

신경망을 이용한 결측 수문자료 추정 및 실시간 자료 보정

Missing Hydrological Data Estimation using Neural Network and Real Time Data Reconciliation

오재우* / 박진혁** / 김영국***

Oh, Jae-Woo / Park, Jin-Hyeog / Kim, Young-Kuk

Abstract

Rainfall data is the most basic input data to analyze the hydrological phenomena and can be missing due to various reasons. In this research, a neural network based model to estimate missing rainfall data as approximate values was developed for 12 rainfall stations in the Soyang river basin to improve existing methods. This approach using neural network has shown to be useful in many applications to deal with complicated natural phenomena and displayed better results compared to the popular offline estimating methods, such as RDS(Reciprocal Distance Squared) method and AMM(Arithmetic Mean Method). Additionally, we proposed automated data reconciliation systems composed of a neural network learning processor to be capable of real-time reconciliation to transmit reliable hydrological data online.

keywords : missing rainfall data, estimation, neural network, hydrological data, automatic data reconciliation

요 지

강우자료는 수문 해석에 있어 가장 기본이 되는 입력 자료이며, 다양한 원인에 의해 결측이 발생된다. 본 연구에서는 복잡한 자연현상 문제 해결에 그 응용성이 입증된 신경망 기법을 이용하여 결측 처리된 강우를 추정하기 위해서 소양강댐 유역 12개 강우량 관측소를 대상으로 신경망 모형을 구축하였으며, 모형의 성능 평가를 위해 실무에서 가장 많이 사용되고 있는 우량 보정 방법인 역거리법(RDS)과 산술평균법(AMM)으로 추정한 값과 비교하여 신경망을 이용한 추정 방법의 우수성을 보였다. 그리고 온라인상에서 보다 신뢰성 있는 수문자료를 재난관련 유관기관으로 전송하기 위해서 신경망 모형을 이용한 상시 실시간 보정이 가능하도록 신경망 학습기로 구성된 자동 보정시스템을 제안하였다.

핵심용어 : 결측 강우 예측, 신경망, 수문자료, 자동 데이터 보정

* 한국수자원공사 물관리센터 책임위원

Principal Researcher Engineer, Water Resource Operations Center, K-Water, Daejeon 306-711, Korea
(e-mail: jaewoo@kwater.or.kr)

** 한국수자원공사 수자원연구원 책임연구원 대우

Principal Researcher, Korea Institute of Water and Environment, K-Water, Daejeon 306-711, Korea
(e-mail: park5103@kwater.or.kr)

*** 교신저자, 충남대학교 컴퓨터공학과 교수

Professor, Dept. of Computer Engineering, Chungnam National University, Daejeon 305-764, Korea
(e-mail: ykim@cnu.ac.kr)

1. 서 론

최근 전 세계적으로 지진과 해일, 태풍과 호우, 화산 폭발 등과 같은 자연재해가 예년 보다 많이 발생되고 있으며 그 피해 규모와 위험성 또한 더 커지고 있는 추세이다.

자연재해가 발생하였을 때 과학적 재난 관리를 위해 재난 발생 지역 주변의 각종 상황 정보는 매우 중요한 정보이다. 주요 하천 상류에 위치하여 홍수조절을 하는 다목적댐에서는 상시 온라인으로 댐 주변의 각종 수문 자료를 재난 관련 유관기관으로 실시간 전송하여 재난이 발생할 경우 공동 대처를 하고 있는데, 종종 측정 범위를 넘어서는 오측(error data)과 데이터를 일정기간 동안 취득하지 못하는 상태인 결측(missing data)이 발생된다.

대부분의 경우 수문자료의 품질관리는 주로 오프라인으로 이루어지기 때문에 온라인 전송에서는 보정 시간의 한계 때문에 적절한 품질관리가 이루어 지지 못하고 있다.

온라인으로 수문자료를 전송할 때 오측 자료의 경우에는 규칙 기반 필터링 보정 방법을 적용하여 어느 정도 오류가 제거되어 전송되고 있지만 결측된 자료에 대해서는 결측 정보를 제공한다. 이처럼 결측 시에 별도의 품질관리를 하지 않고 전송함으로써 자료를 수신하는 상대기관에서는 의사결정 과정에 혼선을 빚거나, 정확한 자료 또는 품질 관리된 자료를 확인하기 위해 오프라인으로 다시 수문자료를 요청해야 하는 등 재난 관리 업무에 지장을 초래하는 문제가 발생한다.

결측 수문자료 중 강우 자료는 수문 해석을 하는데 있어 가장 기본이 되며, 결측 빈도와 결측 시간이 타 수문자료 보다 커서 온라인 전송에서의 적절한 품질관리 방법이 필요한 실정이다.

일반적으로 현업에서 사용되는 강우 추정 방법으로는 RDS(Reciprocal Distance Squared)법과 산술평균법(Arithmetic Mean Method: AMM)이 많이 사용되며 기타 방법으로는 크리깅(Kriging) 방법이나 다중회귀분석, 칼만 필터(Kalman Filter) 개념을 도입한 보정 기법들이 현재 많은 연구가 진행되고 있다(김응석 등, 1999; 김충수 등, 2006). 그러나 이러한 연구들은 선형적인 방법으로서 부분적으로는 특정 지역에 적용되어 활용될 수 있으나, 강우라는 복잡하고 불규칙적인 자연 현상을 효과적으로 설명할 수 없다(신현석, 1998).

신경망 모델을 이용한 최근 강우 예측 연구로는 구간 연산 신경망을 이용한 강수량 장기예측 기법(김호준 등, 2001), 상층기상자료와 신경망기법을 이용한 면적강

우 예측(김광섭, 2006) 등 많은 연구가 진행되었으나 이들 기존 연구들은 특정 지역의 강우량의 예측에만 주안점을 두었고 신경망의 특징인 변화하는 환경에 적응하기 위해서 필요한 자율적 학습과 이에 대한 상시 활용 방법을 제시하지는 못하였다.

따라서 본 연구에서는 기존 온라인 전송에서 수문자료 결측에 따른 자료 전송 상의 문제점을 개선하고자 복잡한 자연현상 문제 해결에 그 응용성이 입증된 신경망 기법을 이용하여 결측 처리된 수문자료(강우)를 근사 값으로 추정하는 모형을 구성하고, 이 모형을 기반으로 시스템 상에서 실시간 보정이 가능하도록 자동화된 보정시스템을 제안하고자 한다.

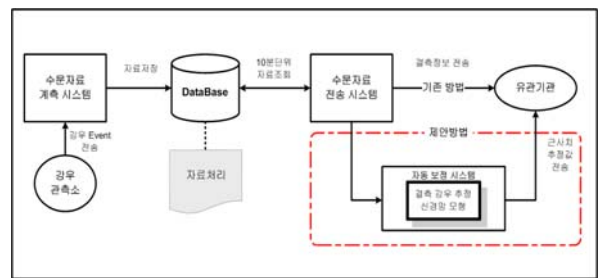


Fig. 1. Configuration of Hydrological Data Gathering & Transmission

2. 신경망 이론과 일반적 결측 강우량 추정 방법

2.1 신경망 이론

인간의 뇌는 계산, 연상, 추론 등 상당히 복잡한 일들을 수행한다. 이러한 두뇌는 선천적으로 경험을 통해 자기 자신의 규칙을 만들 수 있는 구조와 능력을 지니고 있으며 경험은 시간이 지남에 따라 축적되어진다. 이와 같이 인간의 두뇌가 특별한 기능이나 임무를 수행하도록 하는 방법을 모형화한 것이 인공 신경망이다(오창석, 1996). 신경망 이론은 이러한 뇌의 구조와 동작 방식을 단순화 시켜 수학적으로 모델링한 것이다(Simon Haykin, 1999).

인공 신경망의 구조는 외부 입력을 받아들이는 입력층(Input layer), 입력층과 출력층 사이에 위치하여 외부로 나타나지 않는 은닉층(Hidden layer), 처리된 결과가 출력되는 출력층(Output layer)로 이루어져 있다. 처리 요소는 여러 다른 처리 요소들로부터 입력을 받아들이 연결 가중치(Connection Weight)를 사용하여 순 입력 값을 계산한 후 활성화 함수(Activation Function)를 통하여 출력 값을 결정하게 된다(조성배 등, 1989; 오창석, 1996).

$$y = f(\text{NET}),$$

$$\text{NET} = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n + b$$

$$= \sum_{i=1}^n x_iw_i + b \quad (1)$$

여기서, y : 출력 값, x_n : 입력변수, w_n : 가중치, n : 외부입력 수, b : bias

인공 신경망 모델에서 뉴런의 주요 기능은 입력과 연결 강도의 가중합을 구한 다음 활성화 함수에 의해 출력을 내보내는 것이며 활성화 함수로 가장 많이 쓰이는 함수는 비선형 연속 함수인 S형 곡선 시그모이드 함수(sigmoid function)이다(오창석, 1996; 조성배, 1989).

인공 신경망에서 학습이란 임의의 초기값에서 오차가 최소가 되도록 적절한 연결 가중치 조정을 말하며, 학습 알고리즘은 오류 역전파 알고리즘이 일반적으로 사용된다. 이 알고리즘은 출력값 산출은 전방향으로 진행하고, 출력층의 에러가 이전 계층으로 역전파되어 연결강도 조절은 역방향으로 진행되는 학습 방법이다(오창석, 1996; 김대수, 1992).

2.2 일반적 결측강우 추정 방법

일반적으로 현업에서 많이 활용하고 있는 결측 강우량 추정 방법으로는 RDS(Reciprocal Distance Squared)법, 산술평균법(Arithmetic Mean Method: AMM) 등이 사용되고 있다.

RDS 방법은 결측 지점으로 부터 각각의 관측지점에 대한 거리의 반비례로 가중치를 결정하는 방법으로 Eq. (2)과 같으며 산술평균법은 N개의 주변 관측소 강우량을 산술 평균함으로써 결측 강우를 추정하는 방법으로 Eq. (3)과 같이 구할 수 있다.

$$\text{RDS법} : R = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{p_i}{D_i^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{D_i^2}\right)} \quad (2)$$

$$\text{산술평균법} : R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n p_i \quad (3)$$

본 연구에서는 결측 지점의 강우 추정을 위해 구성된 신경망 모형에 대하여 적용 타당성을 검토하고자 RDS 법과 산술평균법을 이용하여 결측 강우를 추정한 후 이를 신경망을 이용한 추정 방법과 비교 분석 하였다.

3. 결측 추정 신경망 모형과 실시간 자동보정시스템 구성

3.1 신경망 모형의 대상 선정

결측 강우의 추정을 위한 다층 신경망 모형 구성을 위하여 모형의 대상은 최근 태풍과 집중호우가 자주 발생한 강원도 지역의 소양강댐 유역 12개 우량 관측소를 대상으로 하였으며 이 지역의 최근 5년(2003년 ~ 2007년)간 연평균 강우량은 1,475mm를 나타낸다(한국수자원공사, 2007). 결측 자료 추정 대상으로 수문자료 중 강우를 사용한 이유는 우량 데이터가 홍수 발생 시 그 중요도가 매우 높을 뿐 아니라 결측 빈도 및 결측 지속 시간이 타 수문자료 보다 상당히 크기 때문이다. 보통 우량 관측소는 댐별로 3 ~ 35개로써 데이터의 개수가 많고 대부분 산악지대에 위치하여 낙뢰 등의 자연적인 원인으로 인한 고장 확률이 상당히 높다. 또한 관측소까지의 거리가 상당히 떨어져 있어 긴급 보수를 한다고 해도 2 ~ 4시간 정도가 소요되므로 한번 장애가 발생하면 결측 지속시간이 2 ~ 5시간 지속된다.

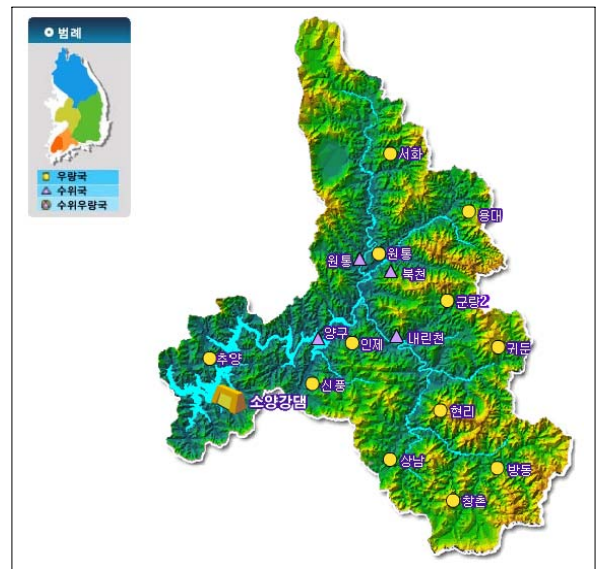


Fig. 2. Configuration of Rainfall Observatory for Soyang River Dam Basin

3.2 결측 추정 신경망 모형의 구성

신경망의 입력을 결측 지역과 강우 사상이 유사한 지역으로 하기 위하여 우량 관측소들 사이의 최근 5년(2003년 3월 ~ 2008년 3월)간의 3mm이상 강우를 이용하여 지역별 상관계수를 구하였고 이를 이용하여 동일 시간대의 상관계수가 높아 강우 사상이 유사한 관측소 5개 지역을 선별하여 신경망 모형의 입력으로 사용하였다. 신경망 모형은 소양강댐 유역 12개 관측소 모두 구성하였다.

Table 1. Specifications of Rainfall Observatory for Soyang River Dam Basin

관측소	위치	경도	위도	Thiessen 계수	연평균 강우량(mm) (기간 : '03~'07)	관리 기관
서화	강원 인제 서화면 서화리	128-12-41	38-15-14	0.18	1,227	한국 수자원 공사
원통	강원 인제 북면 한계리	128-15-33	38-08-19	0.06	1,344	
용대	강원 인제 북면 용대리	128-19-54	38-11-34	0.08	1,603	
현리	강원 인제 기린면 현리	128-20-18	37-56-39	0.05	1,335	
추양	강원 춘천 북상면 추곡리	127-53-01	38-01-20	0.11	1,517	
인제	강원 인제 남면 남전리	128-08-47	38-02-01	0.08	1,272	
상남	강원 인제 상남면 상남리	128-15-48	37-52-16	0.12	1,515	
신평	강원 인제 남면 신평리	128-04-48	37-57-54	0.04	1,429	
방동	강원 홍천 내면 명개리	128-30-06	37-50-45	0.08	1,589	
귀둔	강원 인제 인제읍 귀둔리	128-23-39	38-00-37	0.06	1,413	
창촌	강원 홍천 내면 추곡리	128-22-52	37-45-57	0.09	1,678	
군량	강원 인제 인제읍 덕적리	128-15-02	38-04-40	0.05	1,354	

Table 2. The Similar Rainfall Phenomenon Region

관측소	호우사상 유사지역				
	1 지역	2 지역	3 지역	4 지역	5 지역
서화	용대	원통	군량	추양	인제
원통	용대	군량	인제	서화	추양
용대	원통	군량	서화	인제	귀둔
현리	귀둔	상남	신평	인제	군량
추양	인제	군량	원통	신평	서화
인제	군량	신평	원통	귀둔	추양
상남	현리	귀둔	방동	신평	창촌
신평	인제	현리	귀둔	군량	상남
방동	창촌	상남	현리	귀둔	신평
귀둔	현리	군량	신평	인제	원통
창촌	방동	상남	현리	신평	귀둔
군량	인제	원통	용대	귀둔	추양

결측 추정 모형의 구조는 Fig. 3과 같이 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 3계층 신경망 모형으로서 입력층은 출력층과 상관관계가 높은 5개 지역의 우량 값이고, 은닉층은 1개의 은닉층을 사용하였으며 은닉 노드 수는 3개를 사용하였다. 그리고 최종 모형의 출력인 출력층은 결측 지역의 우량 추정 값이 된다.

3.3 실시간 자동보정시스템의 구성

온라인 시스템에서 신경망을 이용하여 실시간으로 결측 수문자료를 추정하기 위해서는 처음 모형을 구성하기 위해 시행하였던 1차 학습 이외에 지속적으로 계속되는 신규 발생 자료에 대한 상시 학습 과정이 필요

하다. 이 상시 학습 과정은 신경망의 특징인 변화하는 환경에 적응하여 모형의 성능을 유지시킨다. 따라서 본 연구에서는 구축된 신경망 모형을 이용하여 온라인상에서 결측 처리된 우량 자료를 근사값으로 추정하여 재난 관련 유관기관으로 보다 신뢰성 있는 보정된 수문자료를 전송하기 위하여 Fig. 4와 같이 상시 신경망 학습 시스템이 포함된 실시간 자동보정시스템을 구성하였다.

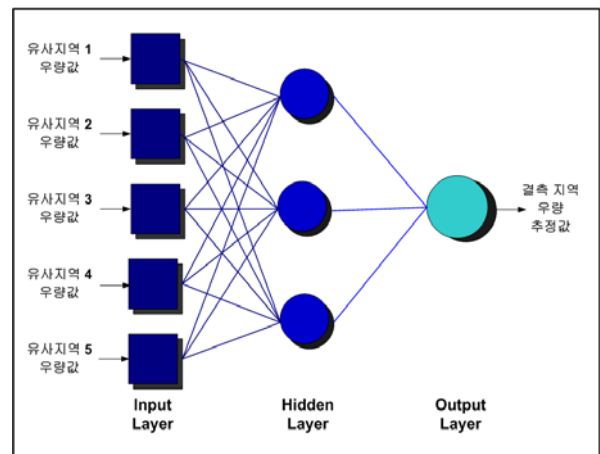


Fig. 3. A Neural Network Model for Estimating Missing Rainfall Data

실시간 보정시스템의 구조는 먼저 결측 판정을 하여 결측이 아니면 오측 데이터므로 각각의 데이터에 부여된 규칙(filtering rules)에 따라 필터링 되어 보정되어지고, 결측 데이터로 확인되면 신경망 모형을 이용하여 근사 값으로 추정하게 되는데 이때 연결 가중치는 상시 신경망 학습 시스템으로 학습된 연결 가중치를 이용하게 된다.

실시간 자동보정시스템은 다음과 같은 5개의 구조로

되어 있다.

① 결측 판단기

오류 상태 데이터를 오측과 결측으로 구분하여 오측이면 필터링 처리를 위한 필터기로, 결측이면 데이터 추정 처리기로 전송

② 데이터 추정 처리기

신경망 모형으로 구성되어 선행 학습된 연결 가중치를 이용하여 결측 강우를 추정

③ 필터링 처리기

오측된 데이터를 관측소별, 계절별, 인근 관측소와의 강우 비교 등으로 구성된 규칙을 기반으로 필터링 처리

④ 보정 로그 생성기

데이터 추정기와 필터링 처리기에서 보정된 데이터에 대한 보정 방법, 보정 전·후 데이터, 보정 사유 등의 메타 데이터를 생성 저장

⑤ 신경망 학습기

관측소 별 일정 강우 이상 정상 상태의 강우 데이터가 발생 할 경우 해당 관측소에 대한 기 구축된 신경망 모형을 이용하여 재학습을 실시하여 관측소에 대한 연결 가중치를 조절

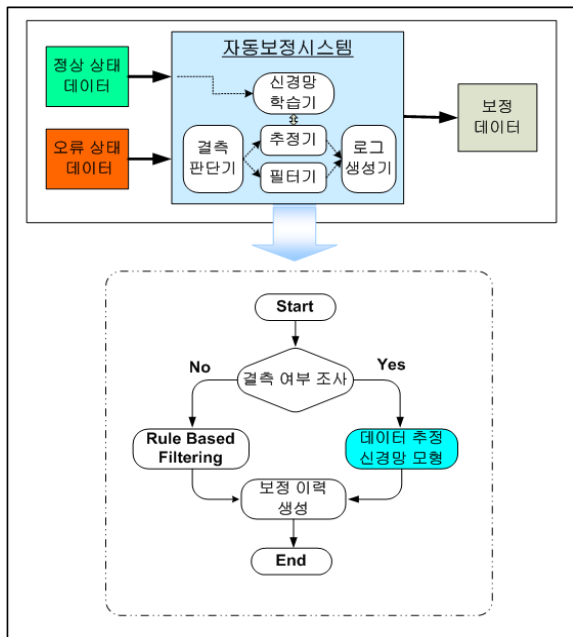


Fig. 4. Configuration of Realtime Automatic Reconciliation System

4. 실험 및 결과

4.1 실험 방법

신경망 모형 구축 시 입력 변수의 집단 구성 방법에 따라 모형의 성능에 직접적인 영향을 미친다. 따라서 본 연구에서는 최적의 신경망 모형을 구축하기 위하여

결측 강우 추정을 위한 신경망 모형의 학습 및 검증에 사용된 데이터를 최근 5년(2003년 3월 ~ 2008년 3월) 간의 3mm이상(3mm이하는 그 영향이 미비하여 제외함) 시간 강우자료 전체를 사용하였다.

실험 자료를 학습용(80%)과 검증용(20%)으로 구분하여 사용하였으며 구분의 기준은 랜덤하게 분류하였다. 5개의 입력노드를 가지는 입력층과 단일층인 은닉층의 3개의 은닉노드 그리고 1개의 출력 노드를 가지는 출력층으로 구성된 신경망 모형에서 Table 2와 같이 학습률(α)은 0.5, 모멘텀 계수(β)는 0.1로 하였고 학습 횟수는 20,000번, 오차 한계는 0.01로 많은 실험을 통하여 최적화된 값으로 설정하였다.

모형의 설계에서 은닉층 노드 수에 대한 명확한 기준이 없어(오창석, 1996) 본 연구에서는 여러 실험을 통하여 최적화된 3개의 은닉노드를 배치하였다. 또한 입력 값과 출력 값 사이의 차원을 일치시키기 위해서 입력과 출력의 학습패턴을 Eq. (4)을 이용하여 정규화(normalization)하였고 활성화 함수는 Eq. (5)의 단극형 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{x - Min}{Max - Min} \tag{4}$$

여기서, Max : 실험 데이터 중 최대값, Min : 실험 데이터 중 최소값, x : 정규화 대상 값

$$f(NET) = \frac{1}{1 + \exp^{-NET}} \tag{5}$$

여기서, NET : 입력 가중합

Fig. 5는 실험에서 사용된 결측 강우 추정을 위한 신경망 모형의 학습 과정을 나타낸 흐름도이다.

4.2 결과 및 분석

모형의 성능(performance)을 평가하기 위한 지표로 실측치와 추정치가 얼마만큼 근접하게 되었는가를 측정하는 오차 평균제곱근인 RMSE(Root Mean Square Error), 절대평균오차인 MAE(Mean Absolute Error), 결정계수인 R^2 (Coefficient of Determination)를 사용하여 모형의 전체적인 우수성에 대한 성능 분석을 실시하였다. RMSE는 값이 작을수록 모형의 오차가 작은 것으로 평가된다. MAE는 실측값과 추정값 잔차의 절대값을 산술평균한 값으로서 0에 가까울수록 모형의 성능이 우수하다. 또한 R^2 는 0과 1사이 범위의 값을 가지며 값이 1에 가까울수록 모형의 정확도와 적합성을 잘 설명한다.

Table 3. Configuration of Optimized Neural Network

Number of Neurons			Setpoint of Models			
Input Layer	Hidden Layer	Output Layer	Rate of Learning	Momentum Constant	Number of Epochs	Maximum of Error
5	3	1	0.5	0.1	20,000	0.01

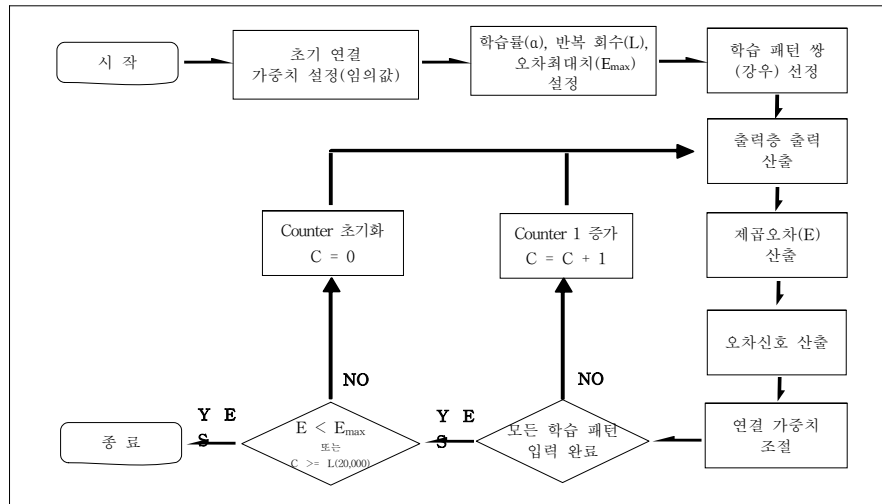


Fig. 5. Learning Algorithm of Neural Network For Rainfall Estimation

Table 4. Statistical indices for Different Estimating Method

관측소	RMSE (단위 : mm)			MAE (단위 : mm)			R^2		
	ANN	RDS	AMM	ANN	RDS	AMM	ANN	RDS	AMM
서화	1.741	2.845	3.614	1.509	2.290	3.100	0.706	0.450	0.315
원통	1.658	2.265	2.527	1.206	1.749	1.980	0.842	0.706	0.640
용대	3.720	8.059	8.613	2.321	3.743	4.540	0.829	0.264	0.148
현리	4.019	6.641	7.243	2.726	3.380	4.170	0.944	0.846	0.816
추양	3.279	5.049	5.238	2.591	3.466	3.870	0.670	0.219	0.177
인제	1.734	2.320	1.692	1.450	2.025	1.410	0.766	0.637	0.780
상남	2.862	3.557	4.628	2.178	2.412	3.410	0.764	0.647	0.421
신평	5.382	13.509	9.736	3.733	6.055	3.930	0.889	0.334	0.646
방동	4.513	12.214	9.736	3.370	6.055	3.930	0.922	0.448	0.646
귀둔	3.446	6.051	8.982	2.309	3.497	4.910	0.963	0.886	0.749
창촌	3.053	4.984	5.961	2.429	3.887	4.450	0.825	0.539	0.308
군량	2.209	2.319	2.145	1.643	1.567	1.700	0.710	0.677	0.719

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2}{n}} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |T_i - Y_i| \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{Y})^2} \quad (8)$$

여기서, T_i 는 실측값, Y_i 는 추정값, \bar{Y} 는 추정값의 평균, n 은 실험에 사용된 데이터 Set의 개수 나타낸다.

학습에 사용되지 않은 검증용 자료를 이용한 통계 분석 결과는 Table 3에서와 같이 전체적으로 RMSE, MAE, R^2 모두 신경망을 이용한 추정 방법이 타 추정 방법보다 더 좋은 성능을 나타내었다.

여기서, ANN은 신경망법, RDS는 RDS법, AMM은 산술평균법을 나타낸다.

RMSE를 이용한 통계 분석에서 원통, 인제, 서화, 군량의 모형이 타 모형보다 더 좋은 성능을 나타내었는데

이들 지역은 Fig. 2에서 보는 것과 같이 타 지역과 다르게 사면이 타 관측소로 둘러 쌓여 있어 인근 관측소의 영향을 많이 받기 때문인 것으로 보인다. 이들 지역은 신경망뿐만 아니라 다른 추정 방법에서도 타 관측소에 비해 좋은 성능을 보였다. 따라서 강우 추정은 인근 관측소의 강우에 절대적으로 지배를 받는다고 할 수 있다. 그리고 MAE를 이용한 통계 분석에서는 RMSE 분석과 같이 원통, 인제, 서화, 군량외의 모형이 더 좋은 성능을 나타내었다. 또한 모형의 정확도와 적합성을 설명하는 R^2 분석에서는 인제, 군량을 제외하고 귀둔, 현리, 방동, 신평 모형이 더 우수하였다. 인제, 군량의 경우에는 AMM이 더 우수하게 나왔다.

추가적으로 RDS 방법과 AMM 방법만을 비교할 때 두 방법 모두 통계 결과가 비슷하게 나왔으며 현업에서 정밀도를 요하지 않는 강우 경향 파악용으로 사용하고자 한다면 수식과 사용이 간단한 AMM 방법으로도 사용해도 무방할 것 같다.

5. 결 론

본 연구에서는 온라인상에서 수문자료의 유관기관 전송 시 결측이 발생한 자료에 대하여 결측 정보만 전송함으로써 발생하였던 기존 문제점을 해결하고자 복잡한 자연현상 문제의 해결에 그 응용성이 입증된 신경망 기법을 이용하여 결측 자료를 근사값으로 추정하였고 그 대상과 방법은 우량 자료로서 소양강댐 유역 12개 우량 관측소를 활용 하였다. 또한 신경망을 이용하여 추정된 우량 추정 값을 기존 RDS법과 산술평균법으로 추정한 값과 비교하여 검토한 결과 신경망을 이용한 추정 방법이 전체적으로 더 양호함을 보였다.

기존 결측 우량 보정 방법인 RDS법, 산술평균법과 신경망을 이용한 방법과의 가장 큰 차이는 기존 방법들은 일반화된 산술 수식에 의한 획일적 방법이지만 신경망을 이용한 보정법은 보정을 하기 위해 선행 학습을 해야 하고 변화하는 환경에 적응하여 모형의 성능을 지

속적으로 유지하기 위해서 상시 학습이 필요하다.

따라서 본 연구에서는 온라인상에서 결측 처리된 수문자료를 신경망을 이용하여 실시간으로 보정하기 위해서 신경망의 자율적 학습과 상시 활용 기능이 반영된 신경망 학습기 및 오류 판단기, 추정기, 필터기, 로그 생성기로 구성된 실시간 자동보정시스템을 제안하였다.

참 고 문 헌

- 김광섭 (2006). "상층기상자료와 신경망기법을 이용한 면적강우 예측." **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제39권, 제8호, pp. 21-29
- 김대수 (1992). **신경망 이론과 응용**. 하이테크 정보
- 김용석, 김형수, 김중훈 (1999). "점 강우량 결측시 보정방법에 관한 비교 연구." **수자원학술발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 374-381
- 김충수, 김형섭 (2006). "도시하천 소배수구역의 결측 강우량 산정 방법 비교." **수자원학술발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 701-705
- 김호준, 백희정, 권원태, 최병철 (2001). "구간 연산 신경망을 이용한 강수량 장기예측 기법." **한국기상학회지**, 한국기상학회, 제37권, 제5호, pp. 443-452
- 신현석 (1998). "인공 신경망의 수자원 및 환경 분야에의 응용." **한국수자원학회지**, 한국수자원학회, 제31권, 제1호, pp. 97-103
- 오창석 (1996). 뉴로컴퓨터. 지성출판사
- 조성배, 김진형 (1989). "인공 신경망의 계산 복잡도." **학술발표논문집**, 한국정보과학회, 제16권, 제2호, pp. 315-318
- 한국수자원공사 (2007). **댐운영실무편람**.
- Simon Haykin (1999). **NEURAL NETWORKS**, Prentice Hall

(논문번호:08-81/접수:2008.07.21/심사완료:2008.09.16)