

# 연약지반의 측방유동 평가를 위한 확률신경망 이론의 적용

## Application of Probabilistic Neural Network (PNN) for Evaluating the Lateral Flow Occurrence on Soft Ground

김영상\* · 주노아\*\* · 이종재\*\*\* · 이숙주\*\*\*\*

Kim, Young Sang · Joo, No Ah · Lee, Jeong Jae · Lee, Sook Ju

### Abstract

Recently, there have been many construction projects on soft ground with growth of industry and economy. Therefore foundation piles of abutments and(or) buildings had been suffering from a lot of stability problems of inordinary displacement due to lateral flow of soft ground. Although many researches about lateral flow have been carried out, it is still difficult to assess the mechanism of lateral flow in soft ground quantitatively. And reasonable design method for judgement of lateral flow occurrence in soft ground is not established yet. In this study, six PNN (Probabilistic Neural Network) models were developed according to input variables and database compiled from Korea and Japan for the judgment of lateral flow occurrence. PNN models were compared with present empirical methods. It was found that the developed PNN models can give more precise and reliable judgment of lateral flow occurrence than empirical methods.

Keywords : *probabilistic neural network, soft ground, lateral flow*

### 요 지

최근 급속한 경제발전과 지역산업의 성장으로 인하여 많은 물류이동 발생과 함께 연약지반에 도로를 건설하는 경우가 많아지면서 연약지반 상에 축조된 구조물과 관련된 제반 문제점들이 대두되고 있다. 말뚝 기초 형식의 교대나 건축물을 연약지반에 시공할 경우 비정상적인 측방유동에 의한 변위가 기초지반에 발생하여 상부 구조물의 안정성과 사용성에 많은 문제를 야기하고 있다. 측방유동은 말뚝의 파손원인과 측방변위에 대한 상관관계 연구, 연약지반상에 설치된 말뚝의 변형과 모멘트에 대한 연구, 수치해석법을 이용한 연약지반상의 성토에 따른 측방변위 특성 및 현장계측을 통한 측방변위 특성 등 많은 연구가 수행되어지고 있으나 측방유동현상은 지금까지도 그 역학적 메커니즘이 정량적으로 파악하기 어렵고, 측방유동에 대한 합리적인 설계법이 확립되어 있지 않는 실정이다. 본 연구에서는 국내 및 일본 측방유동 발생 사례를 바탕으로 효과적이고 보다 정확한 측방유동 판정을 위하여 확률신경망모델을 구축하고 기존의 측방유동 판정식과 비교하였다. 연구결과 제안된 확률신경망 모델들의 측방유동 판정 성공률이 매우 높은 정확도를 가지며 기존 판정식에 비해 측방유동 판정에 매우 효과적인 임을 알 수 있다.

핵심용어: 확률신경망, 연약지반, 측방유동

### 1. 서 론

최근 경제와 산업의 발달로 연약지반에 도로를 건설하는 경우가 많아지면서 연약지반의 거동과 관련된 제반 문제점들이 많이 대두되고 있다. 연약지반은 강도가 약하고 압축성이 커서 하중을 재하하면 지반은 압밀에 의한 침하와 함께 소성변형에 의한 수평변위가 발생되며, 특히 연약지반상에 말뚝 기초 형식의 교대나 건축물을 시공할 경우 배면지반의 뒷채움, 급속한 지반 굴착 및 성토 시 발생하는 편재하중, 과도한 압밀침하 등에 의한 측방유동으로 기초지반에 과도한 수평변위

가 발생하여 상부 구조물의 안정성과 사용성에 많은 문제를 야기하게 된다.

측방유동은 오래전부터 문제점에 대한 중요성이 인식되어졌고 많은 연구가 지금도 진행 되어지고 있다. 국외에서는 연약지반상에 설치된 말뚝의 파손원인과 측방변위에 대한 상관관계 연구(Franx, Boonstra, 1948), 연약지반상에 설치된 말뚝의 변형과 모멘트에 대한 연구를 수행하였다(Heyman, Boersma, 1961). 공학분야에 컴퓨터의 도입과 더불어 Duncan과 Chang(1970)은 수치해석법을 이용한 연약지반상의 성토에 따른 측방변위 특성 및 현장계측을 통한 측방변위 특

\*정회원 · 교신저자 · 전남대학교 공학대학 건설환경공학부 조교수 (E-mail : geoyoungkim@chonnam.ac.kr)

\*\*전남대학교 공학대학 건설환경공학부 석사과정 (E-mail : jasuk0808@hanafos.com)

\*\*\*정회원 · 세종대학교 공과대학 토목환경공학과 전임강사 (E-mail : jongjae@sejong.ac.kr)

\*\*\*\*(주)도화지질 시원 · 전남대학교 건설환경공학부 석사과정 졸업 (E-mail : sjlee@dohwageo.co.kr)

성 연구를 수행하였다. 국내에서도 연약지반상에 시공되는 성토제방 및 말뚝의 측방변위(이승과 강대원, 2004; 홍원표 등, 1994) 등에 대해 많이 연구해 오고 있다. 그러나 측방유동현상은 알려진 바와 같이 그 역학적 메커니즘도 정량적으로 파악하기 어렵고, 측방유동을 평가하기 위한 합리적인 설계법이 확립되어 있지 않는 실정이다. 이러한 원인으로서는 측방유동은 지반의 변형과 파괴를 동시에 고려해야 하는 어려움이 있어 기존의 전통적인 토질역학적 접근방식으로는 상부 구조물의 측방유무를 판정하기에는 다소 무리가 따르고 근래에 컴퓨터의 발달과 수치해석 발달로 유한요소 또는 유한차분 등의 수치해석에 의한 접근이 많이 시도되고 있으나 모델링에 포함되는 단순화와 가정사항들로 인하여 정확한 지반의 거동을 추정하기 어려운 점이 있기 때문이다(조상래 등, 2003).

한편 인공신경망은 인간 두뇌의 구조와 동작방식을 모델로 하여 간단한 기능을 하는 단위 처리기를 망구조로 연결하여 대량의 복잡한 정보를 효율적으로 병렬 처리할 수 있을 뿐만 아니라 예제를 통하여 학습하면 문제 해결 시 특정한 규칙의 재개발 없이 문제를 해결할 수 있다는 장점이 있어 지반 공학문제에 많은 적용이 이루어지고 있다(Toll, 1996). 그러나 현재 일반적으로 적용되고 있는 역전파(Back-Propagation) 학습알고리즘을 사용한 다층 신경망 기법은 다중 입출력을 효과적으로 처리할 수 있으나, 신경망의 구조(은닉층의 수 및 뉴런의 수)나 사용하는 전달함수를 결정하는 것이 매우 경험적이고, 자료가 많을 경우에 훈련패턴을 이용하여 신경망을 학습시키는 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 또한 사용하는 훈련패턴의 수가 충분하지 않은 경우에는 초기 연결강도에 의하여 수렴된 연결강도 값이 안정적이지 못한 경우가 발생한다.

본 연구에서는 국내와 일본에서 보고된 실제 측방유동 발생자료들을 바탕으로 패턴인식에 확률적인 이론을 접목한 확률신경망(PNN : probabilistic neural network)을 이용하여 연약지반의 측방유동 발생여부를 확률적으로 평가할 수 있는 새로운 모델을 구축하였다. 구축된 확률신경망 모델을 기존의 판정식과 비교분석하여 확률신경망 이론의 적용성과 효율성에 대해 검토하였다.

## 2. 측방유동판정법

### 2.1 측방유동 및 측방유동압

그림 1과 같이 연약한 점성토 지반에 시공된 건축물, 교대, 교각 등에 성토로 인한 편재하중이 작용하게 되면 하부지반에서는 하중에 의해 응력이 증가하고 간극수압이 변화하면서 체적이 감소하여 지반의 침하가 발생한다. 이때 과잉간극수압이 소산되기 전에 증가된 하중에 의해 지반이 소성화되어 수평방향의 변형이 발생하는 현상을 측방유동이라 하며 이때 발생된 편차토압을 측방유동압이라 한다. 측방유동이 일어나면 구조물의 과도한 변형 때문에 구조물 자체가 기능상 손상을 입는 것은 물론, 인접 구조물과 지하 매설물 등에 피해를 입힐 수 있어 지반의 측방유동 현상은 구조물의 측방이동 현상과 관련지어 다루어지고 있다. 그림 2는 측방유동압의 개략적인 분포형태이며(홍원표, 1994) 실제로 측방유동압은 복잡한 형태를 가지나 그림 2(③)와 같이 Tschebotarioff가 제안한 이

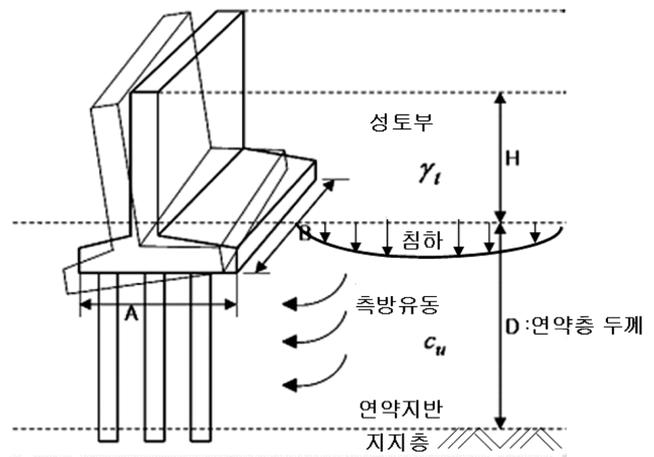


그림 1. 교대의 측방유동

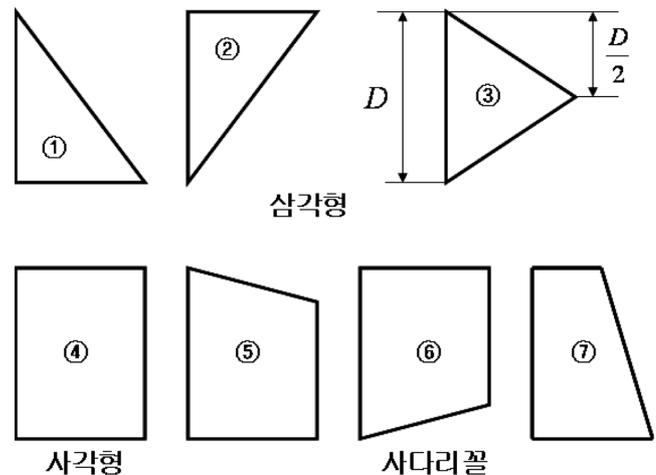


그림 2. 측방유동압 분포형태

등변 삼각형 분포를 설계 시 가장 많이 적용하고 있다(이재훈과 홍성영, 1998).

### 2.2 측방유동 판정법

측방유동의 발생여부를 판정하는 방법에는 배면 성토하중과 점성토의 비배수전단강도와의 관계로 측방유동을 판정하는 기준, 교대 구조물의 이동량이나 지표침하량으로부터 측방유동을 판정하는 기준, 사면안전율과 관련된 측방유동 판정기준 등 크게 세가지로 분류되며 현재 국내에서 많이 사용되는 측방유동 발생의 판정법은 표 1에 정리된 바와 같이 측방이동지수( $F$ )법, 측방이동 판정수( $I_L$ )법, 수정 측방이동 판정수( $M_{IL}$ )법 등이 있다(이진형 등, 2003; 한국도로공사, 1996). 측방이동지수( $F$ )법에 의한 방법은 배면의 성토하중과 점성토의 비배수전단강도와의 관계에 연약층의 두께( $D$ )를 고려하였으며, 측방이동 판정수( $I_L$ )법에 의한 판정법은 배면의 성토하중과 점성토의 비배수 전단강도와의 관계에 연약층의 두께( $D$ )와 교대말뚝기초의 제원( $A, B$ )을 추가로 고려하고 있다. 그리고 수정 측방이동 판정수( $M_{IL}$ )법은 1996년 한국도로공사에서 국내 140여개의 교대 자료를 수집·분석하고 측방이동판정수( $I_L$ )를 개선하여 제안한 방법이다(한국도로공사, 1996; 정상삼, 2000).

표 1. 측방유동 판정기준

판정법(제안)	판정 기준	비 고
측방이동지수(F) (일본도로공단)	$F = \frac{c_u}{\gamma \cdot H \cdot D} < 0.04$ : 교대의 측방유동 가능성 있음	안정수 $[N_b = c_u / (\gamma \cdot H)]$ 에 연약층의 두께의 역수를 곱한 형상으로 $[L^{-1}]$ 의 차원을 가지며, 연약층 두께(D)만을 고려
측방이동 판정수(I <sub>L</sub> ) (일본 건설성 토목연구소)	$I_L = \mu_1 \cdot \mu_2 \cdot \mu_3 \times \frac{\gamma \cdot H}{c_u} \geq 1.5$ : 교대의 측방이동 가능성 있음	$\mu_1$ 은 연약층 두께에 대한 보정계수(D/L), $\mu_2$ 는 말뚝자체의 저항폭에 대한 보정계수( $\Sigma b/B$ ), $\mu_3$ 는 교대 길이에 대한 보정계수(D/A ≤ 3.0)
수정 측방이동 판정수(M <sub>IL</sub> ) (한국도로공사)	$M_{IL} = a \cdot \frac{\gamma \cdot H}{c_u} \geq 1.5$ : 측방이동 가능성 있음	$c_u$ 는 연약지반의 평균 비배수 전단강도( $t/m^2$ ), $\gamma \cdot H$ 는 성토하중( $t/m^2$ ), $a$ 는 측방유동압을 받는 기초하부 면적에 대한 교대 면적비 [ $a = (\Sigma b \cdot D) / (B \cdot A)$ ] 를 나타냄

3. 확률신경망(Probabilistic Neural Network, PNN)

확률신경망은 어떤 개체가 어느 클래스에 속하는지를 판별하는 분류자로 두개 이상의 훈련패턴(pattern)들에서 학습된 알고리즘으로 모형화 되며, 새로운 입력 개체에 대해 기존 클래스에 속한 자료들과 거리행렬에 근거하여 개체가 특정 클래스에 속할 확률을 계산하여 구분한다(Specht, 1990; 이현엽과 문경일, 1999). 최근 토목분야에서 확률신경망이론의 적용에 대한 연구가 진행되고 있으며 이중 액상화 발생예측(Goh, 2002), 콘크리트 압축강도 추정(김두기 등, 2004), 교량구조물의 손상평가(조효남 등, 2002) 등에서 응용사례를 찾을 수 있다. 현재 일반적으로 적용되고 있는 역전파(Back-Propagation) 학습알고리즘을 사용한 다층 신경망 기법은 다중 입력력을 효과적으로 처리할 수 있으나, 신경망의 구조(은닉층의 수 및 뉴런의 수)나 사용하는 전달함수를 결정하는 것이 매우 경험적이고, 자료가 많을 경우에 훈련패턴을 이용하여 신경망을 학습시키는 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 또한 사용하는 훈련패턴의 수가 충분하지 않은 경우에는 초기 연결강도에 의하여 수렴된 연결강도 값이 안정적이지 못한 경우가 발생한다. 그러나 확률신경망을 사용할 경우 신경망을 구성하는데 훈련패턴을 직접 이용하므로(즉, 훈련패턴들을 클래스별로 은닉층에 분포시키는 것이 학습에 해당), 신경망을 학습시키는 과정이 필요하지 않아 모델구축에 시간이 적게 소요되며, 확률신경망의 구조(은닉층, 뉴런수, 전달함수)에 대한 불확실성이 없다. 또한 역전파학습 다층 신경망의 경우에는 훈련 후 테스트 결과가 확정적인 값으로 나타나는 반면, 확률신경망의 경우에는 각 클래스에 속할 확률을 먼저 결정하게 되므로 확률적인 출력값을 구할 수 있다는 장점이 있다.

확률신경망의 구조는 그림 3과 같으며 입력층(input layer)은 모든 훈련유형에 동일한 입력유형을 입력하는 일종의 분

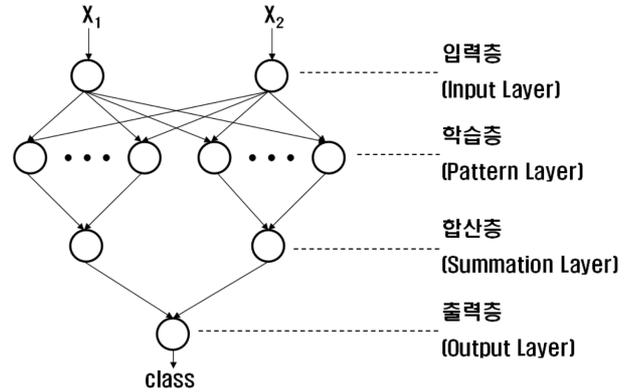


그림 3. 확률신경망(PNN) 구조

배층이며 학습층(pattern layer)은 각 훈련패턴에 대해 가중치 벡터와 입력유형 X의 내적을 구한 후 비선형 활성화 함수(activation function)에 앞서 구한 내적을 입력하여 비선형 연산을 수행한다. 또한, 합산층(summation layer)은 학습층에서 구한 비선형 출력결과들을 합산하고 출력층은 2개의 입력신경을 가지고 하나의 가중치를 갖고 있으며 0과 1로 구성된 2진수를 출력한다.

확률신경망의 유형 분류법은 다중범주분류문제를 적용할 수 있는 Bayesian 확률방법이며  $\theta$ 가 클래스  $\theta_A$  또는  $\theta_B$ 로 분류될 때 P차원 벡터인  $X' = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p]$ 를 기초하여 식 (1)과 같이  $\theta = \theta_A$  인지  $\theta = \theta_B$  인지를 결정한다(Specht, 1990).

$$d(X) = \theta_A \text{ if } h_A I_A f_A(X) > h_B I_B f_B(X) \tag{1.a}$$

$$d(X) = \theta_B \text{ if } h_A I_A f_A(X) < h_B I_B f_B(X) \tag{1.b}$$

여기서  $f_A(X)$ 와  $f_B(X)$ 는 클래스 A와 B의 확률밀도함수이며  $I_A$ 와  $I_B$ 는 잘못된 결정과 관련된 손실계수이고 오류가 없는 정확한 결정이면 손실계수는 0이 된다.  $h_A$ 는  $\theta = \theta_A$ 가 될

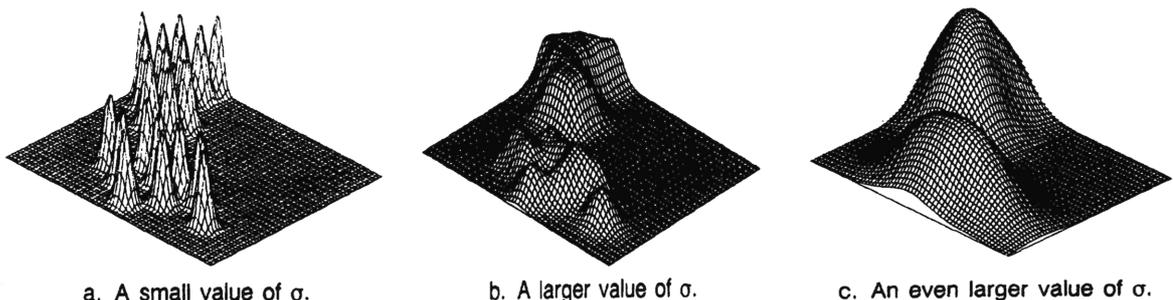


그림 4. 확률밀도 함수(PDF) 근사화에 대한 너비 파라메타(σ)의 영향

사전확률(prior probability)이며  $h_B = (1-h_A)$  는  $\theta = \theta_B$  가 될 사전확률이다. 또한, Bayesian 확률방법을 사용할 경우에  $d(X) = \theta_A$  인 영역과  $d(X) = \theta_B$  인 영역 사이의 경계는 식 (2)와 같이 표현된다.

$$f_A(X) = Kf_B(X) \quad (2)$$

여기서  $K = h_B l_B / h_A l_A$  이며, 식 (2)에서 훈련패턴에 기초한 확률밀도함수 추정은 식 (3)과 같이 Parzen windows 방법을 이용하여 추정할 수 있다(Parzen, 1962).

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{P/2} \sigma^P m} \sum_i^m \exp \left[ -\frac{(X - X_{A_i})^T (X - X_{A_i})}{2\sigma^2} \right] \quad (3)$$

여기서  $X$ 는 분류되어야 할 시험벡터,  $m$ 은 클래스  $\theta_A$  에 속한 훈련패턴의 수,  $X_{A_i}$ 는 클래스  $\theta_A$  에서의  $i$ 번째 훈련벡터,  $\sigma$ 는 너비파라미터(spread parameter)이다.

너비파라미터( $\sigma$ )는 식 (3)으로부터 훈련패턴 전체를 표현하는 확률밀도함수를 결정할 때 가장 중요한 요소로 그림 4와 같이 작은  $\sigma$ 을 사용할 경우,  $f_A(X)$ 는 훈련패턴들의 위치에서 서로 완전히 구분되는 peak 값을 가지는 현상을 나타내며, 조금 더 큰  $\sigma$ 을 사용하면 b와 같이  $f_A(X)$ 는 점차 평탄화되고,  $\sigma$ 를 과도하게 큰 값을 사용하면 c와 같이 클래스내의 훈련패턴들의 전체적인 확률분포를 세밀하게 표현하지 못하게 된다. 따라서 너비파라미터( $\sigma$ )는 주어진 훈련패턴의 분류를 최대 성공시키도록 선정되어야 하며 본 연구에서는 각 데이터베이스의 구성(국내, 일본, 국내+일본)과 입력변수에 따른 모델그룹(A그룹, B그룹)별로  $\sigma$ 값을 다양하게 변화시키면서 측방유동 판정의 정확도를 극대화하는 최적의  $\sigma$ 값을 선정하였다.

#### 4. 확률신경망을 이용한 측방유동 판정 모델 개발

##### 4.1 데이터베이스(Database)

본 연구에서는 표 2와 같이 확률신경망의 구축을 위해 국

내에서 조사된 교대 측방유동 발생 및 미발생 자료 45개와 일본도로공단에서 조사한 교대 측방유동 발생 및 미발생 자료 66개, 총 111개의 자료를 데이터베이스화하고 측방유동 발생 여부에 따라 클래스를 구분(0:미발생, 1:발생)하였다. 이 데이터베이스에는 측방유동에 영향을 미치는 인자 중 교대의 형식과 관련된 변수들(A, B)과 연약지반 및 성토지반의 특성( $c_w, D, \gamma, H$ )들이 조사되어 있다. 또한 확률신경망을 이용한 측방유동 판정모델 구축시 측방이동지수(F)법에서 입력변수로 사용하는 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께(D), 교대배면의 성토고(H), 연약층의 전단강도( $c_w$ )만을 입력변수로 한 Case A그룹과 교대구조물의 제원을 입력변수로 이용하는 측방이동 판정수( $I_L$ )법 및 수정 측방이동 판정수( $M_{IL}$ )법과 같이 교대의 교축방향의 길이(A), 기초의 교축직각방향의 폭(B), 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께(D), 교대배면의 성토고(H), 연약층의 전단강도( $c_w$ )를 입력변수로 한 Case B그룹으로 구분하였다. 또한 각 그룹은 데이터베이스별로 국내데이터(Case a1, b1), 일본데이터(Case a2, b2), 국내+일본데이터(Case a3, b3) 등 국내와 일본으로 구분하거나 통합한 경우 등으로 다양하게 데이터베이스를 구성하여 총 6개의 측방유동 발생평가 모델을 구축하였다.

##### 4.2 측방이동지수(F)와 확률신경망모델 A그룹

Case A그룹 모델은 측방이동지수와 같은 변수들로 구성된 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께(D), 교대배면의 성토고(H), 연약층의 전단강도( $c_w$ )를 입력변수로 사용한다. 이중 국내 데이터만을 이용하여 구축한 Case a1, 일본데이터만을 이용하여 구축한 Case a2, 국내+일본데이터를 이용하여 구축한 Case a3 등에 대하여 확률신경망 모델을 구축하였다. 표 3에 Case A그룹의 입력변수들의 최대·최소범위가 정리되어 있으며, 입력변수의 최대·최소 범위를 만족하는 어떤 지반에 대해서도 구축된 모델의 적용 가능하다.

확률신경망은 일반적으로 학습과정에서 주어진 훈련패턴에 최적화된 너비파라미터를 사용하므로 학습에 사용되지 않는

표 2. 확률신경망모델을 위한 데이터베이스 구성과 입력변수

Case	지역	학습자료	검증자료	합계	입력변수	
A	a1	국내	31	14	45	$\gamma, D, c_w, H$
	a2	일본	46	20	66	
	a3	국내 + 일본	77	34	111	
B	b1	국내	31	14	45	$A, B, \gamma, D, c_w, H$
	b2	일본	46	20	66	
	b3	국내 + 일본	77	34	111	

표 3. 입력변수들의 범위 (Case A 그룹)

입력변수	Case a1 (국내)				Case a2 (일본)				Case a3 (국내+일본)			
	학습자료		검증자료		학습자료		검증자료		학습자료		검증자료	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max
$c (t/m^2)$	0.90	11.30	1.50	4.70	1.00	10.60	1.00	6.70	0.90	11.30	1.00	6.70
$D (m)$	1.90	40.10	8.50	23.00	1.30	37.60	6.00	28.00	1.30	40.10	6.00	28.00
$\gamma (t/m^3)$	1.78	2.14	1.80	1.90	0.83	1.92	1.38	1.84	0.83	2.14	1.38	1.90
$H (m)$	2.07	14.60	5.45	9.35	2.00	21.1	5.30	11.00	2.00	21.10	5.30	11.00

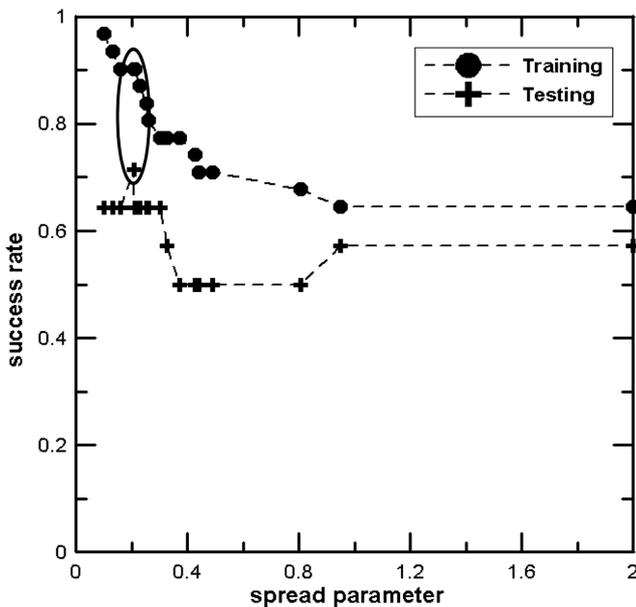


그림 5. Case a1의 너비파라미터( $\sigma=0.27$ ) 최적화 결과

새로운 자료(검증자료)에 대해서는 성공률이 떨어지기도 한다. 이러한 경향은 그림 5에서도 확인할 수 있으며 너비파라미터가 커짐에 따라서 학습자료에 대한 예측정확도는 지속적으로 떨어지나 새로운 검증자료에 대해서는 상대적으로 좋아지기도, 나빠지기도 하는 것을 알 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 최적의 너비파라미터 결정을 위해 그림 5와 같이 다양한  $\sigma$  값에 대해 학습자료 뿐 아니라 검증자료에 대한 예측 성공율을 조사하고 상대적으로 예측정확도가 높은 가장 작은 너비파라미터를 선정하였다. A그룹 모델에 대하여 표 4에  $\sigma$  값이 정리되어 있다.

구축된 확률신경망을 이용하여 학습자료와 검증자료에 대한 측방유동 발생 여부를 판정한 결과, 표 4와 같이 Case a1에서 학습자료에 대한 성공률=90%, 검증자료에 대한 예측 성공률=71.4%의 판정성공률을 보였고 국내자료와 일본자료

모두 사용한 Case a3에 대해서는 학습자료 예측 성공률=96.1%와 검증자료 예측 성공률=73.5%을 나타냈다. 특히, 일본자료만을 사용한 Case a2에서는 학습자료 성공률=100%, 검증자료 성공률=90%로 국내자료 및 국내+일본자료에 비하여 상당히 높은 측방유동판정 정확도를 보였다. 이러한 결과는 오랜 기간 자료가 축적되면서 보다 일관성 있고 신뢰성 있는 자료가 축적되었기 때문으로 판단된다.

#### 4.3 측방이동판정수( $I_L$ ) 및 수정측방이동판정수( $M_{IL}$ )와 확률 신경망모델 B그룹

Case B그룹 모델은 측방이동판정수와 수정이동판정수의 입력변수들과 같은 교대의 교축방향의 길이(A), 기초의 교축각 각방향의 폭(B), 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께(D), 교대배면의 성토고(H), 연약층의 전단강도( $c_u$ ) 등 총6개의 변수를 입력변수로 사용한다. 국내 데이터만을 이용하여 구축한 Case b1, 일본데이터만을 이용하여 구축한 Case b2, 국내+일본데이터를 이용하여 구축한 Case b3 등에 대하여 확률신경망 모델을 구축하였다. 표 5에는 Case B그룹의 입력 변수들의 최대·최소범위가 정리되어 있다.

Case B그룹에 해당하는 데이터베이스에 대해 구축된 확률 신경망들을 이용한 측방유동 판정 결과와 너비파라미터가 표 6에 정리되어 있다. Case b1에서 학습 성공률=90.3%, 검증 성공률=85.7%의 판정성공률을 보였고 국내자료와 일본자료 모두 사용한 Case b3에 대해서는 학습 성공률=98.7%와 검증 성공률=79.4%의 판정성공률을 나타냈다. 특히, Case b2인 일본자료에 대한 학습 성공률=100%과 검증 성공률=95%이 상당히 높은 측방유동 판정 정확도를 보여 Case A경우와 같이 자료 신뢰도에 대한 차이를 보이는 것으로 판단되며, 이는 국내지반에 대해 수정된 수정측방이동 판정수( $M_{IL}$ )를 이용하여 판정한 국내자료(Case b1)의 예측 성공률 보다 일본자료의 경우(Case b2)가 더 정확한 예측이 가능하다는 점에서도 재확인할 수 있다.

표 4. Case A그룹에 대한 확률신경망모델 및 측방이동지수(F)법의 판정성공률 비교

Case A	확률신경망			측방이동지수(F)	
	학습	검증	너비파라미터 ( $\sigma$ )	학습	검증
Case a1	90.3%	71.4%	0.270	42.0%	50.0%
Case a2	100.0%	90.0%	0.171	71.7%	45.0%
Case a3	96.1%	73.5%	0.155	59.7%	47.1%

표 5. 입력변수들의 범위(Case B그룹)

입력변수	Case b1				Case b2				Case b3			
	학습자료		검증자료		학습자료		검증자료		학습자료		검증자료	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max
A (m)	2.50	12.70	3.80	10.00	2.50	16.50	4.50	14.80	2.50	16.50	3.80	14.80
B (m)	8.91	46.39	12.70	44.29	1.00	42.60	11.50	42.60	1.00	46.39	11.50	44.29
c ( $t/m^2$ )	0.90	11.30	1.50	4.70	1.00	10.60	1.00	6.70	0.90	11.30	1.00	6.70
D (m)	1.90	40.10	8.50	23.00	1.30	37.60	6.00	28.00	1.30	40.10	6.00	28.00
$\gamma$ ( $t/m^3$ )	1.78	2.14	1.80	1.90	0.83	1.92	1.38	1.84	0.83	2.14	1.39	1.90
H (m)	2.07	14.60	5.45	9.35	2.00	21.10	5.30	11.00	2.00	21.10	5.30	11.00

표 6. Case B그룹에 대한 확률신경망모델 및 측방이동판정수( $I_L$ )법, 수정측방이동판정수( $M_{IL}$ )법의 판정성공률 비교

Case B	확률신경망			측방이동판정수( $I_L$ )		수정 측방이동판정수( $M_{IL}$ )	
	학습	검증	너비파라미터 ( $\sigma$ )	학습	검증	학습	검증
Case b1	90.3%	85.7%	0.532	58.1%	50.0%	45.2%	50.0%
Case b2	100.0%	95.0%	0.388	89.1%	85.0%	84.8%	60.0%
Case b3	98.7%	79.4%	0.168	76.6%	70.6%	68.8%	55.9%

4.4 기존 측방유동 판정식과 제안된 신경망모델들과의 비교 및 분석

본 절에서는 확률신경망 모델구축에 활용된 자료들에 대해 기존 측방유동 판정식에 의해 판정하고 그 결과를 확률신경망 판정결과와 직접 비교하고 의미를 검토하였다.

먼저 Case A그룹은 그림 6과 같이 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께( $D$ ), 교대배면의 성토고( $H$ ), 연약층의 전단강도( $c_u$ ) 만을 이용해 측방유동을 판정하는 일본도로공단 측방이동지수( $F$ )법과 동일한 입력변수를 이용한 확률신경망모델에 의한 측방유동을 판정한 경우로, Case a1(국내자료), Case a2(일본자료), Case a3(국내+일본자료) 등으로 구분하여 각각 비교하였다.

비교 결과 그림 6(a)에 나타난 바와 같이 Case a1에서는 기존의 측방이동지수( $F$ )법을 이용한 측방유동 판정결과가 학습자료(42%)와 검증자료(50.0%)에서 50% 전후의 낮은 판정성공률을 보이는 반면 확률신경망모델은 학습자료에 대해 90.3%, 검증자료에 대해 71.4%로 기존의 판정식에 비해 향상된 판정성공률을 보였다. 또한 그림 6(b, c)에 표현된 바와 같이 Case a2와 Case a3의 확률신경망모델에 의한 측방유동 판정성공률도 기존의 판정식보다 높은 판정성공률을 나타내 확률신경망 모델에 의한 측방유동 평가모델이 효과적임을 알 수 있다.

Case B그룹은 교대의 교축방향의 길이( $A$ ), 기초의 교축직각 방향의 폭( $B$ ), 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께( $D$ ), 교대배면의 성토고( $H$ ), 연약층의 전단강도( $c_u$ ) 등을 이용해 측방유동을 판정하는 교대측방이동 판정수( $I_L$ )법 및 수정측방이동 판정수( $M_{IL}$ )법과 같은 입력변수를 이용한 확률신경망 모델에 의한 측방유동을 판정한 경우로, Case b1(국내

자료), Case b2(일본자료), Case b3(국내+일본자료) 등으로 구분하여 각각 비교하였다.

그림 7(a) Case b1에서는 교대측방이동 판정수( $I_L$ )법과 수정 측방이동 판정수( $M_{IL}$ )법에 의한 측방유동 판정에서 학습자료 및 검증자료에 대해 58.1%와 50%, 45.2%와 50%의 판정성공률을 각각 보이는 반면 확률신경망 모델을 이용한 측방유동 판정성공률은 학습 및 검증자료에 대해 90.3%, 85.7%의 판정성공률로 기존의 판정식에 비해 향상된 판정성공률을 보이고 있다. 또한, 그림 7(b)의 Case b2(일본자료) 경우는 기존의 판정식과 확률신경망모델 모두 대체적으로 높은 판정성공률을 보이나 기존의 판정식보다 확률신경망 모델이 학습 및 검증자료에 대하여 95~100%로 매우 정확히 측방유동을 판정하고 있다. 그림 7(c)의 Case b3에서도 확률신경망 모델에 의한 판정성공률이 기존의 판정식보다 높은 판정성공률을 보여 측방유동 판정에 효과적임을 알 수 있다.

Case A, B에 대해 구축된 확률신경망모델 비교 결과 지반 특성 및 재하특성과 교대 구조물의 정보를 함께 이용한 Case B그룹의 확률신경망 모델들이 지반 및 재하 정보만을 사용한 Case A그룹의 확률신경망 모델들에 비해 높은 성공률을 보여 입력되는 정보가 많을수록 기존의 판정식뿐만 아니라 확률신경망 모델의 경우도 판정이 정확해지는 것을 알 수 있었다. 특히 확률신경망의 경우에 판정성공률의 증가가 현격해 추가 정보에 대한 효과가 기존 판정법과 비교해 보다 큰 것으로 판단되며 추후 사면의 안전율 등과 같은 추가적인 요소들에 대한 입력이 판정의 정확도를 높일 것으로 사료된다. 또한 전반적으로 국내자료만을 이용한 (a1, b1)의 경우와 비교해 일본자료만을 이용한 (a2, b2)의 경우에서 기존 모델과 확률신경망모델 모두 정확한 판정이 가능한 것으로 나타나 국내

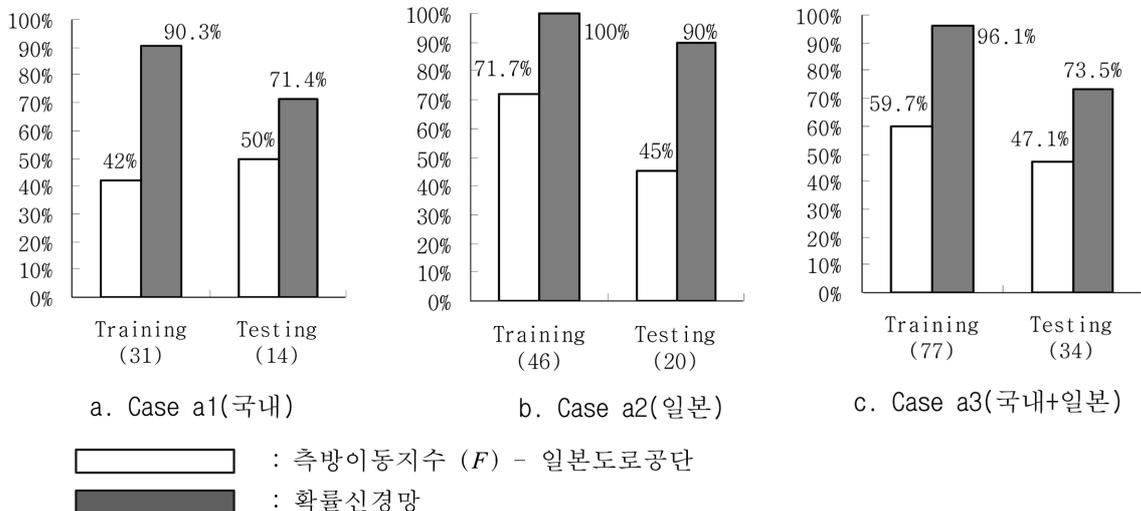


그림 6. Case A 그룹에 대한 측방이동지수(F)법과 확률신경망모델의 판정성공률 비교

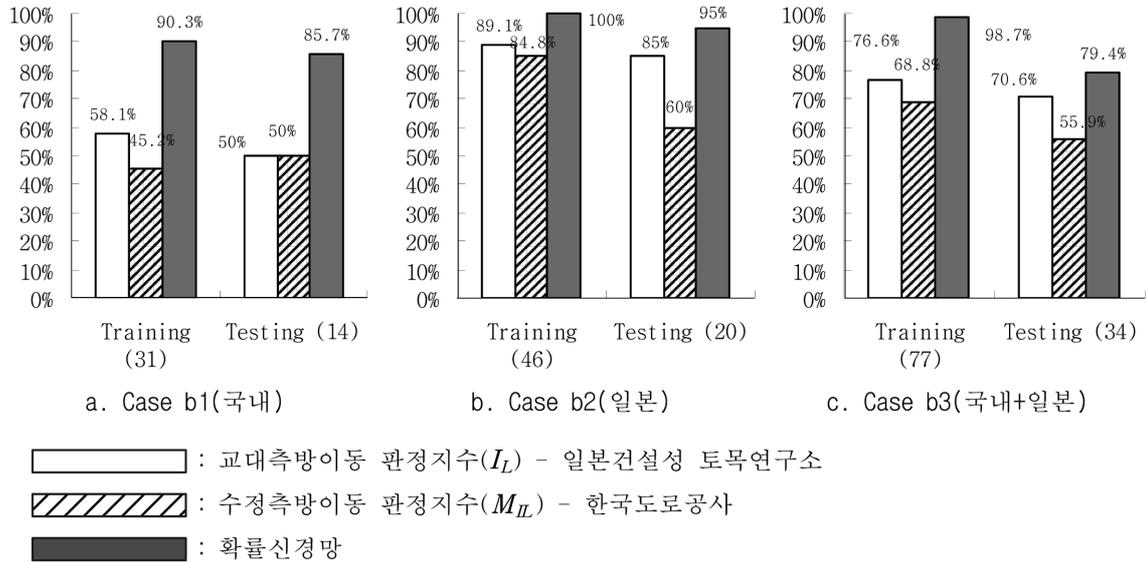


그림 7. 측방이동 판정수( $I_L$ )법 및 수정측방이동 판정수( $M_{II}$ )법과 Case B 그룹에 대한 확률신경망모델의 판정성공률 비교

실정에 맞는 좋은 확률신경망모델 구축을 위해서는 측방유동발생에 대한 양질의 자료구축이 선행되어야 할 것으로 사료된다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 국내 및 일본의 연약지반에서 발생한 측방유동 사례를 통하여 연약한 점토지반에 설치된 교대구조물에서 발생하는 측방유동 발생여부를 판정할 수 있는 확률신경망 이론을 적용한 새로운 측방유동평가 모델을 구축하였으며 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. Case A그룹에서는 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께( $D$ ), 교대배면의 성토고( $H$ ), 연약층의 전단강도( $c_u$ ) 등 연약지반 및 성토지반 특성만을 입력변수로 이용하여 확률신경망 모델을 구축하였다. 확률신경망 모델은 Case a1(학습: 90.3%, 검증: 71.4%), Case a2(학습: 100%, 검증: 90%), Case a3(학습: 96.1%, 검증: 73.5%)로 상당히 높은 예측 정확도를 보였다.
2. Case B그룹에서는 교대의 교축방향의 길이( $A$ ), 기초의 교축직각방향의 폭( $B$ ), 교대배면 성토재료의 단위중량( $\gamma$ ), 연약층의 두께( $D$ ), 교대배면의 성토고( $H$ ), 연약층의 전단강도( $c_u$ ) 등 연약지반 및 성토지반의 특성과 교대구조물의 특성을 입력변수로 이용하여 확률신경망 모델을 구축하였다. 확률신경망 모델은 Case b1(학습:90.3%, 검증: 85.7%), Case b2(학습: 100%, 검증: 95%), Case b3(학습: 98.7%, 검증: 79.4%)로 Case A그룹에 비해 향상된 판정성공률을 보였다.
3. Case A그룹 및 Case B그룹 확률신경망 모델은 기존의 판정식인 측방이동지수( $F$ )법과 교대측방이동 판정수( $I_L$ )법, 수정측방이동 판정수( $M_{II}$ )법과 비교할 때 실제 측방유동 발생 사례에 대한 예측 성공률이 향상되어 적용성이 뛰어난 것으로 판단된다.
4. 확률신경망 모델구축 시 지반 및 채하특성과 함께 교대구조물의 정보를 이용한 Case B그룹의 모델들이 Case A그

룹 모델들에 비해 정확한 판정이 가능한 것으로 나타나 설치된 구조물의 정보를 제공할수록 측방유동의 판정성공률이 증가하는 것으로 판단되므로 추가적인 입력정보제공에 대한 연구가 필요하다.

5. 확률신경망과 기존 방법들 모두에 대하여 국내자료보다는 일본자료에 대한 예측 성공률이 높은 것으로 나타났으며, 국내 실정에 대한 양질의 자료 확보가 시급한 것으로 사료된다.

## 감사의 글

본 연구는 과학기술부가 선정한 스마트 사회기반시설연구센터(SISTE; 생산기반분야/ERC)의 연구비 지원으로 수행된 것으로 이에 감사드립니다.

## 참고문헌

- 김두기, 이종재, 장성규(2004) 콘크리트 압축강도 추정을 위한 확률 신경망, **한국구조물진단학회논문집**, 한국구조물진단학회, 제8권 제2호, pp. 159-167.
- 이송, 강대원(2004) 연약지반상에 측방유동을 받는 교대말뚝기초의 거동분석, **한국철도학회논문집**, 한국철도학회, 제7권 제2호, pp. 149-154.
- 이재훈, 홍성영(1998) **지반의 측방유동**, 건설도서, pp. 121-123.
- 이진형, 서정주, 정상섭, 장범수(2003) 측방유동을 받는 교대말뚝기초의 거동분석(II)-측방유동 판정기준-, **한국지반공학회는문집**, 한국지반공학회, 제19권 1호, pp. 21-29.
- 이현엽, 문경일(1999) **MATLAB을 이용한 퍼지-뉴로**, 아진, pp. 245-309.
- 정상섭(2000) 연약점성토에 설치된 말뚝기초의 측방이동 판단기준과 대책, **한국지반공학회소식지 Q&A**, 한국지반공학회, pp. 50-52.
- 조상래, 최기봉, 임경수, 지병환(2003) 연약지반상의 측방유동특성, **한국지반환경공학회 학술발표대회논문집**, 한국지반환경공학회, pp. 159-164.
- 조효남, 강경구, 이성철, 허춘근(2002) 확률신경망에 기초한 교랑구조물의 손상평가, **한국구조물진단학회논문집**, 한국구조물진단학회, 제6권 제4호, pp. 169-179.

- 한국도로공사(1996) 교대변위 억제대책에 관한 연구(II), 연구보고서, 도로연 96-46-12.
- 홍원표, 권오현, 한중근, 조성한(1994) 연약지반상 교대의 측방이동에 관한 연구, 한국지반공학회논문집, 한국지반공학회, 제10권 제4호, pp. 53-65.
- 홍원표(1994), 수동말뚝, 이진출판사.
- Duncan, J.M. and Chang, C.Y. (1970) Nonlinear Analysis of Strain in Soils, *ASCE Journal, Soil Mech. Found. Div* 96. pp. 1629-1653.
- Franx. and Boonstra, G.C. (1948) Horizontal Pressure on Pile Foundations, Proc. of 2nd *ICSMFE.*, Vol. 1, pp. 131-135
- Goh, A.T.C. (2002) Probabilistic Neural Network for evaluating seismic liquefaction potential, *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 39 pp. 219-232.
- Heyman, L. and Boersma, L. (1961) Bending Moment in Piles Due to Lateral Earth Pressure, Proc. of 5th *ICSMFE*, Vol. 2 pp. 425-429.
- Parzen, E. (1962) On estimation of a probability density function and mode, *Annals of Mathematical Statistics*, 33, pp. 1065-1076
- Specht, D.F. (1990) Probabilistic Neural Networks, *Neural Networks* 3, pp. 109-118.
- Toll, D. (1996) Artificial Intelligence Applications in Geotechnical Engineering, *Electro Journal Geotech Engineering*, Premiere Issue.
- (접수일: 2007.1.10/심사일: 2007.4.11/심사완료일: 2007.11.27)