

인공신경망을 활용한 동착강도 예측

Prediction of Adfreeze Bond Strength Using Artificial Neural Network

고 성 규¹ Ko, Sunggyu

신 휴 성² Shin, Hyu-Soung

최 창 호³ Choi, Changho

Abstract

Adfreeze bond strength is a primary design parameter, which determines bearing capacity of pile foundation in frozen ground. It is reported that adfreeze bond strength is influenced by various affecting factors like freezing temperature, confining pressure, characteristics of pile surface, soil type, etc. However, several limited researches have been performed to obtain adfreeze bond strength, for past studies considered only few affecting factors such as freezing temperature and type of pile structures. Therefore, there exists a limitation of estimating the design parameter of pile foundation with various factors in frozen ground. In this study, artificial neural network algorithm was involved to predict adfreeze bond strength with various affecting factors. From past five studies, 137 data for various experimental conditions were collected. It was divided by 100 training data and 37 testing data in random manner. Based on the analysis result, it was found that it is necessary to consider various affecting factors for the prediction of adfreeze bond strength and the prediction with artificial neural network algorithm provides enough reliability. In addition, the result of parametric study showed that temperature and pile type are primary affecting factors for adfreeze bond strength. And it was also shown that vertical stress influences only certain temperature zone, and various soil types and loading speeds might cause the change of evolution trend for adfreeze bond strength.

요 지

동착강도는 동토지반 말뚝기초 설계시 지지력을 결정하는 주요 설계정수이다. 동착강도는 동결온도, 구속응력, 말뚝표면 특성, 토사종류 등 다양한 인자들에 의해 동시다발적인 영향을 받는 것으로 보고되고 있다. 하지만 동착강도에 대한 연구는 소수의 인자들만 반영할 수 있는 실험연구를 중심으로 수행되어온 경향이 있으며, 설계정수로서 동착강도를 산정하기 위한 방법들은 동결온도, 말뚝재료 등의 주요 인자들만을 고려할 수 있는 한계가 있어 왔다. 본 연구는 인공신경망 이론을 동착강도 산정에 활용함으로써 다양한 영향인자 조건에서 동착강도를 예측할 수 있는 방안을 모색하기 위한 목적으로 수행되었다. 인공신경망 학습을 위하여 총 5종류의 연구사례로부터 137개의 자료를 수집하였으며, 그 중 100개를 학습자료로, 37개를 실증자료로 구분하였다. 연구결과 단계적 인공신경망 학습을 통하여 동착강도 산정 시 다양한 영향인자를 다차원적으로 고려하여 예측하는 방법이 병행되어야 할 필요성을 확인하였으며, 5개 영향인자를 동시에 고려하여 동착강도를 예측할 수 있는 신뢰성 높은 학습결과를 도출 및 검증하였다. 또한, 매개변수

1 정회원, 과학기술연합대학원대학교 석사과정 (Member, Graduate Student, University of Science and Technology)

2 정회원, 한국건설기술연구원 연구위원/과학기술연합대학원대학교 정교수 (Member, Research Fellow, Korea Institute of Construction Technology/Professor, University of Science and Technology)

3 정회원, 한국건설기술연구원 수석연구원/과학기술연합대학원대학교 부교수 (Member, Senior Researcher, Korea Institute of Construction Technology/Associate Professor, University of Science and Technology, chchoi@kict.re.kr, 교신저자)

* 본 논문에 대한 토의를 원하는 회원은 2012년 5월 31일까지 그 내용을 학회로 보내주시기 바랍니다. 저자의 검토 내용과 함께 논문집에 게재하여 드립니다.

연구결과 동착강도는 동결온도와 말뚝재료의 변화에 가장 민감하게 반응하는 것으로 나타났고 수직응력에 의한 영향은 일부 온도구간에서만 뚜렷하게 나타나며 토사종류와 재하속도의 변화에 따라 동착강도가 증가하는 경향이 변화하는 특성을 나타내었다.

Keywords : Adfreeze bond strength, Artificial neural network, Cold region, Frozen ground, Foundation

1. 서론

동착강도(adfreeze bond strength)는 토사 내 간극수의 동결로 인해 접착된 동결토사와 말뚝표면에서 슬립(slip)파괴가 일어날 때의 최대응력을 의미하며, 동토지반에서 깊은기초(말뚝기초)의 설계 시 연직방향으로 작용하는 하중에 대한 지지력을 결정하는 주요 설계정수로 고려된다(Cutbertson-Black, 2001). 기존 연구에 의하면 동착강도는 동결온도, 토사종류, 포화도, 말뚝의 종류, 수직응력 등 다양한 영향인자들에 동시다발적인 영향을 받는 것으로 보고되고 있다(Terashima 등, 1999).

동착강도를 측정/분석 하기위한 연구가 다양하게 이루어져 왔으나, 각 연구의 목적에 따라 대부분의 영향인자는 고정조건으로 가정하고, 연구에서 주요하게 다루고자 하는 한두 가지의 영향인자만을 변수조건으로 적용하여 실험 및 분석을 수행해온 경향이 있다(고성규 등, 2011). 그 결과 현재까지 누적된 연구결과는 다양하지만 실제로 동토지반 기초 설계 시 적용될 수 있는 동착강도를 결정하기 위한 방법들은 동결온도와 토사종류 등 한두 가지의 주요인자만을 고려할 수 있는 제한적인 방법들만이 제안되어왔다(Johnston, 1981; Weaver와 Morgenstern, 1981; Ladanyi와 Theriault, 1990; Fang, 1991; Bowles, 1996).

본 연구는 인공신경망(artificial neural network) 이론을 활용함으로써 주요 인자만을 고려할 수 있는 기존의 동착강도 산정방법들의 한계를 넘어, 다양한 영향인자 조건에서 합리적으로 동착강도를 예측할 수 있는 방안을 모색하기 위한 목적으로 수행되었다. 기존의 연구사례들을 통해 누적되어온 동착강도 실험값과 대표적인 경험식을 활용해 예측한 동착강도 값이 인공신경망 학습자료(training data)로 활용되었으며, 기존 연구자료가 부족한 수직응력과 동착강도의 상관관계에 대한 실험을 추가적으로 수행하여 학습자료를 확보하였다.

본 논문에서는 인공신경망을 활용한 동착강도 연구를 통하여 첫째, 동토지반 기초설계 시 다수의 영향인자

를 고려한 다차원적 동착강도 산정의 필요성을 검증하고, 둘째, 다양한 영향인자를 고려하여 동착강도를 예측할 수 있는 인공신경망 학습구조를 도출 및 실증하며, 셋째, 도출된 학습구조를 활용한 매개변수 연구(parametric study)를 수행한다.

2. 인공신경망

인공신경망이란 뉴런(neuron)으로 이루어진 뇌의 정보처리 구조를 수학적으로 모델화함으로써 인간의 지적 능력 중에서도 경험에 의한 귀납적 학습능력을 모사한 이론이다(McCulloch와 Pitts, 1943). 인공신경망은 수학적으로 정해를 계산하는 방식이 아닌 다수의 학습자료를 경험함으로써 입력값과 출력값의 상관관계를 패턴화하고, 합리적으로 도출된 패턴을 통해 새로운 입력값에 대한 출력값을 예측할 수 있다. 인공신경망은 뉴런의 역할을 수행하는 노드(node)의 병렬 네트워크 구조로 이루어지며, 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구분된다. 입력층과 출력층의 노드수는 각 학습조건에 따른 입력값과 출력값의 개수와 동일하다. 입력값과 출력값의 상관관계는 인공신경망 학습을 통하여 결정된 각 노드와 노드사이의 연결강도(가중치, weight)에 지배된다고 할 수 있다.

일반적으로 자료분석을 위해 활용되고 있는 회귀분석(regression analysis)의 경우 단지 한 개의 출력값을 예측할 수 있는 반면, 인공신경망은 다수의 출력값을 예측할 수 있으며, 비선형 거동에 대한 선형가정화 없이 입력과 출력의 상관관계를 도출할 수 있다는 특징이 있다. 이러한 특징들로 인하여 인공신경망은 오류가 포함된 자료의 모델링, 불명확한 변수들 간의 관계분석과 같은 목적으로 활용하기에 적합한 방법으로 알려져 있다(박현일, 2011). 인공신경망의 학습결과는 은닉층의 수와 각 은닉층의 노드수와 밀접한 관계가 있으나, 신경망의 구조설계는 공식화된 설계원칙이 존재하지 않는다.

2.1 학습구조 설계

본 연구에서는 1) 동결온도, 2) 수직응력, 3) 말뚝재료, 4) 토사종류, 5) 재하속도의 5가지 영향인자를 입력값으로 하여 동착강도를 출력할 수 있는 인공신경망 학습을 수행하기 위하여 그림 1과 같이 입력층 I 와 2개의 은닉층 J_1, J_2 , 그리고 출력층 K 로 이루어진 학습구조를 설계하였다. 여기서 입력층 I 와 출력층 K 는 입력값과 출력값의 숫자에 따라 각각 5개, 1개의 노드로 구성하였으며 은닉층 J_1 과 J_2 는 각각 15개, 10개의 노드로 구성하였다. 여기서, 은닉층의 개수와 노드수는 은닉층을 1~3개의 층으로, 각 층의 노드수는 5~20개의 범위 내에서 변화시켜가며 수행한 학습결과 중 비교적 높은 상관계수를 나타냈을 때 적용된 조건으로 결정하였다. 학습구조의 적합성은 학습자료와 실증자료에 대한 추론 결과를 바탕으로 도출된 상관관계만을 고려하여 판단하였다. 학습을 위한 알고리즘은 다양한 연구를 통해 학습능력이 검증된 역전파 알고리즘 계열의 RPROP (Resilient backpropagation) 학습 알고리즘을 활용하였으며 시그모이드(sigmoid) 함수를 활성화함수로 적용하였다(임종규 등, 2011; 김영수 등, 2009; 이창환 등, 2009; Shin과 Pande, 2003). RPROP 알고리즘에 적용하기 위한 감소계수(reduction factor)와 증가계수(increase factor)는 RPROP 알고리즘을 개발한 Riedmiller와 Braun (1993)

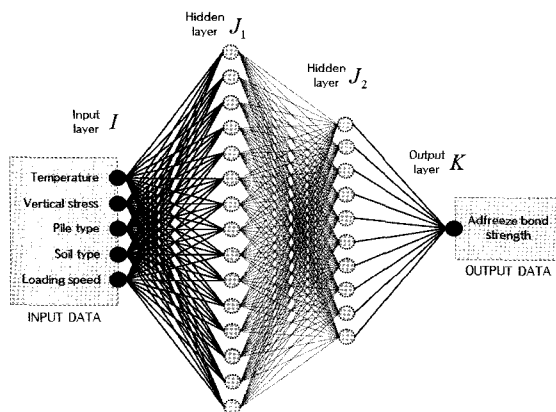


그림 1. 인공신경망 학습구조

표 1. 말뚝재료와 토사종류에 따른 선택 값

말뚝재료	선택 값	토사종류	선택 값
알루미늄	1	사질토	1
강재	2		
콘크리트	3	실트	2
목재	4		

이 제안하고 있는 적정값 0.5와 1.2를 각각 적용하였다.

3. 학습자료 준비

인공신경망 학습을 위하여 4종류의 각기 다른 연구사례들로부터 자료를 수집하였으며, 동착강도에 대한 수직응력의 영향을 고려하기 위하여 직접전단방식의 동착강도 측정실험을 직접 수행하여 추가 자료를 확보하였다. 총 5종류의 연구결과로부터 1) 동결온도, 2) 수직응력, 3) 말뚝재료, 4) 토사종류, 5) 재하속도의 5개 영향인자 조건에 따른 동착강도 실험 및 산정 값들을 수집하였다. 기존 연구사례들로부터 습득한 학습자료의 경우 조건에 대한 명확한 언급이 없으면 모두 0(unknown value)으로 표시하였으며, 수치화된 자료로 활용하기 위하여 말뚝재료와 토사종류를 숫자로 표기하였다. 말뚝재료와 토사종류에 따른 입력값은 표 1에 제시하였다. 말뚝재료의 경우 표면의 거칠기가 작은 알루미늄부터 거칠기가 큰 목재까지 1~4의 순으로 선택값을 설정하였고, 토사종류는 크게 사질토와 실트로 구분하여 각각 1과 2의 값을 설정하여 표기하였다. 각 연구사례의 특징과 그로부터 수집한 자료를 정리하면 다음과 같다.

3.1 기존 연구사례

Sanger(1969)는 강재(steel)에 대한 실험연구를 바탕으로 $-4.5 \sim 0^\circ\text{C}$ 의 동결온도 범위에서 포화사질토(saturated fine sands)와 아이스렌즈가 있는 포화실트(saturated silt with ice lenses) 및 얼음(ice)에 매설된 강관말뚝의 표면에서 작용하는 전형적인 동착강도를 제안하였다. Sanger(1969)가 제시한 그래프로부터 디지털라이저(digitizer)를 이용하여 결과값을 읽어 총 20개의 자료를 수집하였다.

Linell과 Lobacz(1980)는 직경 0.22m의 강관말뚝을 활용한 실험결과를 바탕으로 $-3 \sim 0^\circ\text{C}$ 의 동결온도 범위에서 나타나는 동착강도에 말뚝재료와 슬러리(그라우트 재) 종류에 대한 수정계수를 곱하여 말뚝기초의 시공형식에 따른 동착강도 예측방법을 제안하였다. Linell과 Lobacz(1980)가 제시한 그래프로부터 디지털라이저를 이용하여 읽어 들인 결과값에 말뚝재료와 슬러리 조건에 알맞은 수정계수를 곱하여 총 48개의 자료를 수집하였다.

Parameswaran(1978)은 하중의 재하속도와 말뚝재료의 종류에 따른 동착강도의 변화경향을 분석하기 위하여 고정된 동결온도에서 다양한 말뚝재료에 각기 다른

속도로 상재하중을 재하하며 동착강도를 측정하였으며 실험 시 동결온도, 수직응력, 토사종류는 고정조건으로 하였다. 실험결과 중 강재, 도색된 강재, 콘크리트, 목재 재료에 대한 결과만을 발췌하여 총 28개의 자료를 수집하였다. 여기서, 도색된 강재의 경우 도색되지 않은 강재와 비교하여 거칠기가 작아졌을 것을 감안하여 입력값을 알루미늄과 강재의 중간인 1.5로 선택하였다.

Bowles(1996)는 토사종류와 동결온도에 따른 경험적 계수를 이용하여 동착강도를 예측할 수 있는 방법을 식 1과 같이 제안하였다. 여기서, f_{au} 는 동착 강도, T 는 동결온도(절대 값), M_1 과 M_2 는 토사종류에 따른 수정계수를 의미한다. Bowles(1996)가 제안한 경험식을 활용하여 총 22개의 자료를 수집하였다.

$$f_{au}(kPa) = M_1 + M_2(T)^{0.7} \quad (\text{식 1})$$

기존 연구사례들로부터 인공신경망 학습자료 118개를 수집하였다. 표 2는 각 연구사례별로 수집된 학습자료의 입력값과 출력값을 요약하여 정리하고 있다.

3.2 직접전단시험

기존의 연구사례들로부터 수집한 자료들은 각 연구의 목적에 따라 동결온도, 말뚝재료, 토사종류, 재하속도 등이 동착강도에 미치는 영향을 반영하고 있다. 하지

만 수직응력이 동착강도에 미치는 영향을 분석할 수 있는 자료가 없어 표 2에 제시된 바와 같이 수직응력 입력값이 모두 0을 나타내고 있음을 확인 할 수 있다. 수직응력과 동착강도의 관계에 대한 자료를 추가확보하기 위하여 본 연구에서는 직접전단방식의 실내실험을 수행하였다(고성규 등, 2011; 최창호와 고성규, 2011, 고성규와 최창호, 2011).

본 연구에서 수행한 전단시험은 저온환경을 모사하기 위하여 대형 냉동챔버 내에서 대기온도를 영하로 유지한 상태에서 수행되었다. 실험에 사용된 전단시험기는 수평하중, 수직변위, 수평변위를 각각 0.01kg, 0.01mm, 0.01mm 단위로 측정할 수 있으며, 수평하중의 재하 및 로드 셀(load cell) 최대 측정값은 각각 5ton, 수직변위계(LVDT) 측정범위는 100mm이다. 전단박스는 가로와 세로가 100mm이고 높이 40mm인 정방형 박스를 활용하였으며, Parameswaran(1978)의 동착강도 측정실험 사례를 참조하여 분당 0.1%의 수평변형율이 발생하도록 0.1mm/min 속도로 하중을 재하하였다.

실험에 활용된 토사는 비중(G_s) 2.67, 최대(γ_{dmax})/최소(γ_{dmin}) 건조단위중량은 각각 $16.7kN/m^3$ 과 $13.3kN/m^3$ 의 물리적 특성을 나타내며, 전형적인 빈립도 사질토로 분류되는 주문진 표준사이다(김종열 등, 2000). 말뚝재료를 모사하기 위하여 알루미늄 모형재료가 활용되었고, 시료는 평평한 면을 갖도록 제작된 알루미늄 모형을 하

표 2. 인공신경망 학습자료(기존연구)

연구사례	입력값					출력값
	동결온도 (°C)	수직응력 (kPa)	말뚝재료	토사종류	재하속도 (mm/min)	동착강도 (kPa)
Sanger (1960)	0	0	2	1	0	45
	0	0	2	2	0	19
	:	:	:	:	:	:
	4.5	0	2	2	0	227
Linell과 Lobacz (1980)	0	0	2	1	0	13
	0	0	2	2	0	9
	:	:	:	:	:	:
	3	0	4	2	0	342
Parameswaran (1978)	6	0	1.5	1	0.0005	497
	6	0	3	1	0.0005	525
	:	:	:	:	:	:
	6	0	4	1	0.1	2,420
	0	0	2	1	0	80
	0	0	2	2	0	45

표 3. 실험을 통해 수집한 추가학습자료

동결온도(°C)	수직응력(kPa)	입력값			출력값
		말뚝재료	토사종류	재하속도(mm/min)	동착강도(kPa)
0	100	1	1	0.1	41
0	200	1	1	0.1	69
0	300	1	1	0.1	88
1	100	1	1	0.1	57
1	200	1	1	0.1	80
1	300	1	1	0.1	100
2	0	1	1	0.1	193
2	100	1	1	0.1	239
2	200	1	1	0.1	323
2	300	1	1	0.1	430
5	100	1	1	0.1	665
5	200	1	1	0.1	816
5	300	1	1	0.1	915
10	100	1	1	0.1	1,150
10	200	1	1	0.1	1,294
10	300	1	1	0.1	1,445
15	100	1	1	0.1	1,446
15	200	1	1	0.1	1,473
15	300	1	1	0.1	1,522

부전단박스에 삽입하고 상부전단박스에 토사를 채운 후, 정적으로 다짐하는 방식으로 제작하였다. 1시간동안 수침시켜 포화가 완료된 시료는 대형 냉동챔버 내에서 수직하중을 가하지 않고 약 24시간동안 충분히 동결시켰다.

실험은 동결온도 -15~0°C, 수직응력 0~300kPa의 조건에서 수행되었으며 실험결과를 통하여 표 3과 같이 총 19개의 추가 자료를 수집하였다. 여기서, 0°C의 실험 결과는 상온에서 수행된 실험결과를 의미하며 상온에서 동결직전까지는 전단강도가 변화하지 않는다는 가정하에 동결온도 입력값을 0으로 표시하였다.

기존 연구사례로부터 수집한 학습자료와 실험을 통해 추가적으로 수집한 학습자료를 통합하여 총 137개의 인공신경망 학습자료를 준비하였다.

4. 인공신경망 학습

본 연구에서는 1) 다수의 입력변수(영향인자) 항을 고려한 다차원적 동착강도 산정의 필요성을 검증하기 위하여 각 사례별 학습자료를 단계적으로 증가시키는 방식으로 단계별 인공신경망 학습을 수행하였고, 2) 다양한 영향인자를 고려하여 동착강도를 예측할 수 있는 학

습구조를 도출 및 실증하기 위한 목적으로 총 학습자료를 모두 활용한 통합적 인공신경망 학습을 수행하였다. 또한 연구의 최종적 단계로서 3) 인공신경망 학습구조를 역으로 활용한 매개변수 분석을 수행하였다.

4.1 단계별 인공신경망 학습

본 장에서는 앞서 요약한 각 연구사례들의 결과들을 단계적으로 조합하여 동일한 인공신경망 구조와 알고리즘을 활용한 학습을 수행함으로써, 고려되는 영향인자의 수가 증가함에 따라 기존 학습결과에 미치는 영향의 변화양상을 분석하였다. 표 4는 각 연구사례별로 주요하게 다루고 있는 영향인자들을 나타내고 있다.

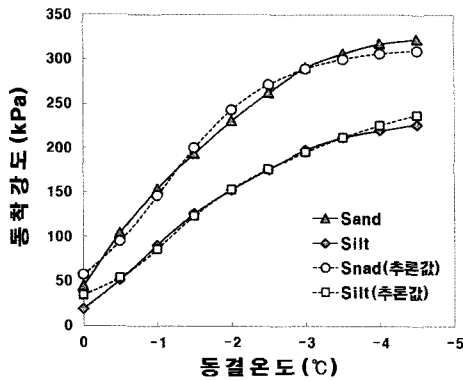
본 단계별 학습에서는 동결온도와 토사종류를 주요 영향인자로 고려한 Sanger(1969)의 연구결과를 기준으로 하여 말뚝재료, 재하속도, 수직응력을 고려하고 있는 타 연구사례의 결과를 학습자료로 추가해가며 총 4단계의 인공신경망 학습을 수행하였다. 여기서, 인공신경망 학습을 위한 구조와 알고리즘은 2절에서 기술한 바와 같으며 학습종료 조건으로 평균 오차율(average error) 0.0001%, 최대 오차율(maximum error) 0.001%를 설정하였다. 표 5는 수행된 각 단계별 인공신경망 학습내용

표 4. 각 연구사례별 주요 영향인자

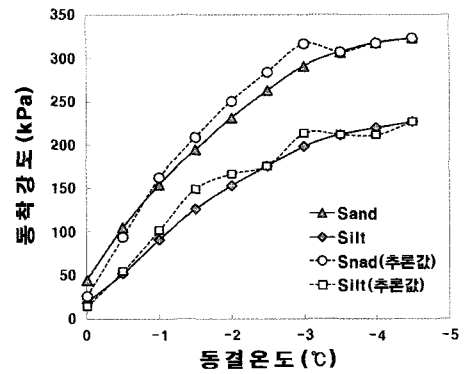
연구사례	변수조건	고정조건
Sanger(1969)	동결온도, 토사종류	수직응력, 말뚝재료, 재하속도
Linell과 Lobacz(1980)	동결온도, 토사종류, 말뚝재료	수직응력, 재하속도
Parameswaran(1978)	말뚝재료, 재하속도	동결온도, 말뚝재료, 토사종류
Bowles(1996)	동결온도, 토사종류	수직응력, 말뚝재료, 재하속도
고성규 등(2011)	동결온도, 수직응력	말뚝재료, 토사종류, 재하속도

표 5. 단계별 인공신경망 학습내용

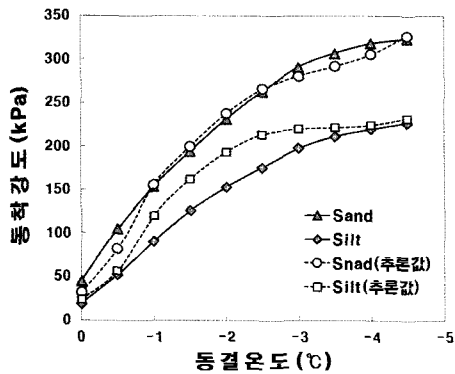
단 계	적용 연구사례	영향인자
1	Sanger(1969)	동결온도+토사종류
2	Sanger(1969)+Linell과 Lobacz(1980)	동결온도+말뚝종류+토사종류
3	Sanger(1969)+Linell과 Lobacz(1980)+Parameswaran(1978)	동결온도+말뚝종류+토사종류+재하속도
4	Sanger(1969)+Linell과 Lobacz(1980)+Parameswaran(1978)+고성규 등(2011)	동결온도+말뚝종류+토사종류+재하속도+수직응력



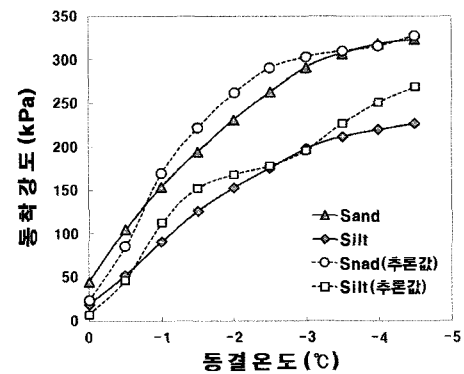
(a) 1단계
(영향인자: 동결온도+토사종류)



(b) 2단계
(영향인자: 동결온도+말뚝종류+토사종류)



(c) 3단계
(영향인자: 동결온도+말뚝종류+토사종류+재하속도)



(d) 4단계
(영향인자: 동결온도+수직응력+말뚝종류+ 토사종류+재하속도)

그림 2. 단계별 인공신경망 학습결과

을 요약하고 있다. 각 단계별로 동결온도, 토사종류, 말뚝종류, 재하속도, 수직응력의 순으로 고려되는 영향인자가 증가하는 것을 나타내고 있다.

각 단계별로 학습된 인공신경망을 통하여 동결온도

와 토사종류만을 고려한 실험을 수행했던 Sanger(1969)의 연구결과와 동일한 입력조건에서의 동착강도 변화양상을 비교하였다. 그림 2는 각 단계별 추론결과와 실측결과를 비교하여 나타내고 있다.

각 단계에서 학습된 인공지능망을 활용하여 동일한 변수조건에 대한 동착강도의 추론값을 실측값과 비교해본 결과 고려되는 입력변수의 항이 증가함에 따라 동일한 변수조건에서의 추론결과가 변화한다는 사실을 확인할 수 있다. 이는 다양한 요인에 동시다발적인 영향을 받는 동착강도는 고려하는 요인의 수가 증가함에 따라 각 영향인자에 따른 동착강도의 변화양상, 즉 경향성이 변화한다는 사실을 나타내는 것으로 판단된다. 그러므로 동토지반에서 지반구조물 설계를 위한 설계정수로서 동착강도 산정 시 한두 가지의 영향인자만을 고려하는 기존의 일차원적 산정방법만으로 결정하는 것은 비합리적인 것으로 사료되며, 다양한 영향인자를 다차원적으로 고려하고 엔지니어의 판단하에 예측하는 방법을 통한 설계정수 산정이 병행되어야 할 필요가 있을 것으로 판단된다.

4.2 통합적 인공지능망 학습

다양한 영향인자를 동시에 고려하여 동착강도를 예측할 수 있는 인공지능망 학습을 수행하기 위하여, 본 연구에서 다루고 있는 5가지 연구사례로부터 도출된 총 137개의 자료를 통합하였다. 그 중 무작위로 선정한 100개의 자료를 학습자료로 활용하였으며, 37개의 자료는 학습에 활용하지 않고 오직 실증자료(testing data)로만 활용하여 인공지능망 학습구조의 추론능력을 검증하였다. 여기서, 전체자료를 학습자료와 실증자료로 나눌 때 각 연구사례별 획득 자료의 개수를 고려하여 일부 연구사례로부터 획득한 자료에 치우치지 않도록 동일한 비율로 선정하였다.

인공지능망 학습을 위한 구조와 알고리즘 및 학습종료 조건은 앞서 수행한 학습들과 동일한 조건을 적용하였다. 그림 3은 통합적 인공지능망 학습결과를 나타낸 것으로 (a)는 100개의 학습자료에 대한 재추론 결과를 비교한 것으로, 상관계수가 0.9955로 나와 상당히 안정적인 학습결과를 나타낸 것으로 판단된다. 여기서, 재추론이란 100개의 자료를 활용한 인공지능망 학습이 완료된 이후, 학습에 활용된 자료의 입력값만을 재활용하여 추론을 수행하고 그 결과를 학습자료의 기존 출력값과 비교하는 것을 의미한다. 그림 3(b)는 본 학습을 수행하기 이전에 발췌해 둔 37개의 실증자료에 대한 추론결과를 비교한 것으로, 학습에 활용되지 않았던 입력변수들에 대한 추론결과임에도 불구하고 상관계수가 0.9795로 나타나 학습된 범위 내에서의 입력변수들에 대한 추론 결과의 신뢰성이 높은 편인 것으로 나타났다.

그림 3(b)에서 횡축은 학습에 활용되지 않은 37개의 실증자료에 포함된 동착강도 값을 의미하며, 종축은 학습이 완료된 인공지능망에 실증자료의 5가지 영향인자 조건만을 입력하여 그 결과로 도출된 추정된 동착강도 값을 의미한다. 그림 3(b)의 결과에 따르면, 동착강도 값이 증가할수록 상관관계가 떨어지는 특성을 나타내고 있다. 본 연구에서 인공지능망 학습자료로 활용한 기존의 연구결과들은 대부분 1,000kPa 이내에서 나타나는 동착강도를 다루고 있었으며, 1,000kPa 이상의 동착강도 값을 포함하고 있는 학습자료의 수는 전체 학습자료의 수와 비교하여 약 12%의 낮은 비율을 차지한다. 그러므로 동착강도가 큰 구간에서의 학습결과, 학습에 활용된 자료가 풍부한 구간인 동착강도가 작은 구간에서의 인공지능망 학습결과와 비교하여 학습의 질이 떨어

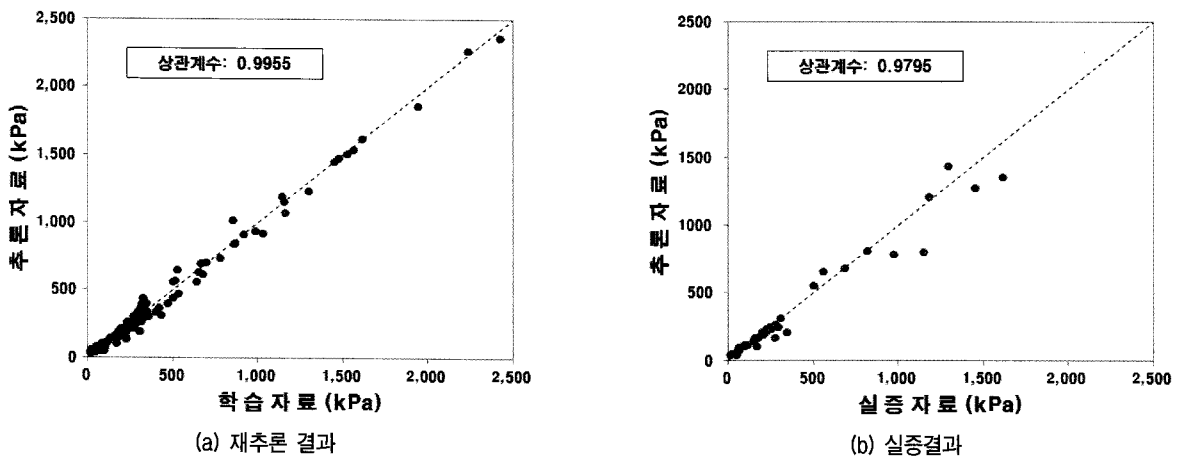


그림 3. 통합적 인공지능망 학습결과

어질 가능성이 있을 것으로 판단된다. 이를 고려한다면 그림 3(b)에서 나타난 상관관계의 감소현상은 강도가 증가함에 따라 발생한 것이 아니라 학습자료의 비율이 낮은 구간에서의 상관관계가 학습자료의 비율이 높은 구간에서의 상관관계와 비교하여 상대적으로 낮게 나타나는 현상에 의한 것으로 판단된다.

본 연구결과를 통해 도출된 인공신경망 학습결과를 다양한 영향인자를 동시에 고려하여 동착강도를 예측할 수 있도록 하지만, 앞서 기술한 바와 같이 학습에 활

용된 각 입력변수들의 최대·최소 범위 내에서만 그 신뢰성이 유효하다는 한계가 있다. 그러므로 본 연구결과와 효율적 활용을 돕기 위하여 본 학습에서 활용된 영향인자들의 항목별 최대·최소 범위를 정리하면 표 6과 같다.

4.3 매개변수 분석

인공신경망 학습구조의 동착강도 추론능력을 활용하여 입력변수의 최대·최소 범위내에서 각 영향인자들이

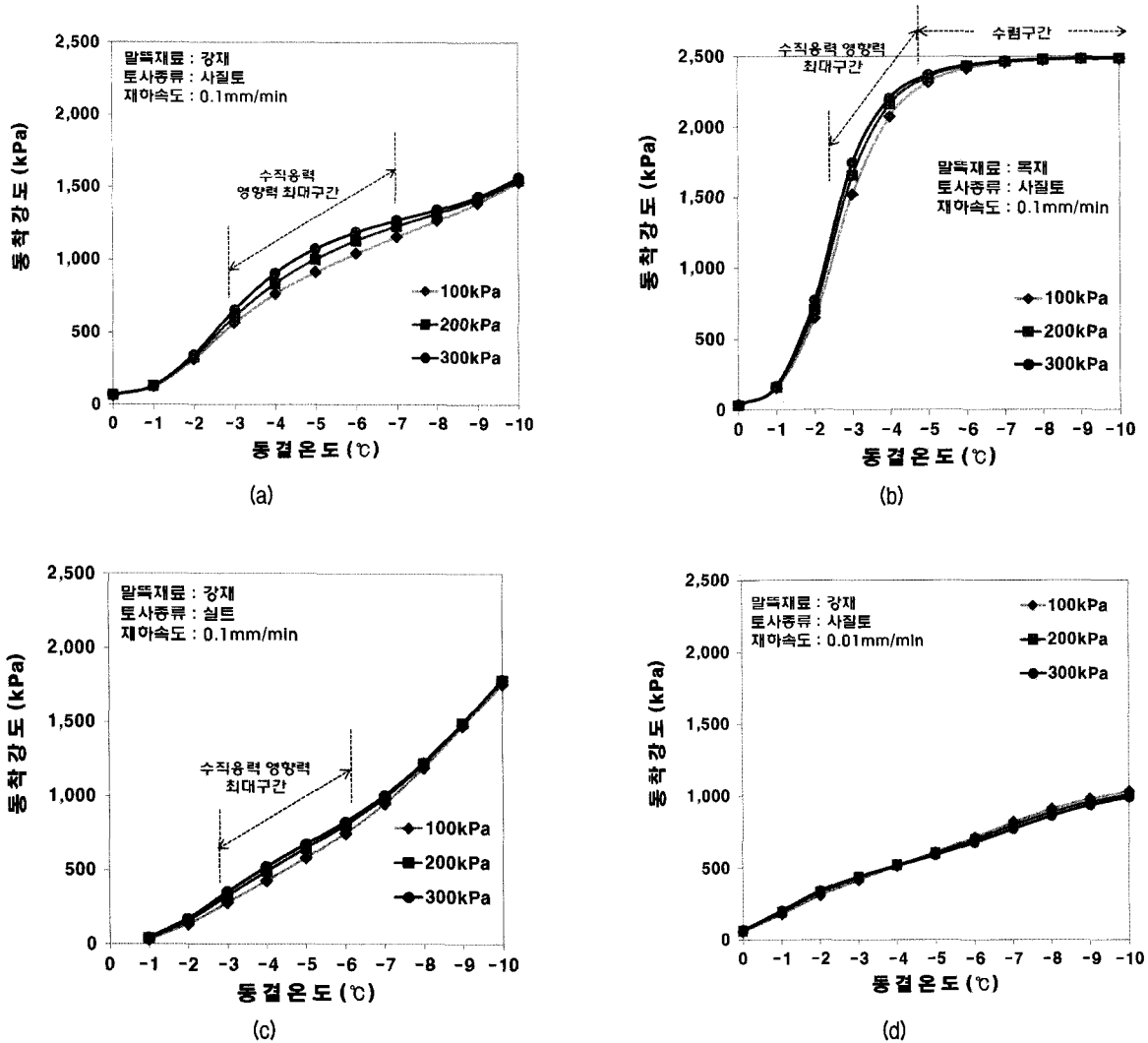


그림 4. 입력변수 조건에 따른 동착강도 예측결과

표 6. 입력변수 최대·최소범위

입력변수	동결온도(°C)	수직응력(kPa)	말뚝재료	토사종류	재하속도 (mm/min)
최대	-15	300	1(알루미늄) 2(강재) 3(콘크리트) 4(목재)	1(사질토)	0.1
최소	0	0		2(실트)	0.0005

동착강도에 미치는 영향을 파악하기 위하여 매개변수 연구를 수행하였다. 매개변수 분석은 입력변수의 값을 하나씩 단계적으로 변화시켜가며 $-10\sim 0^{\circ}\text{C}$ 의 범위에서 100, 200, 300kPa의 수직응력 조건에서 나타나는 동착강도를 추론하는 방식으로 수행되었다. 그림 4는 말뚝 재료와 토사종류를 각각 강재와 사질토로 고정하고, 재하속도를 0.1mm/min으로 적용하여 예측한 동착강도 그래프 (a)를 기준으로 말뚝재료, 토사종류 및 재하속도를 변화시키며 예측한 동착강도를 각각 그래프 (b), (c), (d) 순으로 나타내고 있다.

그림 4(a)는 강재의 말뚝재료와 사질토 조건에서 재하속도를 0.1mm/min으로 적용하여 예측한 동착강도 결과이다. 동결온도가 낮아질수록 동착강도는 증가하는 경향을 나타냈으며 일부 온도구간(약 $-7\sim -3^{\circ}\text{C}$)에서 수직응력이 동착강도에 미치는 영향이 뚜렷하게 나타났다. 수직응력에 의한 영향이 가장 크게 나타나는 것으로 판단되는 -5°C 조건의 경우 수직응력이 100kPa씩 증가할 때마다 동착강도가 약 8~9% 정도 증가하는 것으로 나타났다.

그림 4(b)는 말뚝의 재료만을 강재로부터 표면거칠기가 큰 목재로 적용하여 예측한 결과이다. 동착강도는 동결온도가 낮아짐에 따라 급격히 증가하다가 -5°C 이후 뚜렷한 수렴구간을 형성하는 특성을 타나냈다. 그림 4(a)와 비교하여 수직응력의 영향이 상대적으로 작아졌지만 약 $-5\sim -3^{\circ}\text{C}$ 의 구간에서 수직응력의 영향력이 비교적 크게 나타났다.

그림 4(c)는 토사의 종류를 사질토에서 실트로 변화시켜 예측한 결과이다. 동결온도가 낮아질수록 동착강도가 증가하는 경향을 나타냈으며, 약 -7°C 이후 동결온도에 의한 영향력이 증폭되는 특성을 보였다. 이는 수렴구간을 형성하거나 혹은 동결온도에 대한 민감성이 작아졌던 사질토 조건에서의 추론결과와는 상반되는 결과로, 토사의 종류에 따른 동착강도의 발현양상이 크게 달라질 수 있음을 시사하는 것으로 판단된다. 그림 4(b)와 유사한 구간(약 $-6\sim -3^{\circ}\text{C}$)에서 수직응력에 의한 영향력이 크게 나타났다.

그림 4(d)는 재하속도만을 기존 적용속도보다 10배 느린 속도인 0.01mm/min을 적용하여 예측한 결과이다. 동결온도의 저하에 따라 기울기의 큰 변화없이 지속적으로 증가하는 특성을 나타냈으며, 재하속도가 0.1mm/min이 적용되었던 예측결과들과 비교하여 동착강도가 전반적으로 작게 나타났다. 또한 재하속도가 느린 조건에서

는 수직응력이 동착강도에 미치는 영향이 거의 없는 것으로 나타났다. 하지만 -6°C 이하의 온도조건에서 수직응력이 증가할수록 동착강도가 미세하게 작아지며 기존의 연구결과와는 상반되는 특성을 보였다. 이는 본 연구에서 활용된 수직응력이 반영된 학습자료가 오직 0.1mm/min의 재하속도 조건만을 나타내고 있어, 학습자료에 의존적인 인공신경망의 특성상 예측의 범위가 넓어지며 발생한 현상으로 사료된다. 본 현상에 대한 명확한 분석을 위해서는 재하속도의 범위를 확장한 추가적인 실험결과를 확보하고, 이를 활용한 고찰이 수행되어야 할 것으로 판단된다.

그림 5은 그림 4의 각 그래프들로부터 수직응력 200kPa의 조건에서 예측된 결과들을 발췌해 함께 도시하여 보여준다. 각 입력변수들의 변화에 따라 동착강도가 증가하는 경향성과 예측값이 확연히 변화한다는 사실을 확인할 수 있다.

본 인공신경망을 활용한 동착강도의 매개변수 분석에 의하면 동착강도는 동결온도와 말뚝재료의 변화에 가장 민감하게 반응하는 것으로 판단된다. 또한 수직응력에 의한 영향은 타 영향인자들의 조건에 따라 차이는 있지만 약 $-5\sim -3^{\circ}\text{C}$ 의 온도구간 내외에서 가장 크게 나타나는 특성을 보였다. 토사의 종류와 재하속도는 동착강도가 온도저하에 따라 증가하는 기울기에 직접적인 영향을 미쳤는데, 특히 토사의 경우 사질토 조건에서는 동착강도가 위로 볼록하게 증가하며 수렴구간을 형성해가려는 경향을 나타낸 반면, 실트 조건에서는 아래로 볼록하게 변화하며 동착강도가 급격하게 증가하는 특성을 보였다. 일반적으로 실트는 사질토와 비교하여 동상에 민감한 것으로 보고되고 있으며, 이는 동일한 동결온도조건 하에서 실트가 사질토와 비교하여 상대적으로 동결하지 않은 부동수분 함유량이 크다는 것을 의미

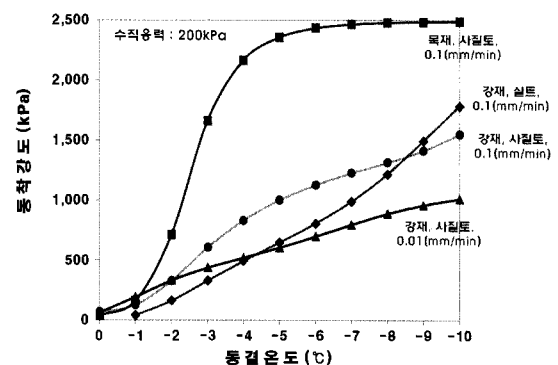


그림 5. 입력변수에 따른 동착강도 발현양상

한다. 이러한 토사의 동결특성을 고려했을 때, 실트가 사질토보다 간극수의 완전 동결온도가 낮아 그림 5와 같이 토사의 종류에 따라 동착강도가 증가하는 경향이 다르게 나타난 것으로 판단된다. 하지만 본 내용은 인공 신경망에 기존의 연구결과들을 경험시킴으로서 구성된 패턴을 통해 재 추측된 결과이므로 물리적 현상을 100% 반영하고 있다고 할 수 없다. 그러므로 본 연구에서 다루는 매개변수 연구 내용은 전체적인 경향성을 파악하는 정도의 수준에서 의미가 있을 것으로 판단된다.

5. 결론

본 연구에서는 다양한 영향인자에 동시다발적 영향을 받는 동착강도를 예측하고 그 특성을 분석하기 위하여 인공신경망 이론을 적용하였다. 인공신경망의 학습과 이를 활용한 추론은 1) 단계별 학습, 2) 통합적 학습, 3) 매개변수 분석의 단계를 거쳐 수행되었으며, 그 결과를 바탕으로 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- (1) 기존 연구사례로부터 수집한 학습자료를 인공신경망에 단계적으로 적용하여 학습함으로써, 학습시 고려된 영향인자의 종류가 증가하면 같은 조건에서 예측된 동착강도 값이 변화할 수 있음을 확인하였다. 이는 동토지역에서 말뚝기초의 주요 설계정수인 동착강도 산정 시 다양한 영향인자를 다차원적으로 고려하여 예측하는 방법이 병행되어야 할 필요성을 시사한다.
- (2) 다섯 종류의 각기 다른 연구결과들로부터 수집한 총 137개의 자료를 각 연구사례별 비중을 고려하여 무작위로 100개의 학습자료와 37개의 실증자료로 구분하였다. 100개의 학습자료를 활용하여 인공신경망 학습을 수행하고 입력값만 활용하여 재추론을 수행한 결과, 상관계수 0.9955, 학습에 활용되지 않았던 37개의 실증자료를 활용한 예측결과의 상관계수 0.9795를 나타내 비교적 신뢰성 높은 학습결과를 도출 및 검증하였다.
- (3) 동착강도 추론능력이 검증된 학습구조를 활용하여 동착강도에 영향을 미치는 각 영향인자들의 특성을 분석하기 위한 매개변수 연구를 수행하였다. 그 결과, 동착강도는 동결온도와 말뚝재료의 변화에 가장 민감하게 반응하는 것으로 나타났으며, 수직응력에 의한 영향은 약 $-5 \sim -3^{\circ}\text{C}$ 의 온도구간 내외에서

가장 크게 나타났다. 또한, 토사조건이 사질토인 경우 위로 볼록하게 증가하며 수렴구간을 형성해가는 반면, 실트 조건인 경우 아래로 볼록하게 변화하며 동착강도가 급격하게 증가하는 특성을 보였다. 이는 실트가 사질토와 비교하여 완전히 동결되는 온도가 낮기 때문인 것으로 판단되지만 본 내용은 인공신경망에 의한 재추론 결과이므로 물리적 현상을 100% 반영하고 있다고 하긴 어렵다.

본 연구는 동토지역에서 말뚝기초 설계정수로 활용되는 동착강도를 예측하기 위한 도구로 인공신경망 이론을 활용함으로써 비교적 신뢰성 높은 예측능력을 나타낸 학습구조를 도출 하였다. 또한 연구를 통해 도출된 학습구조를 역으로 활용하여 5개 영향인자들이 동착강도에 미치는 영향을 분석하였다. 하지만 본 연구결과는 제한된 입력변수 내에서만 유효한 것으로, 동착강도를 산정하기 위한 절대적인 도구로 활용하는 것에는 한계가 있을 것으로 사료된다. 향후 동착강도에 대한 추가적인 연구를 수행함으로써 학습자료를 다변화하고 보다 다양한 학습알고리즘과 구조설계의 적용방안을 검토한다면, 다양한 인자로부터 영향을 받아 수학적으로 정해를 찾기 어려운 동착강도를 산정하기 위한 도구로서 인공신경망 이론이 유용하게 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 한국건설기술연구원 기관고유사업인 “극한지 하부구조 급속시공 플랫폼 기술개발” 과제의 지원으로 이루어진 것으로 이에 감사를 드립니다.

참 고 문 헌

1. 고성규, 최창호, 채종길 (2011), “사질토와 알루미늄 재료의 접촉면에서 작용하는 동착강도의 주요 영향인자 분석”, *2011년 한국지반공학회 봄 학술발표회 논문집*, pp.1276-1284.
2. 고성규와 최창호 (2011), “동결온도와 수직구속응력 변화에 따른 모래와 알루미늄 재료의 접촉면에서 작용하는 동착강도 실험 연구”, *한국지반공학회 논문집*, 제27권 제9호, pp.67-76.
3. 김영수, 정성관, 김대만 (2009), “인공신경망을 이용한 현장투수계수 예측”, *대한토목학회논문집*, 제29권 제3C호, pp.97-104.
4. 김종열, 최용환, 정자영, 강권수 (2000), “직접전단시험 형태에 따른 주문진 표준사의 전단정수 고찰”, *대한토목학회 학술발표회 논문집*, 제2권, pp.439-442.
5. 박현일 (2011), “인공신경망 이론 및 지반공학 적용사례”, *한국*

지반공학회지, Vol.27, No.4, pp.24-40.

6. 이창원, 안재현, 이주현, 김태웅 (2009), “인공신경망모형과 군집 분석을 이용한 교각 세굴심 예측”, *대한토목학회논문집*, 제29권, 제2B호, pp.111-120.
7. 임종구, 김연중, 천병식 (2011), “CLSM의 플로우 및 일축압축강도 예측을 위한 인공신경망 적용”, *한국지반공학회 논문집*, Vol.27, No.1, pp.17-24.
8. 최창호와 고성규 (2011), “동결도 전단강도를 활용한 동착강도 산정에 관한 연구”, *한국지반공학회 논문집*, 제27권 제10호, pp.13-23.
9. Bowles, J. E. (1996), *Foundation analysis and design 5th ed.*, McGraw-Hill.
10. Cuthbertson-Black, R. (2001), *The interaction between a flighted steel pipe pile and frozen sand*, Thesis for Master Degree, University of Manitoba.
11. Fang, H-Y. (1991), *Foundation engineering handbook*, New York: Van Nostrand Reinhold.
12. Johnston, G. H. (1981), *Permafrost: Engineering design and construction*, Wiley, New York, pp.540.
13. Ladanyi, B. and Theriault, A. (1990), “A study of some factors affecting the adfreeze bond of piles in permafrost”, *Proc. of geotechnical engineering congress, GSP 27 ASCE*, Vol.1, pp.213-224.
14. Linell, K. A. and Lobacz, E. F. (1980), *Design and construction of foundations in areas of deep seasonal frost and permafrost*, U. S. Army, Cold Regions Research and Engineering Laboratory, Special Report 80-34.
15. McCulloch, W. S. and Pitts, W. H. (1943), “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”, *Bulletin of mathematical biophysics*, Vol.5, pp.115-133.
16. Parameswaran, V. R. (1978), “Adfreeze strength of frozen sand to model piles”, *Canadian geotechnical journal*, Vol.15, No.4, pp.494-500.
17. Riedmiller, M., Braun, H. (1993), “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm”, *IEEE international conference on neural networks*, pp.586-591.
18. Sangér, F. J. (1969), *Foundations of structures in cold Regions*, U. S. Army Cold Regions Research and Engineering Laboratory Monograph III-C4.
19. Shin, H. S. and Pande, G. N. (2003), “Identification of elastic constants for orthotropic materials from a structural test”, *Computers and geotechnics*, Vol.30, pp.571-577.
20. Terashima, T., Kawai, T., Furuya, A., Narita, K., Usami, N., Sacki, H. (1999), “Experimental study on adfreeze bond strength between ice and pile structure”, *Proc. of 9th international offshore and polar engineering conference*, Vol.2, pp.549-556.
21. Weaver, J. S. and Morgenstern, N. R. (1981), “Pile design in permafrost”, *Canadian geotechnical journal*, Vol.18, No.3, pp.357-370.

(접수일자 2011. 9. 19, 심사완료일 2011. 11. 18)