경망 모델에 적용하였다. Kim *et al.* (2016)은 인공신경망을 이용하여 지역별·시설물에 따라 강우-피해액에 대한 호우피해 예측 함수를 개발하였다. 하지만 이러한 인공신경망을 이용한 선행 연구들은 지형적 또는 수문 특성이 비슷한 유역에서 추출된 인자들을 이용하여 강우-유출에 따른 연구를 수행한 것으로, 단일 유역에서 추출된 인자만으로 수행된 연구는 아직 진행되지 않았다. 그리고 도달시간 산정을 위한 선행 연구들은 국내 하천의 복합유역에서의 단일 강우사상에 대하여 외국의 경험식에 의존하는 경향이 컸으나, 최근 국내 유역에 맞는 도달시간 산정을 위하여 지형적·수문학적 특성이 비슷한 유역들의 특성인자들을 이용한 연구 결과가 보고되고 있다. 하지만 이러한 연구는 국내 존재하는 수많은 도심하천에 대하여

지형학적 및 수문학적 인자들의 추출에 대한 어려움이 지속적으로 존재하고 있다.

또한 Lee *et al.* (2006)은 도시유역의 특성을 나타내는 인자 중 유출과 관련된 수문특성인자인 유출총량, 첨두유량, 도달시간의 관계를 분석한 연구를 수행하였다. 이와 같은 선행 연구에 근거하여 본 연구에서는 도심하천의 단일 유역에 대하여 실제 관측된 강우량과 유출량 자료만을 이용하여 도달시간을 산정하고, 각각의 강우사상에서의 강우-유출량으로부터 선행 연구와 같은 수문학적 인자를 추출하여 인공신경망 모형에 대입하여 산정된 도달시간과 인자들의 신뢰성을 평가하고자 한다.

## 2. 연구내용

### 2.1 연구흐름

강우사상은 시계열로 표현된 강우기록이 보여주는 상관시간(correlation time) 이상 무강우로 구분된 강우사상으로 우리나라의 경우 대략 10시간 또는 12시간 정도가 이 기준에 해당된다(Restrepo-Posada *et al.*, 1982, Kwon *et al.*, 2004). 따라서 본 연구에서는 과거 10년 동안(2006~2015년) 실측된 강우-유출량 자료를 이용하여 12시간 이상 무강우를 기준으로 강우사상을 분리하였으며, 각 강우사상에 대하여 인공신경망 모형의 입력 변수로 사용하기 위한 총 강우량, 총 유출량, 첨두 강우량/총 강우량, 첨두 유출량/총 유출량, 지체시간 및 도달시간을 구하였다. 이렇게 산정된 총 6개의 입력 변수를 Matlab 기반의 인공신경망 모형에 적용하여 대상유역에서 산정된 도달시간에 대한 신뢰성을 평가하였다. 아래 Fig. 1은 연구 흐름을 나타낸 것이다.

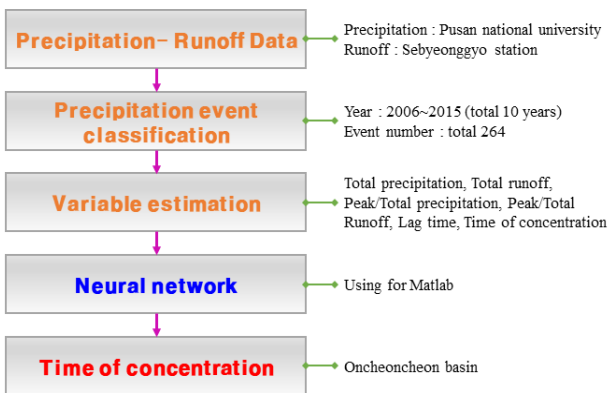


Fig. 1. Flow chart

### 2.2 인공신경망 모형

인공신경망이란 인간 두뇌의 작용을 모델링 기법으로 묘사한 것으로 두뇌의 가장 기본이 되는 신경세포들 간의 연산 과정을 모델링한 것이다. 인간 뇌 구조와 신경 세포들의 역할과 공간적 인지능력의 이해를 바탕으로 뇌가 수행하는 연산 기능의 원리를 컴퓨터 언어(Matlab, C, Fortran 등)를 이용하여 프로그래밍으로 구현한 시스템이라고 할 수 있다. 인공신경망은 발생하는 최종 결과와 결과에 영향을 주는 입력 데이터로부터의 반복적인 학습과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법으로 계층구조를 가지고 있는 입력 데이터와 최종 발생 결과를 수많은 프로세싱 과정을 거쳐 최종 결과를 예측하게 된다. 인공신경망의 분석 패턴은 데이터의 숨어 있는 패턴을 가중치로 분석하고, 조절하는 과정이며, 이러한 전체 과정을 학습이라고 한다(Kang *et al.*, 2015).

### 2.3 다층 퍼셉트론 인공신경망

다층 퍼셉트론 인공신경망은 입력층(Input layer)과 출력층(Output layer) 사이에 하나 이상의 은닉층(Hidden layer)이 존재하는 신경망으로 Fig. 2에 나타낸 것과 같은 계층구조를 갖는다. 다층 퍼셉트론 인공신경망은 중간층과 각 유닛의 입·출력 특성을 비선형화 함으로써 네트워크 능력을 향상시킨 것이다. 각 층의 개수가 증가할수록 퍼셉트론이 형성하는 결정 구역의 특성은 더욱 고급화된다. 즉, 단층일 경우 패턴공간을 두 구역으로 나누어주고, 2층인 경우 오목한(convex) 개 구역 또는 오목한 폐구역을 형성하며, 3층일 경우 이론상 어떠한 형태의 구역도 형성할 수 있다. 일반적인 다층 퍼셉트론의 학습방법은 입력층의 각 유닛에 입력 데이터를 제시하면 이 입력값은 각 유닛에서 변환되어 은닉층에 전달되고 최종적으로 출력층으로 나오게 된다. 이 출력값과 원하는 출력값을 비교하여 그 차이를 감소시키는 방향으로 연결강도를 조정하는 것이다(Kim, 2005).

### 2.4 역전파 알고리즘(Back-Propagation)

본 연구에서는 역전파 알고리즘을 사용하였다. 역전파는 신경망을 학습시키는데 가장 많이 사용되는 알고리즘으로, 네트워크 에러 함수를 최소화하는 경사하강법(gradient descent)과 일반화된 델타(delta) 법칙에 의해 지배받는 학습을 갖는 망이다. 이 모형은 Fig. 2에 나타낸 것과 같이 입력노드로 이루어진 입력층과 입력층의 노드들을 합성하는 중간노드들의 집합인 은닉층이 있으며, 은닉층의 노드들을 합성하는 출력층으로 이루어져 있다. 각 은닉층의 노드들은 모든 입력층으로부터 각기 다른 연결강도(weight)에 의해 변환된 자료

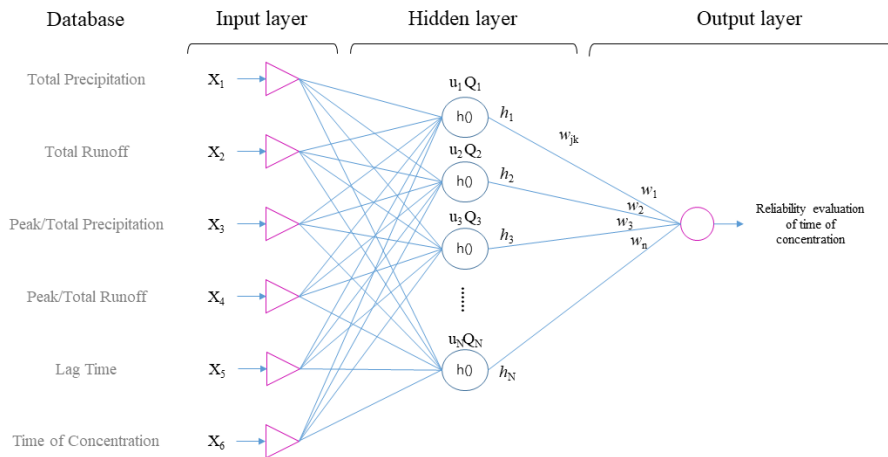


Fig. 2. Multi layer perceptron neural network

들을 받으며, 각 노드는 합산(summation)된 자료들을 일반적으로 시그모이드나 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent) 함수에 의해 비선형적으로 변환시켜 가중 연결에 의해 출력층(output)의 노드로 전달한다. 그리고 각 출력층의 노드들은 모든 은닉층으로부터 각기 다른 가중치에 의해 변환된 자료들을 받으며, 각 노드는 합산된 자료들은 출력값의 목적에 따라 이진값의 출력을 위한 결합함수, 연속값의 출력을 위한 선형 또는 비선형함수에 의하여 변형시켜 출력하며 그 값이 지능형 신경망의 목적하는 출력값이 된다. 각 층에서의 절점은 정보를 받아 저장하고 처리하는 역할을 하며, 다음 층의 절점과도 연결되어 있다. 학습의 시작 단계에서 모든 가중치(weight)는 무작위의 작은 수로 초기화 되며, 이러한 가중치는 일반화된 델타법칙 또는 경사하강법원칙을 사용하여 반복적으로 갱신되거나 수정된다. 학습 과정은 연결과 관련된 값이 적당한 변화를 보이지 않거나 어떠한 중지(stop) 기준에 만족될 때 멈춘다. 따라서, 역전파 네트워크의 학습은 두 가지 측면으로 구성되는데, 하나는 입력층에서 출력층으로 정보의 처리가 일어나는 전방향 과정과 다른 하나는 출력층에서 입력층으로 에러(error)가 역방향으로 전달되고 연결 강도가 수정되는 과정이라 할 수 있다.

### 3. 대상유역 선정 및 자료구축

#### 3.1 대상유역 선정

본 연구에서는 부산광역시 대표 도심하천인 온천천을 대상유역으로 선정하였다. 온천천은 수영강의 제1지류로 수영강 하구로부터 약 3.1 km 상류지점에서 수영강 우안으로 유입되는 지방하천이다. 북쪽으로는 양산시와 경계를 이루면서

양산천 유역과 접하고 있고, 서쪽으로는 부산광역시 북구 및 부산진구와 경계를 이루면서 덕천천 및 동천유역과 접해 있다. 그리고 동쪽으로는 수영강 본류 유역과 접하고 있다. 온천천 주변의 지반고는 계획홍수위보다 낮으며, 일부 지역은 온천천의 하상고보다 낮아서 자연배수가 어렵고, 홍수 발생 시 하천수위의 상승으로 인한 침수현상이 빈번하게 발생하고 있다(Shon *et al.*, 2012).

1970년대 이후 홍수에 대비한 하천의 직강화와 무분별한 복개, 하천제방의 콘크리트화, 하천 둔치에 대규모 주차장을 건설하면서 하천 환경이 급속히 악화되었으며, 부산지역 하천 중 하천 살리기 사업이 최초로 수행된 곳이다. 그리고 부산광역시의 대표적 도심하천으로 하천 주위에 건물이 밀집해 있고, 제방이 도로로 활용되고 있는 등 토지이용도가 상당히 높은 하천이다(Shon *et al.*, 2010).

그리고 온천천 유역은 하천 둔치를 개방하여 주민들에게 친수공간으로 활용되고 있으며, 도심하천에서는 드물게 2006년부터 수문 관측소를 설치하여 실시간으로 강우량, 수위 및 유량을 측정하고 있다. 최근 온천천 유역에서 돌발홍수 및 강우 발생에 따라 범람에 의한 침수 피해가 빈번하게 발생하여 인명 및 재산 피해가 발생하였다. 따라서 부산시에서는 온천천 유역에 대하여 총 5개의 수문 관측소를 설치하여 둔치 위험수위, 홍수예보수위, 홍수주의보수위, 하천범람수위 등 4단계의 수위 기준을 마련하여 실시간 홍수예보를 시행하고 있으며, 이러한 정확한 홍수예보를 위해서는 홍수유출에 큰 영향을 미치는 인자인 도달시간에 대한 산정이 요구되므로 본 연구의 대상유역으로 선정하였다(Fig. 3). Table 1은 연구 대상유역인 온천천 유역에 대한 유역특성을 GIS를 이용하여 분석한 결과를 정리한 것이다.

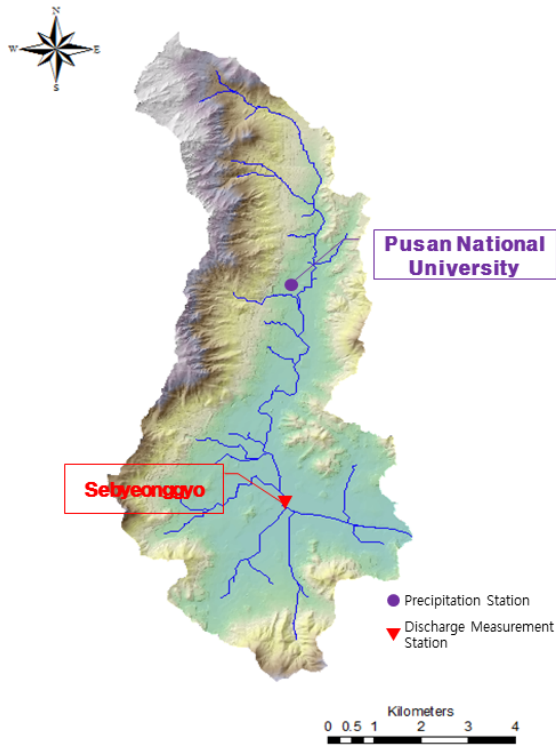


Fig. 3. Study area (Oncheoncheon)

Table 1. Watershed characteristic index values

Watershed area (km <sup>2</sup> )	Stream length (km)	Stream slope (m/m)	Watershed slope (%)	Shape factor (km <sup>2</sup> /km <sup>2</sup> )
55.320	19.650	1.670	24.110	0.146

### 3.2 수문자료 구축 및 강우사상 분리

본 연구에서는 부산대학교 「실시간 유역 모니터링 시스템」에 의하여 수집되고 있는 수문자료를 이용하였다. 「실시간 유역 모니터링 시스템」은 실시간 모니터링시스템이 구축되어 있어 각 지점별로 10분 단위의 강우, 수위 및 유량 데이터가 자동 및 원격으로 전송되어 수집되고 있다(Fig. 4).

수집된 수문자료로부터 강우사상 구분을 위하여 부산대학교에서 관측하고 있는 강수량 자료를 이용하였다. 그리고 세병교 지점에 설치된 유량 자료를 활용하였다. 수위 및 유량 관측 지점으로 선정된 세병교 지점은 온천천 유역 내 친수 공간을 대표하는 지점으로 인근 주거지역이 많으며 조위의 영향을 받지 않는 온천천 최하류에 위치한 교량으로 대상 지점으로 선정하였다(Fig. 3).

온천천 유역에 대하여 2006년부터 관측을 시작하여 2015년까지 총 10개년의 강우-유출량 자료로부터 12시간 이상 무강우를 기준으로 총 254개의 강우사상을 분리하였다. 이렇게

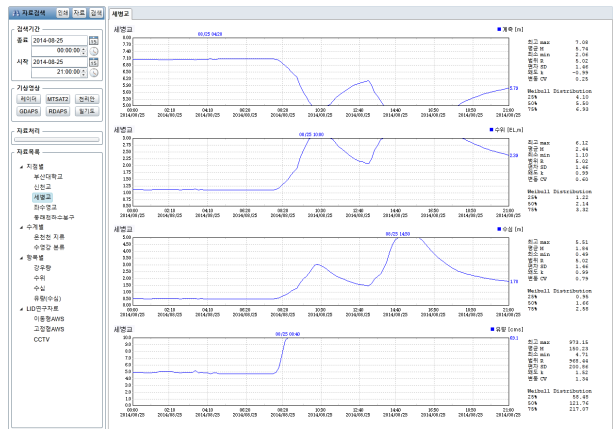


Fig. 4. Real time watershed monitoring system

분리된 강우사상을 이용하여 인공신경망 모형의 변수로 활용할 인자들을 추출하여 분석에 활용하였다.

다음 Table 2는 분석에 활용된 각 연도별 강우사상의 수를 정리한 것이며, Fig. 5는 분석에 이용된 강우사상중 대표적인 강우-유출량 관계를 그래프로 도시한 것이다.

Table 2. Selected rainfall event number

Year	Number of data used for analysis
2006	36
2007	35
2008	26
2009	11
2010	14
2011	30
2012	30
2013	16
2014	26
2015	30
Total	254

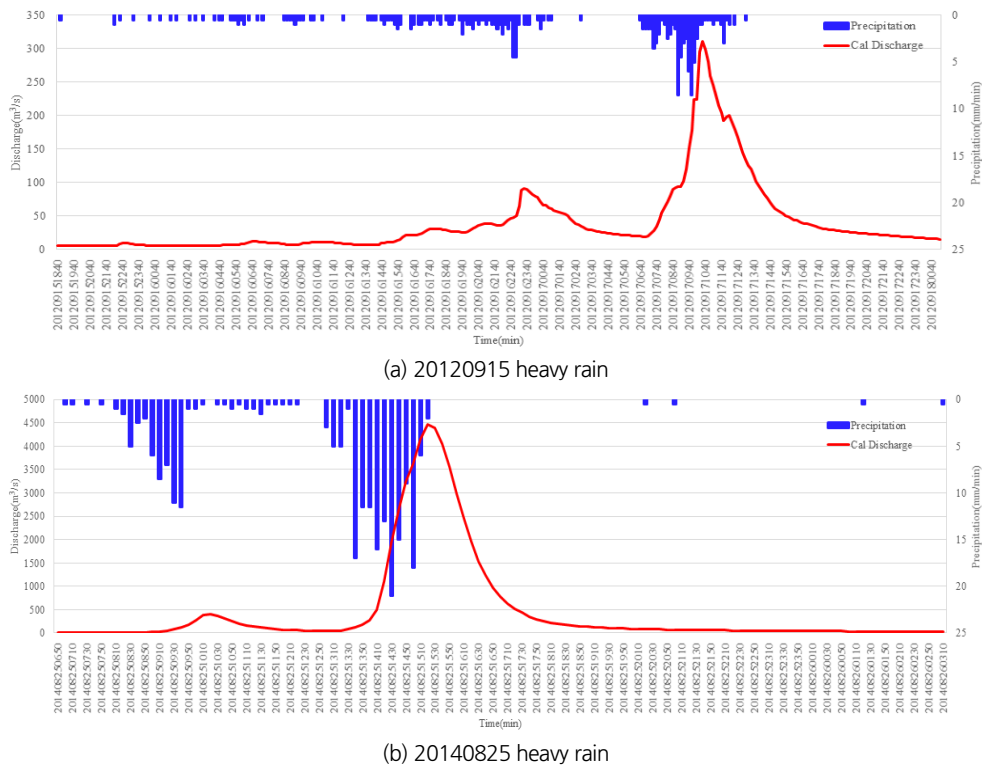


Fig. 5. Relationship graph of rainfall-runoff

3.3 지체시간(Lag time) 및 도달시간 산정

지체시간은 유효우량 중심에서 직접유출수문곡선의 첨두 곡선까지의 시간으로 결정된다(Jeong *et al.*, 2002). 수집된 강우-유출량 자료를 이용하여 12시간 이상 무강우를 기준으로 강우사상을 분리하였다. 그리고 각 사상별로 첨두 강우량 발생 시간과 첨두 유출량 발생 시간을 구하여 두 간격의 시간 차이를 지체시간으로 산정하였다.

도달시간은 강우 입자가 유역의 최원점에서부터 유역 출구까지 이동하는데 걸리는 시간으로 실제 강우-유출 곡선상의 관계를 이용하여 산정 시 유효우량이 끝나는 시점에서 직접유출곡선의 감수부 첫 번째 변곡점까지의 시간으로 결정한다(Kirpich, 1940).

그러나 실제 유출 수문곡선 감수부의 첫 번째 변곡점 결정 시 복합 호우사상의 경우에는 더욱더 어려운 실정이다(Kim *et al.*, 2016). 그러므로 우선 각각의 강우사상에 대하여 총 강우량의 무게중심에 해당하는 시간을 유효우량이 끝나는 시점으로 결정하였다. 그리고 유출수문곡선에 대하여 변곡점을 결정하여 도달시간을 계산하였다. 다음 Table 3은 각 연도별로 산정된 강우 사상 중 2009년의 지체시간 및 도달시간에 대하여 정리한 것이다.

Table 3. Lag time and time of concentration (2009 year)

Number	Lag time (hr)	Time of concentration (hr)
1	1.83	5.50
2	1.17	6.83
3	0.67	5.00
4	1.33	3.83
5	0.83	3.83
6	1.33	3.83
7	1.33	7.33
8	0.5	7.33
9	1.17	7.50
10	0.67	7.50
11	2.00	7.50
Average	1.17	6.00

3.4 인공신경망 모형을 위한 입력 변수 산정

인공신경망 모의를 위한 변수를 산정하기 위하여 각 강우 사상별로 총 강우량, 총 유출량, 첨두 강우량/총 강우량, 첨두 유출량/총 유출량, 지체시간 및 도달시간 등 총 6개 항목에 따른 254개씩의 입력 변수를 산정하였다. 총 254개의 변수 중 2/3에 해당되는 168개는 인공신경망의 훈련을 위해 활용하였

고, 그 나머지 86개는 예측 및 검증에 이용하였다. 여기서 입력 변수로 산정한 침투 강우량/총 강우량 및 침투 유출량/총 유출량에 따른 변수는 강우 규모에 따른 상관성을 분석하기 위하여 입력 변수로 산정하였다.

## 4. 적용결과

### 4.1 기본 통계결과

입력 변수들 간의 관련성을 알아보기 위하여 상관분석을 수행하였다. 상관분석은 변수 사이의 관련성 자료를 이용하여 연구하는 통계적 분석방법으로 상관정도는 -1에서 1사이의 값을 갖는다. -1에 근접할수록 부적 상관관계가 강하다고 할 수 있으며, 1에 근접할수록 정적 상관관계가 강하다고 할 수 있다(Jeong et al., 2016). 입력 변수들 간의 상관분석 결과 ‘총 강우량과 총 유출량’, 그리고 ‘침투 강우량/총 강우량과 침투 유출량/총 유출량’에서 각각 0.843과 0.722로 높은 정적 상관관계를 나타냈으며, ‘총 강우량과 침투 강우량/총 강우량’, ‘총 강우량과 침투 유출량/총 유출량’, ‘총 강우량과 도달시간’, ‘침투 강우량/총 강우량과 도달시간’, ‘침투 유출량/총 유출량과 도달시간’은 각각 -0.382, -0.305, 0.401, -0.446, -0.521로 어느 정도 유의한 상관관계를 나타냈다. 나머지 변수들은 -0.022~0.219사이로 약함에서 매우 약함의 상관관계를 나타내는 것으로 분석되었다(Table 4).

Table 5는 통계프로그램인 SPSS를 이용하여 인공신경망 모형의 입력 변수로 활용된 6가지 인자들을 이용하여 분석한 결과이다. 여기서 총 강우량, 총 유출량, 침투 강우량/총 강우량, 침투 유출량/총 유출량, 지체시간은 독립변수, 도달시간은 종속변수로 설정하여 분석을 실시하였다.

Table 4. Results of correlation analysis

	T.P	T.R	P.P/T.P	P.R/T.R	L.T	T.o.C
T.P	1					
T.R	0.843	1				
P.P/T.P	-0.382	-0.191	1			
P.R/T.R	-0.305	-0.111	0.722	1		
L.T	-0.022	-0.047	-0.15	-0.133	1	
T.o.C	0.401	0.156	-0.446	-0.521	0.219	1

T.P: Total precipitation

T.R: Total runoff

P.P/T.P: Peak precipitation / Total precipitation

P.R/T.R: Peak runoff / Total runoff

L.T: Lag time

T.o.C: Time of concentration

Table 5. Results of statistical analysis

Classification	Standard error	t	p-value
Total precipitation	.009	6.643	.000
Total runoff	.000	-4.627	.000
Peak / Total precipitation	2.802	-0.032	.975
Peak / Total runoff	12.188	-4.813	.000
Lag time	.283	3.370	.001

Table 6. Results of regression analysis

R <sup>2</sup>	F	p-value
.415	35.211	.000

그 결과 입력 변수 중의 하나인 침투 강우량/총 강우량은 유의수준 0.05보다 유의확률(.975)이 크므로 회귀계수가 통계적으로 유의치 않다는 것을 나타냈다.

그리고 SPSS를 이용한 회귀분석 결과 R<sup>2</sup>값은 .415로 전체 자료의 변동량 중 추정된 회귀모형에 의한 설명력이 41.5%로 나타났으며, 분산분석결과 F = 35.211, 유의확률이 .000으로 나타나 귀무가설을 기각하여 추정된 회귀모형이 유의하다고 할 수 있다(Table 6). 또한 추정된 회귀모형은 도심하천에서의 단일유역, 복합수문사상이라는 본 연구의 특수성에 따라 회귀모형이 유의하다고 판단하였다.

### 4.2 도달시간 산정결과

강우량과 유출량 자료를 이용하여 온천천 유역의 수문곡선을 도시한 결과 Fig. 5와 같이 복합수문곡선으로 나타나는 점을 감안하여 각 강우사상에 대한 도달시간을 계산하였다. 온천천 유역에서의 도달시간 산정은 각 강우사상별로 총 강우량의 체적에 대한 무게 중심을 나타내는 시간을 구하였고(a), 그 다음 총 유출량 수문 곡선에 대하여 Matlab 모형을 이용하여 미분을 실시하여 미분값이 0 또는 0에 가까운 시간을 수문 곡선에서의 변곡점으로 결정(b)하였다. 이렇게 결정된 (a)와 (b)와의 시간 차이를 계산하여 도달시간을 산정하였다.

### 4.3 인공신경망 적용결과

본 연구에서는 인공신경망 모형 중 다층퍼셉트론 오류 역전파 알고리즘을 활용하여 온천천 유역에 대한 도달시간을 분석하였다. 오류 역전파 알고리즘의 첫 번째 작업은 훈련 과정을 선정하는 것으로 산정된 변수들을 입력하여 신경망에 정확히 인지시키는 작업으로 이를 통하여 인공신경망의 출력층에 대한 결과인 도달시간과 관련된 각 변수별 가중치를 계산하였다.

신경망 모형의 학습에 적용되는 매개변수는 최대 학습회수, 학습율 증가비와 감소비, 모멘텀상수, 최대오차비율, 목적 오차가 있으며, 오차함수는 Matlab 내부적인 Sum-squared error로 설정하였다. 학습과정에서 설정된 오차 이내로 오차가 감소하는 경우 학습이 종료되며, 그렇지 않은 경우는 사용자가 매개변수의 설정을 변경하거나 입력 자료의 구성을 변경하여 재학습하게 하였다.

온천천 유역의 실측 자료를 이용하여 산정된 변수들을 적용하여 트레이닝 하였다. 또한 인공신경망의 추론능력 향상을 위하여 시그모이드 함수를 적용하여 본 연구에서 산정된 도달 시간에 영향을 준 입력 데이터에 적용하여 입력 데이터 항목 값을 0.1에서 0.9 사이의 값을 갖도록 정규화 하였다. 가중치 계산을 위한 인공신경망 구조는 6 (Input Layer) × 11 (Hidden Layer) × 1 (Output Layer)로 설정하였다. 목표 오차에 도달하기 전의 최대반복횟수는 1,000번, 학습율은 0.01, 학습률 증가

비는 1.05, 감소비는 0.7, 모멘텀 상수는 0.9, 최대오차비율은 1.04, 목적오차는 0.02로 설정하여 요인들의 상대적 가중치를 계산하였다. 아래 Table 7은 위에서 설명한 신경망 모형의 학습에 적용된 매개변수를 정리한 것이다.

Tables 8 and 9는 입력층( $X_1 \sim X_6$ )에 대한 가중치 및 출력층( $h_1 \sim h_{11}$ )에 대한 가중치를 나타낸 것이다. 또한 Table 10은 이러한 가중치들을 통하여 얻은 최적화 결과에 대한 값으로 절대 평균 편차는 훈련 1.828, 검증 2.281, 평균 제곱근 오차는 훈련 2.604, 검증 2.910, 상대 평균 제곱근 오차는 훈련 0.028, 검증 0.044, 상대 평균 제곱근 오차는 훈련 0.028, 검증 0.044이다.

Table 7. Parameter used in artificial neural network

Parameter	Value
Maximum number of epochs to train	1000
Learning rate	0.01
Learning rate increase	1.05
Learning rate decrease	0.70
Momentum constant	0.90
Maximum error ratio	1.04
Sum-squared error goal	0.02

Table 8. Weight of input layer and hidden layer

$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
0.341	0.226	0.459	0.270	0.475	0.891
0.146	0.578	0.485	0.695	0.705	0.502
0.392	0.570	1.046	1.350	0.573	-0.416
0.461	0.420	0.326	0.943	0.404	0.713
0.391	0.477	0.036	0.366	0.342	0.769
0.498	0.980	0.397	0.916	0.109	0.799
0.001	0.223	0.200	0.322	0.333	0.381
0.364	0.361	0.124	0.771	0.309	0.777
0.472	0.310	0.666	0.861	0.302	0.305
0.071	0.385	0.697	0.153	0.832	0.832
0.907	0.174	0.603	0.408	0.581	0.895

Table 9. Weight of hidden layer and output layer

h1	h2	h3	h4	h5	h6	h7	h8	h9	h10	h11
0.062	-0.109	-0.993	0.492	-0.159	-0.229	-0.185	0.386	-0.212	-0.077	0.781

Table 10. Optimization results

Classification	Training	Verification
Absolute mean bias	1.828	2.281
Root mean square error	2.604	2.910
Relative root mean square error	0.028	0.044
Correlation coefficient	0.807	0.728



Fig. 6. Result of training and verification



검증 0.044 및 상관계수는 훈련 0.807, 검증 0.728 등을 나타낸 것이며, 훈련 및 검증에 대한 상관계수는 각각 0.87과 0.73으로 신뢰성이 높게 산정되었다.

또한 Fig. 6은 산정된 변수를 이용하여 인공신경망 모형을 통한 훈련과 검증 결과를 그래프로 도시한 것이다.

## 5. 결론

국내 하천 유역에서의 도달시간 산정 시 외국의 경험식에 의존하는 경향이 매우 크기 때문에 홍수량 산정 결과 등에 대한 신뢰도가 매우 낮다고 할 수 있다. 이러한 문제점을 개선시키고자 특정 도심하천에 대하여 도달시간을 산정하였고, 인공신경망 모형을 이용하여 신뢰성을 평가하였다.

- 1) 2006년부터 2015년까지 총 10개년 동안의 실측 자료를 이용하여 도달시간에 영향을 미치는 인자중의 하나인 강수량 및 유출량 자료를 이용하여 12시간 이상 무강우를 기준으로 강우사상을 구분하였다. 강우사상에 대한 강우-유출 관계의 수문 곡선을 작성하였고, 총 254개의 강우사상을 선정하였다. 각각의 강우사상별로 총 강수량, 총 유출량, 첨두 강수량/총 강수량, 첨두 유출량/총 유출량, 지체시간 및 도달시간 등 6개의 변수를 산정하였다.
- 2) 먼저 SPSS를 이용한 통계분석 결과 산정된 변수 중 하나인 첨두 강수량/총 강수량은 유의수준 0.05보다 유의확률 (.975)이 크므로 회귀계수가 통계적으로 유의치 않은 것으로 나타났다. 또한 회귀분석 결과  $R^2$ 는 .415, 분산분석결과  $F = 35.211$ , 유의확률이 .000으로 귀무가설을 기각하여 추정된 회귀모형이 유의한 것으로 판단되었다. 또한 추정된 회귀모형은 도심하천에서의 단일유역, 복합 수문사상이라는 본 연구의 특수성에 따라 회귀모형이 유의하다고 판단하였다.
- 3) 그리고 산정된 변수를 이용하여 인공신경망 모형을 개발하여 도달시간에 대한 신뢰성을 평가하였다. 산정된 입력 변수 중 2/3에 해당하는 168개는 인공신경망 모형의 훈련을 위해 활용하였고, 나머지 86개는 예측 및 검증에 활용하였다.
- 4) 그 결과 훈련에 활용된 변수의 상관계수는 0.807, 예측 및 검증에 활용된 입력 변수는 0.728로 높은 결과를 나타냈다. 따라서 본 연구를 통하여 개발된 도달시간에 대한 신뢰성이 높은 것으로 나타났다.
- 5) 마지막으로 본 연구는 기존 수문인자들의 추출에 대한 어

- 려움으로 인한 각 도심하천에서의 개별적인 도달시간 산정에 대한 어려움을 해결하고자 강우-유출 인자만을 이용하여 도달시간을 산정하는 방법론에 대하여 제시하였으며, 인공신경망 모형을 이용하여 도심하천의 단일 유역에서 발생된 복합 수문사상에 대하여 산정된 도달시간의 신뢰성을 평가했다는 점에서 의의가 있다고 할 수 있겠다.
- 6) 그 이유는 인공신경망 모형은 데이터의 반복 학습과정을 통하여 데이터의 숨어있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법으로 하도유출에 대한 예측, 가뭄 예측 및 도시 기반시설에 대한 침수위험성 분석 등 여러 수문 분야에서 다양하게 활용되었으나, 아직 하천 유역에서 산정된 도달시간에 대한 신뢰성 평가는 수행되지 않았기 때문이다.

## 감사의 글

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었습니다(1615009165).

## References

- Bae, D. H., and Kim, Y. J. (2015). "Development of concentration time and storage coefficient considering regional trend in urban stream watershed." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 48, No. 6, pp. 479-489.
- Jeong, D. I., Kim, Y. O., and Go, I. H. (2003). "A study in rainfall-runoff models for improving ensemble streamflow prediction - II. Combining rainfall-runoff models-." *Journal of Korean Society Civil Engineers*, Vol. 23, No. 6B, pp. 531-540.
- Jeong, D. I., Kim, Y. O., Cho, S. Z., and Shin, H. J. (2003). "A study on rainfall-runoff models for improving ensemble streamflow prediction - I. Rainfall-runoff models using artificial neural networks-." *Journal of Korean Society Civil Engineers*, Vol. 23, No. 6B, pp. 521-530.
- Jeong, J. H., Keum, J. H., and Yoon, Y. N. (2002). "Development of an estimation method for travel time." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 35, No. 6, pp. 479-489.
- Kim, D. P., and Lee, D. Y. (2016). "A study on method of application of hydrological factors affecting the time of concentration estimation." *2016 Korean Society Civil Engineers Regular Conference*, 2016, pp. 134-135.
- Kim, D. S. (2005), *Neural networks: theory and applications. 1*. JinhonM&B, 2005.
- Kim, J. S., Choi, C. H., Kim, D. H., Bak, J. U., and Kim, H. S. (2016), "Development rain damage prediction functions using artificial neural networks." *2016 Korean Society Civil Engineers Regular*

- Conference*, 2016, pp. 64-65.
- Kirpich, Z. P. (1940), "Time of concentration of small agriculture watersheds." *Civil Engineering*, Vol. 10, No. 6, pp. 362-368.
- Kwak, J. W., Kim, H. S., and Kim, D. G. (2008), "A study of parameter calibrations for flood forecasting models." *2008 Korean Society Civil Engineers Regular Conference*, 2008. 10, pp. 3657-3660.
- Kwon, J. H., Park, M. J., and Kim, J. H. (2004), "Rainfall analysis to estimate the amount of non-point source pollution." *Journal of Korea Water Resources Association 2004 Conference*, pp. 666-670.
- Lee, J. H., Kim, J. S., and Lee, J. C. (2013), "Drought forecasting using the Multi Layer Perceptron (MLP) artificial neural network model." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 46, No. 12, pp. 1249-1263.
- Lee, J. J., Kim, H. N., and Kwak, C. J. (2006), "An analysis of the areal and hydrologic characteristic parameters of detention pond according to urbanization." *2006 Korean Society of Civil Engineers Regular Conference*, 2006, pp. 1140-1143.
- Lee, K. S., Park, S. C., Lee, H. M., and Jin, Y. H. (2000). "The study on the forecasting of runoff applied the B.P. algorithm of the artificial neural network in the Young-San river." *Journal of Korean Society Civil Engineers*, Vol. 20, No. 5B, pp. 679-688.
- Park, J. K., and Hwang, M. Y. (2003), "Development of rainfall-runoff process forecasting model using artificial neural network." *Journal of Korean Society of Environmental Administration*, Vol. 9, No. 1, pp. 127-135.
- Restrepo-Posada, P. J., and Eagleson, P. S. (1982), "Identification of independent rainstorms." *Journal of Hydrology*, Vol. 55, pp. 303-319.
- Shin, H. S., Kang, D. K., Jang, H. K., and Song, Y. H. (2007). "For verification the prediction of short term rainfall by using neural network method." *2007 Korean Society of Civil Engineers Regular Conference*, 2007, pp. 2678-2681.
- Shon, T. S., Kang, D. H., Jang J. K., and Shin, H. S. (2010), "A study of assessment for internal inundation vulnerability in urban area using SWMM." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol.10, No. 4, pp. 105-117.
- Shon, T. S., Kim, M. E., Jang, Y. S., and Shin, H. S., (2012) Computation of peak flow in Oncheon basin using SWMM, *2012 Korean Society of Civil Engineers Conference*, pp. 597-599.
- Yoo, D. H., and Jun, W. Y. (2000). "Time of concentration on impervious overland." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 33, No. 2, pp. 195-205.
- Yoon, K. H., Seo, B. C., and Shin, H. S. (2004). "Real-time forecasting of flood runoff based on neural networks in Nakdong River basin & application to flood warning system." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 37, No. 2, pp. 145-154.
- Yoon, T. H., Kim, S. T., and Park, J. W. (2005). "On redefining of parameters of clark model." *Journal of Korean Society Civil Engineers*, Vol. 25, No. 3B, pp. 181-187.