

# 인공 신경망의 수자원 및 환경 분야에의 응용

신현석 (고려대학교 방재과학기술연구소 선임연구원)

## 1. 서 언

본 기사에서는 최근 자연과학 및 공학 분야에서 패턴 인식 (pattern recognition), 영상 처리 (image processing), 신호 처리 (signal processing), 시계열 분석 (time series analysis), 카오스 해석 (chaos analysis) 등을 위하여 사용되어 복잡한 자연현상 문제의 해결에의 그 응용성 (applicability)이 입증되어 온 인공 신경망 (artificial neural network, 차후 ANN이라 표기함.)의 기본적인 정의와 그 종류에 관하여 먼저 간략히 고찰하여 본다. 이 ANN은 그 모형 자체의 비선형성 (nonlinearity), 병렬 계산 (parallel computation), 적응성 (adaptivity) 등의 여러 장점들에 기인해 최근 10년 동안 수자원 및 환경 분야에서 여러 각도로 응용되어 왔으며 이를 기존에 발표된 논문들을 중심으로 소개함으로써 차후 한국 내에서의 ANN의 적용 가능성을 검토하여 본다.

## 2. 신경망 모형의 소개

### • 뇌의 신경과 ANN

인간의 뇌(brain)는 상당히 복잡하고 비선형적이며 자료들을 병렬적으로 처리하는 일종의 전산기와 같다. 과거로부터 인간들은 뇌가 어떻게 외부로부터의 입력에 반응하며 그 원리가 무엇인지에 대하여 의문을 가지고 연구하여왔다. 최근 들어서는 뇌가 작용하는 원리를 수학적이고 전산적인 처리에 어떻게 접목할 수 있을까? 라는 의문 속에서 인공신경망 (Artificial Neural Networks, ANN) 이론이 발전되

어왔다. 인간의 뇌는 수많은 신경단위(neuron)들로 구성되어 있으며 이들 신경단위들은 병렬적(parallel)으로 복잡하게 연결되어 있다. 신경과학(neuroscience) 분야에서 밝혀진 가장 단순한 하나의 신경단위가 어떻게 작용을 하는가를 정리하여 보면

(1) 하나의 신경단위는 시냅스(synapse)를 통하여 자극(stimuli) 또는 신호(signal)를 여러 다른 신경단위로부터 수집한다. (입력 및 연결, input and connection)

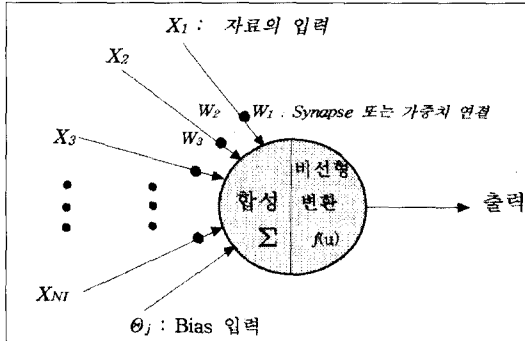
(2) 신경핵(neuron cell)은 여러 다른 신경단위로부터의 신호들을 통합한다. (자료 통합, data integration)

(3) 통합된 신호는 Bias 또는 Threshold에 의해 상승 또는 하강한다. (Bias 작용)(4) 통합된 신호들은 신경단위 내에서 비선형적으로 변환된다. (자료 변환, data transformation)

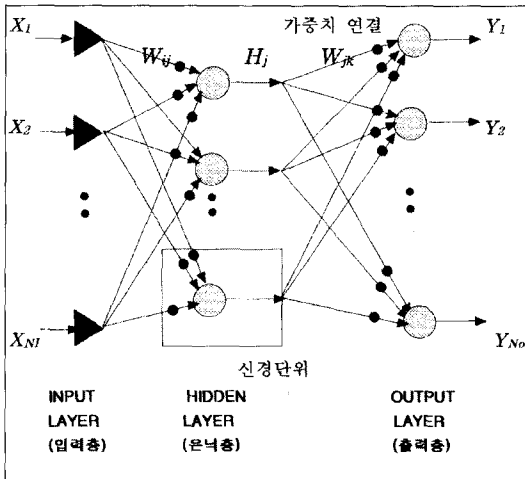
(5) 신경단위는 통합된 신호들이 각각의 고유한 기준(threshold)을 넘을 때만 활성화(activation) 또는 점화(fired)되어 그 신호를 다음 신경단위로 전달한다. (활성화, activation)

### • ANN의 기본 역학

이와 같은 하나의 신경단위의 기본적인 역학은 그림 1.(a)와 같이 수리 모형화 할 수 있으며 이러한 각각의 신경단위들은 일반적으로 그림 1.(b)와 같이 다층구조(multi-layer structure)로 병렬적으로 연결(parallel connection)되어 입력된 신호는 전방향(feed-forward)으로 전달이 가능하다. 이를 다층전방향신경망 (multi-layer feed-forward neural



(a) 신경단위 (neuron)의 수리 모형화 (McCulloch & Pitts, 1954)



(b) 다층전방향신경망(MFN)의 구조

그림 1. 신경 단위(neuron)의 수리모형화 및 다층전방향신경망의 구조

network, MFN)이라고 하며 각 층간, 신경단위간의 역할은 아래와 같다.

(1) 입력 정보는 입력층(input layer)으로 들어가며 입력층에서의 신경단위 (neuron, 이후는 Node라 칭함.)들은 단지 그 자료를 다음 은닉층(hidden layer)의 Node들로 가중 연결 (weighted connection)에 의해 전달한다.

입력 자료:

$$X_i, i = 1, \dots, N_I \quad (1)$$

$N_I$  = 입력자료의 차수(dimension)

(2) 각 은닉층의 Node들은 모든 입력층으로부터 각기 다른 가중치(weight)에 의해 변환된 자료들을 받으며, 각 Node는 합산(summation)된 자료들을 일반적으로 sigmoid나 hyperbolic tangent 함수에 의해 비선형적으로 변환시켜 가중 연결에 의해 출력층(output layer)의 Node로 전달한다.

은닉층 Node로의 가중된 입력:

$$h_j = \sum_{i=0}^{N_I} w_{ij} X_i + \theta_j, \quad j = 1, \dots, N_H \quad (2)$$

$N_H$  = 은닉층 Node의 수

$\theta_j$  = 은닉층  $j$  번째 Node의 Bias입력

$w_{ij}$  = 입력층  $i$  번째 Node와 은닉층  $j$  번째 Node 사이의 가중치

은닉층의 Node로부터의 출력:

$$H_j = f(h_j) \quad (3)$$

비선형 변환 함수  $f(u)$  :

(a) Sigmoid 함수

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{(-u)}}, f(u) = f(u) (1 - f(u)) \quad (4)$$

(b) Hyperbolic Tangent 함수

$$f(u) = \tanh(u) = \frac{1 - e^{(-u)}}{1 + e^{(-u)}} \quad (5)$$

(3) 각 출력층의 Node들은 모든 은닉층으로부터 각기 다른 가중치에 의해 변환된 자료들을 받으며, 각 Node는 합산된 자료들은 출력값의 목적에 따라 binary값의 출력을 위한 Signum함수, 연속값의 출력을 위한 선형(linear) 또는 비선형(nonlinear) 함수에 의하여 변형시켜 출력하며 그값이 ANN의 목적하는 출력값이 된다.

출력층 Node로의 가중된 입력:

$$h_k = \sum_{j=0}^{N_H} w_{jk} H_j + \theta_k, \quad k = 1, \dots, N_O \quad (6)$$

$N_O$  = 출력층 Node의 수

$\theta_k$  = 출력층  $k$  번째 Node의 Bias입력

$w_{jk}$  = 은닉층  $j$  번째 Node와 출력층  $k$  번째 Node 사이의 가중치

출력층 Node로부터의 출력:

$$Y_k = f(h_k) \quad (7)$$

$$\text{선형 변환 함수 } f(u) : f(u) \quad (8)$$

$$\text{Signum변환함수 } f(u) : f(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u > 0 \\ 0 & \text{if } u = 0 \\ -1 & \text{if } u < 0 \end{cases} \quad (9)$$

위의 MFN이 가진 역학에 의한 출력을 다시 정리하여 보면

$$Y_k = f\left[\sum_{j=0}^{N_H} w_{jk} f\left(\sum_{i=0}^{N_H} w_{ji} X_i + \theta_j\right) + \theta_k\right] \quad (10)$$

로서 이는  $N_I$  차원의 입력 패턴  $X$  을  $N_O$  차원의 출력 패턴으로 비선형(nonlinear) 변환시키기 위한 관계 공식이며 (즉:  $C: R^{N_I} \rightarrow R^{N_O}$ ), 이는 어떠한 입력과 출력의 패턴도 서로 관계를 맺어 주는 가장 일반적인 (general) 패턴 인식기(pattern recognition)의 역할을 한다. 이러한 패턴인식의 기능은 크게 두 부류로 나눌 수 있는데 함수근사(function approximation)와 패턴분류(pattern classification)이다.

#### • ANN의 학습과 분류

뇌의 작용은 오랜 기간 또는 반복되는 학습(training과 learning)에 의하여 이루어진다. 예를 들어 만약 우리가 여러번 보아왔기 때문에 이미지가 뇌에 적절히 학습되어 있는 친구를 낯선 곳에서 멀리 떨어져간다고 할 때 우리는 어느 정도의 실패 허용한도(fault tolerance) 내에서 그를 인식할 수 있다. 이러한 학습의 과정은 ANN에서도 수행되며 두가지 종류가 있다. 하나는 감독학습(supervised learning)이고 다른 하나는 비감독학습(unsupervised learning)이

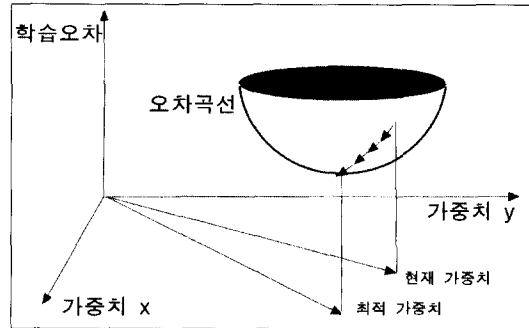


그림 2. 가중치는 오차곡선 상에서 학습오차가 줄어드는 방향으로 변환되며 이 그림은 이상적인 이차원 오차곡선에서의 상황이다.

다.

감독학습은 모형을 위하여 수집된(observed) 기존의 목적하는 학습 입력패턴과 출력패턴의 쌍으로 구성되는 학습패턴  $(X_i^n, Y_k^n | n = 1, \dots, N)$ 을 ANN에 입력하여 그림 2.와 같이 계산치와 목적치의 오차  $E = 1/N \sum (X_i^n - Y_k^n)^2$ 를 목적하는 오차 한도까지 최소화(minimization)시켜가며 ANN모형의 매개변수인 각 층간의 가중치들과 Bias들을 변화시켜 나가는 방법으로 Gradient Decent Method, Simulation Annealing 등 여러 가지 수치해법이 이용될 수 있다. 가장 널리 사용되는 감독학습은 오차를 역으로 전파하는 Back Propagation Algorithm (BPA, Rumelhart 등, 1986)이다. 감독학습은 비교적 적은 매개변수를 사용하는 반면에 긴 학습시간이 요구된다. 또한 최적화(optimization) 기법 및 영상처리에 주로 응용되는 Hopfield NN (Hopfield, 1982), 함수 근사를 위하여 개발된 Radial Basis Function NN (Poggio 등, 1990)도 널리 사용되고 있다.

비감독학습은 기존의 수집된 자료없이 ANN모형 자체적으로 경쟁(competitive) 또는 자기조직화(self-organization)에 의하여 가중치들을 산정하며, 이는 일반적으로 감독학습에 비하여 더 많은 매개변수를 요구하나 그 학습 시간은 짧다. 비감독학습을 사용하는 ANN은 ART1&2 (Grossberg, 1976), 일반적으로 Bayesian 분류 이론에 근거하여 패턴의 분류기(classifier)로 사용되는 PNN(probabilistic neural network, Spetch, 1991), 공간자료의 해석

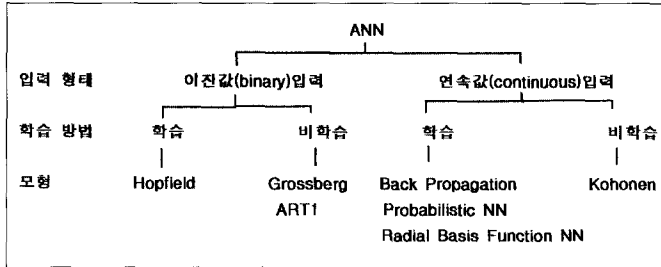


그림 3. 입력 형태와 학습방법에 따른 ANN의 분류

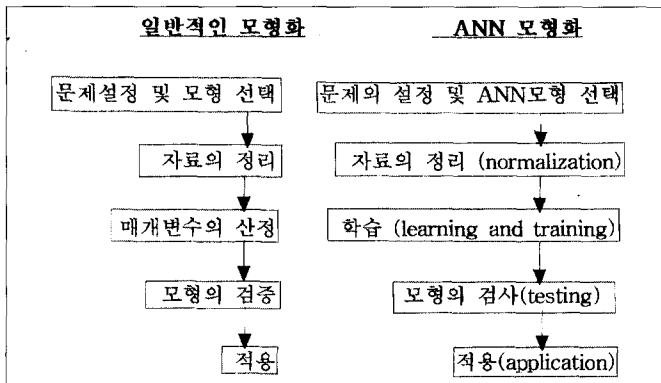


그림 4. 일반적인 모형과 ANN의 모형화 절차

• ANN의 모형화

ANN은 그림 4.과 같이 일반적인 모형과 비교하여 다섯 단계의 모형화 절차를 갖는다. 먼저 적용하고자하는 문제를 설정하여야 하며, 또한 문제에 맞는 ANN 모형을 선택하여야 한다. 여러 ANN모형 중에서 (예: BPA, Radial Basis Function NN, Probabilistic NN, Hopfield NN, Kohonen NN 등) 적절한 모형의 선택은, 응용하고자 하는 문제의 특성 ANN 모형의 특성을 함께 고려하여 선택되어야 한다. 문제가 설정되고 ANN모형이 선택된 후에는 실제로 수집된 또는 측정된 입력과 출력의 학습패턴을 정리해야 한다. 이 단계는 일반적인 모형(예: 추계학적 시계열 해석 모형)에서의 자료의 전처리(preprocessing) 단계이다. 이때 일반적으로 자료의 특성을 변환시키지 않는 범위에서 입력과 출력 학습 패턴을 0.1 - 0.9

및 회귀분석 등에 사용되는 Kohonen NN (Kohonen, 1977)등이 있다. 그림 3.은 입력 형태와 학습방법에 따른 ANN의 분류를 보여주고 있으며 각 모형에 대한 자세한 이론 및 설명을 위해서는 아래의 참고서들을 추천한다.

“Neural Networks : A Comprehensive Foundation”

저자: Simon Haykin  
 발행사: Macmillan College Publishing Comp.,  
 1994

“Neural Networks for Pattern Recognition”

저자: C. M. Bishop  
 발행사: Clarendon Press, London, 1995

“Introduction to the Theory of Neural Computaion”

저자: Jone Hertz et al.  
 발행사: Addison-Wesley Publishing Company,  
 1992

사이의 값으로 단순 정규화(normalization)를 하는데 그 원인은 입력값 사이의 또는 입력값과 출력값 사이의 차원을 일치시키기 위함이다.

다음으로는 수집 또는 측정된 후 정리된 입력 및 출력 학습패턴을 사용하여 학습을 수행한다. 이 절차는 선택된 ANN모형의 종류에 따라 그 학습방법이 달라진다. 학습이라는 용어는 ANN의 고유 용어로서 일반적인 모형에서는 매개변수의 산정의 절차와 유사하다고 할 수 있다. 학습 단계에서는 일반적으로 선택된 모형의 구조(Topology)를 결정하고 그 구조에 필요한 가중치 또는 매개변수들을 산정하게 되며 고려할 더욱 자세한 사항은 아래와 같다.

(1) 가장 적절한 구조인가?

- 입력과 출력 자료의 수, 층(layer)의 수, 각층의 Node의 수, 각층을 위한 활성화 변환 함수 f(u) (activation transformation function), 적정 학습 방법 등

(2) 어떻게 학습할 것인가?

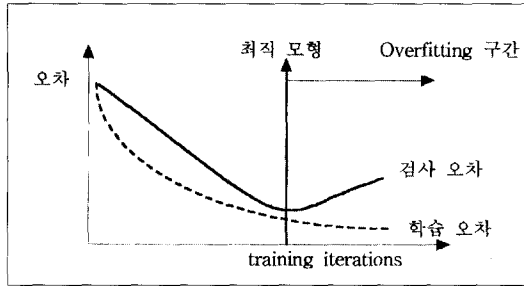


그림 5. 학습오차 및 검사오차 곡선과 최적 ANN 모형의 선정

- 감독학습의 경우 가중치 updating을 위한 iteration의 수, 오차의 허용 범위 등

학습이 완료된 ANN에 모형 학습에 사용되지 않은 실측자료(검사패턴, testing pattern)를 이용하여 그 모형의 실행능력(performance) 및 적합성(fitness)을 검증(validation)하는 단계는 ANN용어로는 검사(testing)의 단계이다. 실제로 ANN학습의 목적은 학습시 사용되지 않은 자료에도 그 학습된 ANN 모형이 일반화(generalization)될 수 있도록 하는 것이므로, 모형의 학습과 검사의 과정은 동시에 수행되어야 하며 이 과정을 통하여 적절한 ANN 모형 및 구조가 결정되어야 한다. 그림 5.에서 보여 주듯이 일반적으로 학습패턴에 의한 학습오차(training error)는 반복 학습이 진행되는 동안 그 오차는 빠르게 계속적으로 감소하다가 일정한 오차값에 수렴하며, 검사패턴에 의한 검사오차(testing error)는 학습오차와 마찬가지로 감소하다가 일반적으로 어떤 시점부터는 증가한다. 이 최소 검사오차점이 최적모형을 선택할 수 있는 시점이며 경험적으로 이때 모형의 학습을 멈추어야 한다. 그 이유는 최소 검사오차점 이후는 모형의 학습에 의해 학습패턴이 가지고 있는 noise 까지도 학습하여 모형이 과다적합(overfitting)되는 문제를 야기하여 일반화에 실패할 수도 있기 때문이다. 마지막 단계는 설정된 ANN모형의 적용 단계이다.

#### • ANN의 장점 및 단점

여러 참고서들과 실제적인 응용의 결과에서 보여준 ANN 모형의 장점은 다음과 같이 정리할 수 있다.

(1) 비선형성(nonlinearity): 우리가 다루는 자연

현상은 선형적이라기 보다는 비선형적인 역학에 의존한다고 알려져 있다. 복잡한 기상 또는 수문 현상 등은 그 예일 것이다.

ANN 모형은 위에서 살펴 보았듯이 선천적으로 비선형모형의 일종이다. 이러한 비선형성으로 인하여 통계적인 정규성 및 정체성(normality and stationarity) 가정에서 자유로울 수 있다.

(2) 적응성(adaptivity): ANN은 반복된 학습에 의하여 가중치를 결정하는 비매개변수법(nonparametric approach)의 일종으로서 입력과 출력의 형태의 변화에 자유로우며, 즉 일정한 함수에 얽매이지 않아(function free), 기존의 설정된 ANN 모형을 문제의 목적에 따라 용이하게 변환할 수 있다.

(3) 병렬성(parallel property): ANN모형은 전산학적으로 병렬계산이 가능하여 그 처리가 합리적이다. 그러므로 병렬 컴퓨터가 실용화될 때, 컴퓨터의 메모리를 많이 차지하는 문제에 대해서도 빠른 계산이 가능할 것이다.

반면에 BPA 학습법등은 그 오차가 최적해를 갖지 않고 Local minima에 빠질 위험성을 가지므로 적정 학습방법의 개발이 필요하며, 아직 수학적인 ANN의 증명이 미비하고, 그 적용의 정규화가 미흡하다는 단점들 또한 간과하지 말아야 할 것이다.

## 2. 신경망 모형의 수자원 및 환경에의 이용 사례

실제로 위에서 나열된 ANN모형의 장점을 이용한 많은 응용들이 수자원 및 환경 분야의 복잡하고도 비선형적인 여러 문제들을 해결하는 데 최근 10년간 조심스럽게 검토되어 왔으며 그 우수성이 기존의 전통적인 모형들과의 비교를 통하여 다각적으로 입증되어 왔다. 본 장에서는 최근에 발표된 논문들을 소개함으로써 수자원 및 환경 분야에서의 ANN모형의 응용 사례들을 살펴 보고자 한다. 이는 외국의 사례들을 통하여 한국에서의 그 응용 가능성을 검토할 수 있다는 점에서 가치가 있을 것이라 생각되며, ANN 모형에 관심이 있는 독자들과의 많은 토론과 정보의 교환을 꾀하고자 함이다.

(1) 강우 유출 모형

*"Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process"*,

저자: Kuo-Lin Hsu 등, 출판: Water Resources Research(WRR), Vol.3, No. 10, 1995.

*"Neural Networks for River Flow Prediction"*

저자: N. Karunanithi 등, 출판: ASCE J. of Computing in Civil Engr., Vol.8, No.2, 1994.

*"Artificial neural networks as rainfall-runoff models"*

저자: A.W. Minns, 출판: Hydrological Science Journal, 41(3), 1996.

*"Predicting streamflows based on neural networks"*

저자: H.-S. Shin 등, 출판: ASCE 1st Int. Conf. on Water Resources Engr., 1995.8.

(2) 수위, 강우 및 용수 예측 모형

*"River stage forecasting using artificial neural networks"*

저자: K. Thirumalaiah 등, 출판: ASCE J. of Hydrologic Engr., Vol.3, No.1, 1998.

*"Back Propagation in hydrological time series forecasting"*

저자: G. Lachtermacher 등, 출판: Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering, Vol.3, Kluwer Academic Publishers, 229-242, 1994.

*"Prediction of daily water demands by neural networks"*

저자: S.P. Zhang 등, 출판: Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering, Vol.3, Kluwer Academic Publishers, 217-227, 1994.

*"Rainfall forecasting in space and time using a neural network"*

저자: M.N. French, 출판: J. of Hydrology, 137, 1031, 1992.

(2) 지하수 모형

*"Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling"*

저자: L. L. Rogers 등, 출판: WRR, Vol.30, No.2, 1994.

*"Neural network-based screening for groundwater reclamation under uncertainty"*

저자: S. Ranjithan 등, 출판: WRR, Vol.29, No.3, 1993.

*"Use of the spatial analysis neural network (SANN) method for regional groundwater contamination decision-making"*

저자: H.-S. Shin, J. of Environmental Hydrology, Vol.5, Paper4, 1997.

(3) 저수지 조절 및 가뭄 모형

*"Deriving a general operating policy for reservoirs using neural network"*

저자: H. Raman 등, 출판: ASCE J. of Water Resources Planning and Management, Vol.122, No.5, 1996.

*"Drought estimation with neural networks"*

저자: J.L. Crespo 등, 출판: Advances in Engineering Software, 18, 167-170, 1993.

*"Regional drought analysis based on neural network in southwestern colorado"*

저자: H.-S. Shin 등, 출판: ASCE J. of Hydrologic Engineering, accepted., 1998

(4) 수리

*"Prediction of Estuarine Instabilities with Artificial Neural Networks"*

저자: J. P. Grubert, J. of Computing in Civil Engr., Vol.9, No.4, 1995.

(4) 환경

*"Predicting residual chlorine evolution in storage tanks within distribution systems: application of a"*

*neural network approach*"

저자: J.B. Serodes, 출판: J. of Water SRT-Aqua, Vol.45, No.2, 1996.

*"Evaluation and Quality control of Environmental Analytical Data from the Niagara River Using Multiple Chemometric Methods"*

저자: D.A. Cancilla 등, 출판: J.of Great Lakes Res., 22(2), 1996.

*"Stormnet: A connectinist model for dynamic management if wastewater treatment plants during storm events"*

저자: N. Gong 등, 출판: Water Science Tech., Vol.33, No.1, 1996.

*"Estimation of wastewater process parameters using neural networks"*

저자: M. Hack, 출판: Water Science Tech., Vol.33, No.1, 1996.

*"Time series analysis models of activated sludge plants"*

저자: V. Novotny 등, 출판: Water Science Tech, Vol.23, 1107-1116, 1991

### 3. 결 언

본 논문에서는 첫째, 인공신경망(ANN) 모형의 기본적인 원리를 간략하게 소개하고, 과거 혼돈되어온 ANN관련 용어들을 정의하는데 목적이 있다. 본문에 ANN에서 주로 사용되는 용어들을 국문과 영문으로

동시에 표기하였다. 둘째는 개략적으로 ANN의 모형화 절차를 살펴보고 그 장단점을 기술하였다. 마지막으로 수자원 및 환경 분야에서 기존에 발표된 많은 논문들을 분야별로 정리하여 ANN 모형 응용의 현주소를 독자들에게 소개하고자 하였다.

현재 고려대 방재과학 기술연구소에서는 국내 수자원 및 환경 문제를 해결하기 위한 다각적인 ANN모형의 적용이 연구되고 있으며, 그 실풠들을 아래와 같이 제시한다.

- (1) 신경망 모형을 이용한 한국의 지역 가뭄의 해석
- (2) 신경망 모형 및 유전자 알고리즘을 이용한 대청댐 및 충주댐 유역의 저수지 유입량 예측 모형의 개발 및 실시간 저수지 운영률의 개발
- (3) 신경망 모형을 이용한 수위-유량 관계 곡선의 개선 방안의 검토
- (4) 신경망 모형을 이용한 도시유역 강우-유출-오염물 배출간의 상관관계의 분석
- (5) 한국의 강우와 엘리뇨의 상관관계의 분석 및 신경망모형을 이용한 강우의 예측 모형의 개발
- (6) 신경망 모형을 이용한 단기간 용수 예측 모형의 개발
- (7) PNN을 이용한 수도관의 노후도의 예측 모형의 개발
- (8) 신경망 모형을 이용한 소양강 유역의 홍수유입 예측 모형의 개발 ●