한국지반공학회논문집 제21권 1호 2005년 2월 pp. 15 ~ 27

화강풍화토에 대한 함수특성곡선 - 추정방법에 대한 연구

Soil Water Characteristic Curve for Weathered Granite Soils - A Prediction Method

이 성 진[1] Lee, Sung-Jin
이 혜 지[2] Lee, Hye-Ji
이 승 래[3] Lee, Seung-Rae

Abstract

In this paper, a method reasonably predicting soil water characteristic curve of domestic weathered granite soils was suggested, based on the test results obtained through experiments. In other words, a method to estimate the parameters of Fredlund and Xing's equation using an ANN (artificial neural network) was proposed. The particle size distribution, compacted water content and void ratio were used as input data in the ANN model for predicting the parameters, since it was found that these basic soil properties affect the parameters obtained from the test results and the fitting results of SWCC. The network model proposed in this study to obtain the parameters of Fredlund and Xing's SWCC equation produced reliable predictions, and the precision of the prediction results from the proposed method was high, in comparison with the prediction results of other methods.

요 지

이 논문에서는 앞서 수행된 국내의 화강풍화토의 실험 결과를 토대로 하여 화강풍화토의 함수특성곡선을 합리적으로 예측하기 위한 방법이 제안되었다. 이 방법은 인공신경망기법을 이용해서 Fredlund와 Xing의 함수특성곡선식의 계수들을 추정하도록 제안되었다. 이러한 계수들을 추정하기 위한 신경망 모델의 입력 자료로는 실험결과에서 함수특성곡선의 계수에 큰 영향을 미치는 것으로 확인된 입도분포곡선, 다짐함수비, 그리고 간극비가 사용되었다. Fredlund와 Xing의 함수특성곡선식의 계수를 구하기 위해 본 연구에서 제안된 신경망 모델은 신뢰성 있는 예측결과를 보였으며 그 예측결과의 정확도가 이전의 다른 방법들에 비해 높게 나타났다.

Keywords : ANN (Artificial Neural Network), Particle size distribution, Prediction method, Soil water characteristic curve, Unsaturated soil, Weathered granite soil

1. 서 론

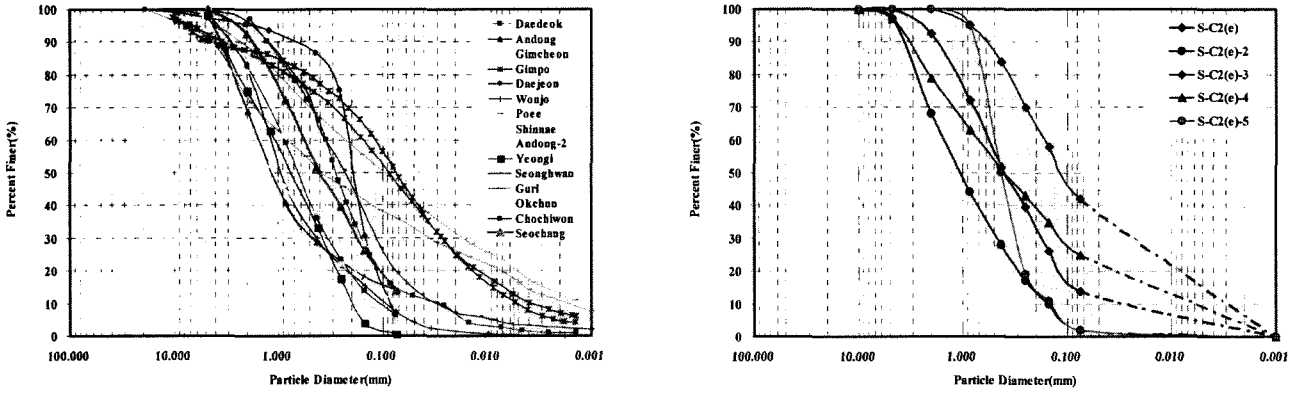
불포화 토질역학을 실제 공학적인 문제에 적용하기 어려운 가장 근본적인 이유는 불포화지반의 설계변수를 실험적인 방법으로 얻기 어렵기 때문이다. 즉 함수특성곡선이나 불포화 전단강도, 불포화 투수계수 등은 실험을 수행하여 구하는 것이 매우 어렵고 추가적인 장비 구축과 많은 시간의 소요를 필요로 한다. 따라서

1 정회원, LG건설 기술연구소 연구개발팀, 선임연구원, 공학박사 (Member, Senior Researcher, Research Development Team, LG E & C, geolsj@paran.com)
2 삼성건설 토목사업본부 부산민자부두 설계팀, 주임, 공학석사 (Chief, Pusan Newport North Container Terminal)
3 정회원, 한국과학기술원 건설및환경공학과, 교수 (Member, Prof., Dept. of Civil & Envir. Eng., KAIST)

최근에는 지반공학이나 지질분야에서 입도분포곡선과 같은 기본적인 지반의 물성으로부터 함수특성곡선을 추정하기 위한 연구가 많이 진행되어 오고 있다(Vereecken 1989, Tyler &Wheatcraft 1989, Rawls & Brakensiek. 1985, Scheinost 1996, Arya & Paris 1981, Fredlund & Wilson 1997). 이러한 경험적 추정방법들은 실험대상으로 하는 지반의 종류에 크게 의존할 수 밖에 없게 된다. 그러나 우리나라에 널리 분포하면서 각종 지반구조물의 지반재료로 많이 이용되고 있는 화강풍화토에 대한 함수특성곡선의 추정에 대한 연구는 많이 이루어지지 않고 있다. 따라서 본 연구에서는 국내 화강풍화토에 대한 실험을 통하여 얻어진 결과를 바탕으로 국내 풍화토의 함수특성곡선을 합리적으로 추정할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

2. 실험 대상 시료

본 연구에서는 국내 풍화토에 대한 기본물성과 함수특성곡선과의 상관성을 보다 효과적으로 규정하기 위하여 서창, 연기, 옥천, 조치원 등의 지역에서 시료를 채취하여 다양한 입도분포, 다짐함수비, 간극비를 가진 시료에 대한 함수특성곡선 실험을 수행하였으며(그림 1(a), 표 1), 실험에 사용된 국내 풍화토 중 서창 지역의 풍화토에 대해서는 기존 문헌에 발표된 입도분포곡선의 범위를 참고하여 시료의 입도분포와 간극비를 인위적으로 조성하여 실험을 추가적으로 수행하여 입도분포와 간극비의 변화에 따른 함수특성곡선의 변화를 효과적으로 검토할 수 있도록 하였다(그림 1(b), 표 2).



(a) 국내 화강풍화토의 입도분포곡선 (b) 본 연구에서 인공적으로 조성된 시료의 입도분포곡선

그림 1. 국내 화강풍화토와 본 연구에서 인공적으로 조성된 시료의 입도분포곡선

표 1. 본 연구에서 수행된 실험 대상 시료 조건 (I)

Area	Sample	Conditions	Void Ratio(e)	γ_d(g/cm^3)
Okchun(O)	O-C1	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (wet side)	0.57	1.70
	O-C2	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (dry side)	0.57	1.70
	O-C3	Void ratio of O-N, Compacted water content of O-C1	0.77	1.51
Chochiwon(C)	C-C1	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (wet side)	0.67	1.59
	C-C2	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (dry side)	0.67	1.59
	C-C4	Void ratio and Compacted water content of C-C2 with #40 sieve passing soils	0.67	1.59
Yungi(Y)	Y-C1	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (wet side)	0.48	1.78
	Y-C2	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (dry side)	0.48	1.78
	Y-C3	Void ratio and Compacted water content of Y-C1 with #20 sieve passing soils	0.48	1.78
Seochang(S)	S-C1	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (wet side)	0.61	1.64
	S-C2	Compacted at 0.95 $\gamma_{d,max}$ (dry side)	0.61	1.64

표 2. 본 연구에서 수행된 실험 대상 시료 조건(II)

Sample	Conditions	Void Ratio(e)
S-C2(0.4)-2(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-2의 입도분포곡선	0.4
S-C2(0.4)-3(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-3의 입도분포곡선	
S-C2(0.4)-4(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-4의 입도분포곡선	
S-C2(0.4)-5(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-5의 입도분포곡선	
S-C2(0.6)-2(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-2의 입도분포곡선	0.6
S-C2(0.6)-3(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-3의 입도분포곡선	
S-C2(0.6)-4(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-4의 입도분포곡선	
S-C2(0.8)-2(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-2의 입도분포곡선	0.8
S-C2(0.8)-3(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-3의 입도분포곡선	
S-C2(0.8)-4(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-4의 입도분포곡선	
S-C2(0.8)-5(NS)	S-C2 시료의 다짐함수비 그림 1(b)에서 S-C2(e)-5의 입도분포곡선	

3. 함수특성곡선의 수학적 모델

본 연구에서는 함수특성곡선의 실험결과를 수식 모델화하여 함수특성곡선의 특성을 그 함수의 계수로 판단할 수 있도록 합리적인 함수특성곡선의 수학적 모델을 선정하였다. 즉, 수학적 모델은 함수특성곡선 실험결과에 곡선맞춤(curve fitting)하여 각각의 실험 대상 시료에서 적합한 함수의 계수를 얻을 수 있도록 하였다. 함수특성곡선을 수학적 모델로 수식화하는 연구는 과거 많은 연구자들(Gardner, 1956; Brooks & Corey, 1964; van Genuchten, 1980; Fredlund et al., 1994)에 의해 수행된 바 있다. 본 연구에서는 합리적인 함수특성곡선 모델식으로 평가받고 있는 Fredlund et al이 제안한 식을 이용하였다(신은철 등, 2004). Fredlund와 Xing의 함수특성곡선 모델의 특성은 다음과 같다.

3.1 Fredlund 등의 함수특성곡선 모델

Fredlund 등은 3개의 계수를 갖는 함수특성곡선 식을 제안하였는데 이는 van Genuchten(1980)의 식과 유사한 형태를 갖고 있다. 이 모델은 전체적인 흡인력(suction) 범위에서 함수특성곡선을 연속적인 형태로 표현할 수 있으며, 3개의 모델 계수, a, n, m을 갖는다. 계수 a는 공기함입치(AEV, Air Entry Value)와 관계를 갖는 계수로서 변곡점에서의 흡인력(suction)에 해당하는 계수이며, n은 곡선 직선부의 기울기에, 그리고 m은 높은 흡인력단계에서의 그래프 모양에 관계를 갖는 계수이다. Fredlund et al의 함수특성곡선 모델은 다음 식 (1)과 같이 흡인력(ψ, suction)에 대해 포화도(S, degree of saturation)로 표현하거나 식 (2)와 같이 흡인력(ψ, suction)에 대해 체적함수비(θ, volumetric water content)로 표현할 수 있다.

식 (2)와 같이 체적함수비로 표현되는 모델에서 s는 간극률(porosity)과 같은 값을 갖는 계수로서 주어진 시료의 간극비에 따라 고정된 값으로 사용되었으나, 본 연구에서 실험 중에 발생되는 간극비의 변화에 따라 함수특성곡선에 크게 영향을 주는 계수로 고려할 필요가 있음을 확인할 수 있었다(이성진 2004, 이인모 등 2000). 따라서 본 연구에서는 식 (2)와 같은 수정된 Fredlund 등의 모델을 적용함에 있어 계수 s를 포함하여 4개의 계수로 함수특성곡선을 표현하도록 하였다.

$$S = \frac{1}{\left[\ln\left[e + \left(\frac{\psi}{a}\right)^{n}\right]\right]^{m}} \qquad (1)$$

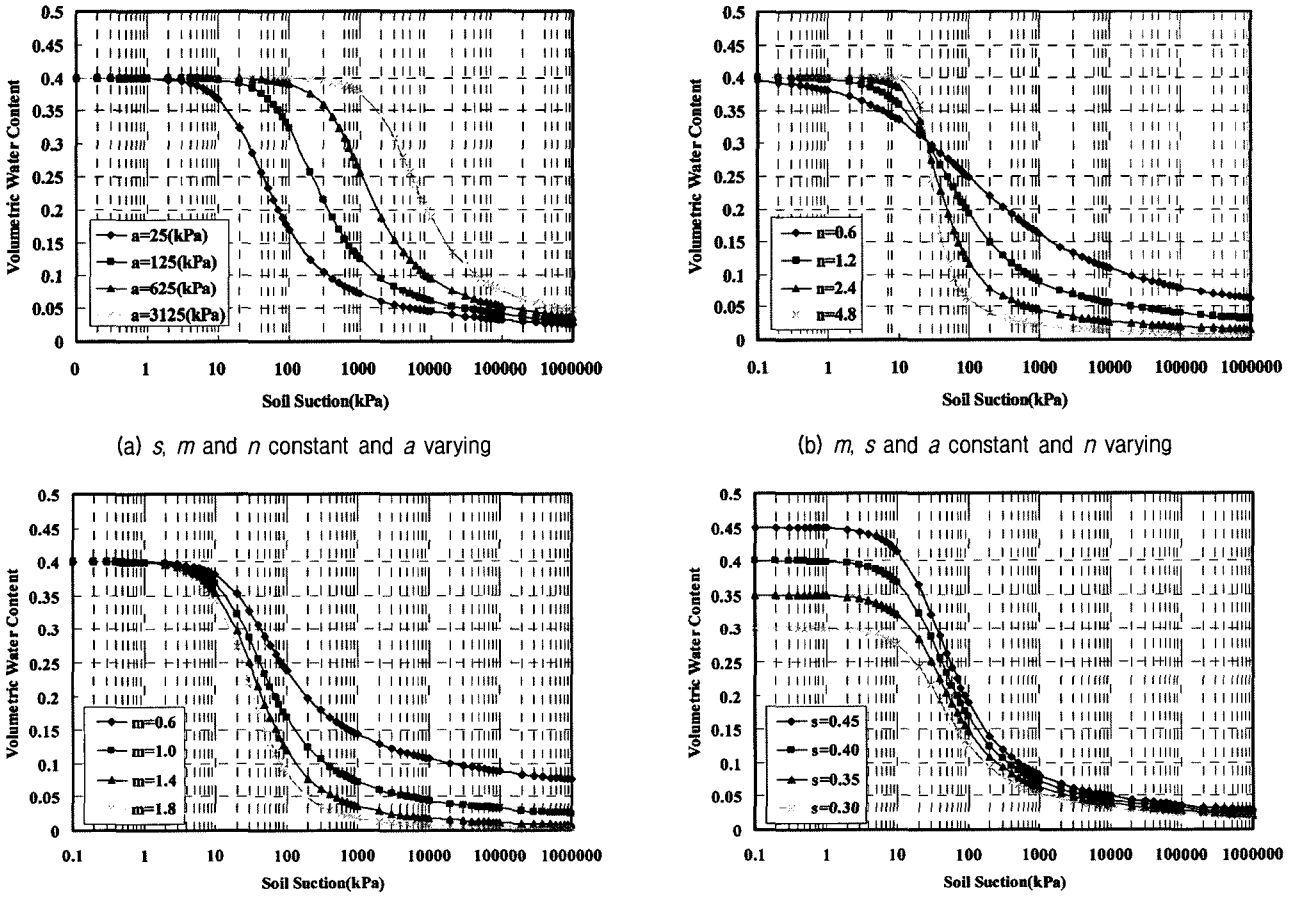
$$\theta = \frac{s}{\left[\ln\left[e+\left(\frac{\psi}{a}\right)^{n}\right]\right]^{m}} \qquad (2)$$

각 계수가 갖는 의미는 다음과 같다. 먼저 그림 2(a)는 s, n, m이 일정한 값을 가지고, a에 따른 모델의 변화를 나타내는 그림이다. 계수 a는 흡수력과 같은 단위를 가지고 공기합입치(AEV)보다는 크지만 관련이 있는 값으로서 곡선의 변곡점에 해당하는 값을 가지게 된다. 하지만 이 계수는 곡선의 전체적인 모양에는 영향을 주지 않으며 위치만 변화시키는 특성을 갖는다. 즉 a값이 증가할 때 곡선은 전체적으로 보다 높은 흡인력쪽으로 이동하게 된다. 그림 2(b)는 m, s, a가 일정한 값을 가질 때, n에 따른 모델의 변화를 나타내고 있으며 입도분포 특성으로서 곡선 중간부분의 기울기를 표현한다. 그림 2(c)은 n, s, a가 일정한 값을 가질 때, m에 따른 모델의 변화를 나타내며 높은 suction부분에서의 그래프의 모양을 보여준다. 마지막으로 그림 2(d)는 a, n, m이 일정한 값을 가질 때, s에 따른 모델의 변화를 나타내는 그림으로 포화상태의 체적함수비의 변화를 보여준다.

이 모델의 장점으로는 먼저 넓은 범위에서 실험 자료를 모사할 수 있는 유연성(flexibility)을 가졌으며, 모델에 포함된 계수들이 각각의 의미를 가지면서, 또한 3개의 계수를 가진 다른 모델인 van Genuchten(1980)의 모델에 비해 적합한 계수를 찾기 위해 수렴하는 효율이 높은 것으로 평가되고 있다(Siller, 1997).

4. 실험결과에 대한 수학적 모델(Fredlund 등)의 계수

불포화토의 설계변수를 실험적인 방법으로 직접 측정하는 데에는 실험장비 구축, 실험 소요 시간, 실험 중 오차 발생 등의 많은 어려움이 있어 실제 적용하기에 많은 제약이 있으므로, 본 논문에서는 간접적인 경험적 방법으로서 기본적인 지반 물성으로부터 국내 풍화토에 대한 함수특성곡선 추정 방법을 제안하고자 하였다.



(a) s, m and n constant and a varying

(b) m, s and a constant and n varying

(c) a, s and n constant and m varying

(d) a, n and m constant and s varying

그림 2. Fredlund와 Xing의 함수특성곡선모델에서 각 계수들이 곡선에 미치는 영향

최종 목적으로 입도분포곡선, 다짐함수비, 간극비 등의 기본 물성과 함수특성곡선 모델의 계수와의 관계를 규정하여 주어진 기본 물성들로부터 모델계수를 추정하여 함수특성곡선을 예측할 수 있도록 하는 것이다. 이를 위하여 먼저 위와 같은 기본적인 시료의 물성 조건들을 달리하여 수행된 화강풍화토 시료들의 함수특성곡선 결과의 특성을 함수특성곡선 모델의 계수들을 통하여 파악하기 위하여 적합한 모델계수를 곡선 맞춤법(curve fitting)을 통하여 얻을 수 있었다. 앞에서 설명한 바와 같이 본 연구에서는 기본물성과의 관계를 규정할 함수특성곡선식으로 Fredlund와 Xing이 1994년에 제안한 모델식(식 (1))을 수정하여 이용하였다(식 (2)).

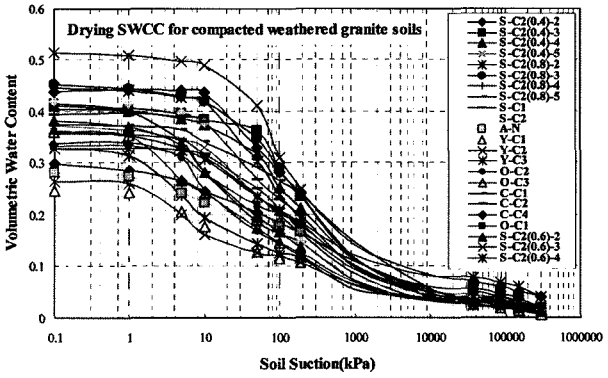
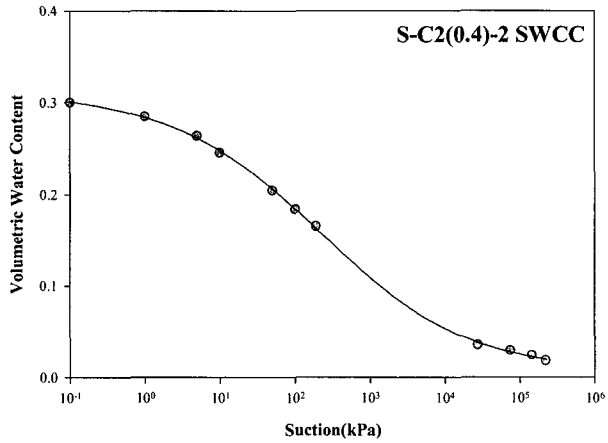
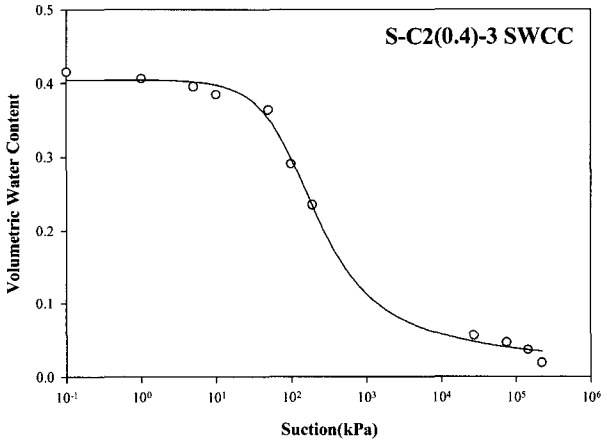


그림 3. 실험으로 얻어진 함수특성곡선

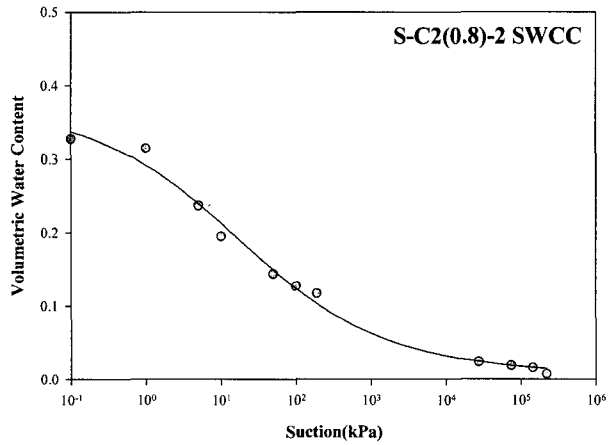
본 연구에서 수행한 실험 결과에서 초기 포화 과정을 배제한 상태로 초기의 함수비 상태에서 직접 건조과정과 습윤과정을 반복적으로 수행하여 부피변화를 보정한 함수특성곡선을 얻은 결과 그 이력현상이 크게 감소하여 건조과정과 습윤과정의 곡선이 큰 차이를 보이지 않았음을 확인할 수 있었다(이성진, 2004). 또한 큰 흡인력(suction)단계에서 얻어진 곡선은 건조과정의 단계와 같이 얻어졌으므로 본 연구에서는 건조과정과 습윤과정의 반복적인 실험으로부터 얻어진 곡선 중 마지막 건조과정의 함수특성곡선을 선정하여 Fredlund et al의 모델에 적용하였다. 본 연구에서 실험으로 얻어진 화강풍



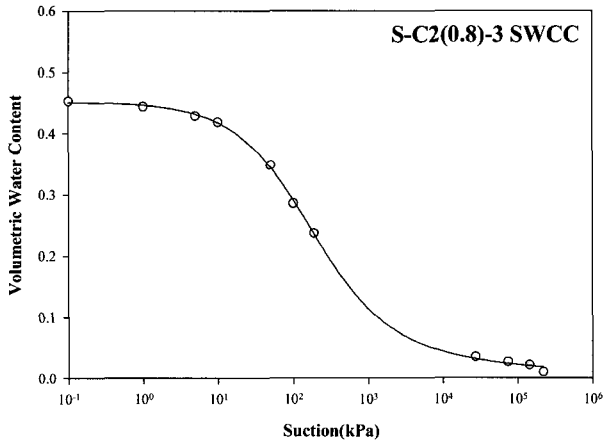
(a) S-C2(0.4)-2



(b) S-C2(0.4)-3



(c) S-C2(0.8)-2



(d) S-C2(0.8)-3

그림 4. 실험결과와 Fredlund와 Xing의 함수특성곡선 모델에 적합된 곡선

화토의 함수특성곡선은 그림 3과 같다.

이 때, 간극비와 SWCC와의 관계는 그림 4와 표 4에서 볼 수 있는 바와 같이 입도분포와 다짐함수비가 같은 조건에서 간극비가 다른 S-C2(0.4)-2 vs S-C2(0.6)-2 vs S-C2(0.8)-2 ; S-C2(0.4)-2 vs S-C2(0.6)-2 vs S-C2(0.8)-2 ; S-C2(0.4)-2 vs S-C2(0.6)-2 vs S-C2(0.8)-2 들을 비교해 보면 간극비가 작을수록 더 큰 AEV(Air entry value)에 해당하는 큰 a값을 갖는 것으로 나타났으며 SWCC는 보다 오른쪽으로 이동되어 나타나는 모습을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 간극비가 작으면, 시료 내부에 보다 작은 간극들이 많이 분포하여 공기가 간극 내로 침투하기에 큰 흡인력(suction)이 필요하게 되어 발생하는 현상으로 사료된다.

결과적으로 Fredlund 등의 모델에 적합(fitting)시켜 얻은 모델계수(s, a, n, m)는 그림 4, 표 3과 같다. 계수 s는 시료가 밀도가 크고, 작은 입자가 많거나 건조측에서 다져진 경우에 보다 큰 값을 보이는 것으로 나타났으며, 계수 a와 n은 일반적으로 시료에 작은 입자가 많이 포함되어 있을 때 보다 큰 값을 보였다. 그러나 계수 m은 기본적인 물성에 크게 예민한 결과를 보이지 않았으며, 그 범위가 매우 좁은 범위에서 얻어짐을 알 수 있었다.

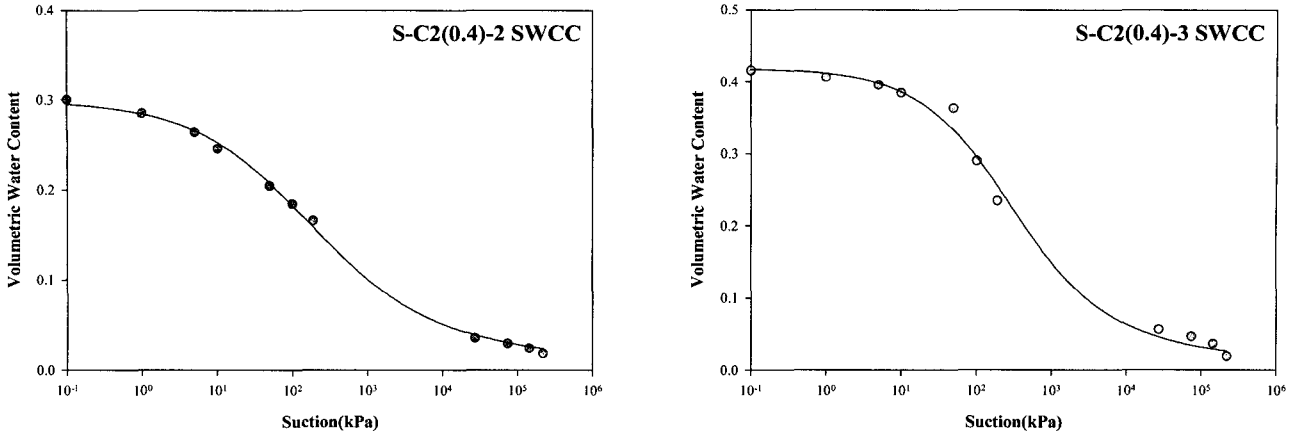
하지만 4개의 계수에 대해 Curve Fitting한 결과는 최적화과정에서 주어진 데이터에 대해서만 곡선을 보다 높은 정도로 fitting하기 위해 계수 a가 갖는 물리적 의미의 경향을 왜곡하는 결과가 나타나는 것을 알 수 있었다. 이러한 배경으로 실제 SWCC를 적용하는 데에 가장 작은 범위에서 움직이고 있으며, 곡선에서 특별한 물리적 의미를 반영하지는 않고 곡선의 모양에 영향을 미치는 계수인 m값을 평균적인 값으로 고정하고 다시 fitting한 결과의 계수 a가 보다 실험 결과의 경향성을 잘 나타내고 있었다. 이에 a는 m을 고정한 후에 fitting한 결과로 채택하여 사용하였다. 따라서 본 연구에서는 화강풍화토에 대해서 m을 1.7로 고정할 수 있었다. 계수 m을 1.7로 고정한 후 모델에 적합시켜서 얻어진 결과는 그림 5, 표 4와 같다.

5. 인공신경망 기법을 이용한 함수특성곡선 추정

이상과 같이 실험에서 얻어진 화강풍화토에 대한 함수특성곡선들이 Fredlund 등의 함수특성곡선 식에 사용되었던 계수에 의해 적절히 표현될 수 있음을 확인할 수 있었다. 1차적으로 SWCC를 표현하는 수학모델의 적합성이 SWCC실험 데이터를 표현하는 데에 큰 영향을 미치게 되고 SWCC곡선의 함수로서 SWCC모델식

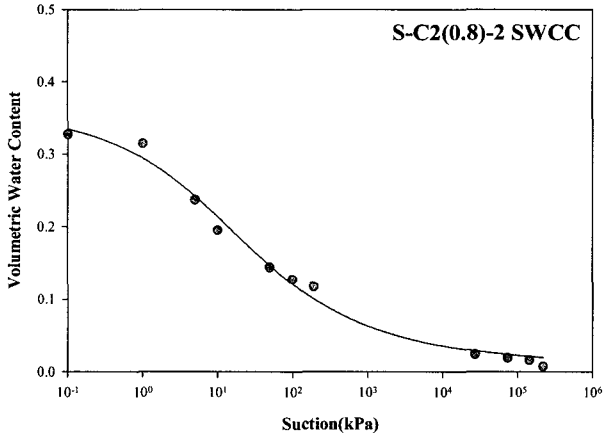
표 3. Fredlund와 Xing의 함수특성곡선에 적합하여 얻어진 계수

Sample	θ_s(Initial)	s	a	n	m	R
S-C2(0.4)-2	0.286	0.312	231.79	0.414	2.528	0.999
S-C2(0.4)-3	0.286	0.404	91.87	1.400	1.029	0.998
S-C2(0.4)-5	0.286	0.379	42.08	0.743	1.404	0.998
S-C2(0.6)-2	0.375	0.394	21.92	0.667	1.658	0.999
S-C2(0.6)-3	0.375	0.510	67.70	1.247	1.196	0.999
S-C2(0.6)-4	0.375	0.447	46.00	1.058	1.297	0.999
S-C2(0.8)-2	0.444	0.371	12.76	0.433	2.212	0.995
S-C2(0.8)-3	0.444	0.451	109.97	0.854	1.710	0.999
S-C2(0.8)-4	0.444	0.367	73.08	0.672	1.920	0.999
S-C2(0.8)-5	0.444	0.425	18.65	0.624	1.805	0.997
C-C2	0.400	0.400	50.91	0.943	1.308	0.998
C-C4	0.400	0.448	46.18	1.105	0.933	0.998
O-C1	0.363	0.348	193.19	0.501	2.600	0.998
O-C2	0.363	0.352	18.14	0.749	1.519	0.996
O-C3	0.435	0.398	23.07	0.458	2.336	0.997
S-C1	0.370	0.362	61.44	0.793	1.505	0.999
S-C2	0.370	0.421	23.03	1.215	1.110	0.998
Y-C1	0.320	0.265	17.80	0.513	1.694	0.996
Y-C2	0.320	0.302	12.71	0.403	2.034	0.993
Y-C3	0.320	0.333	31.82	0.948	0.837	0.998

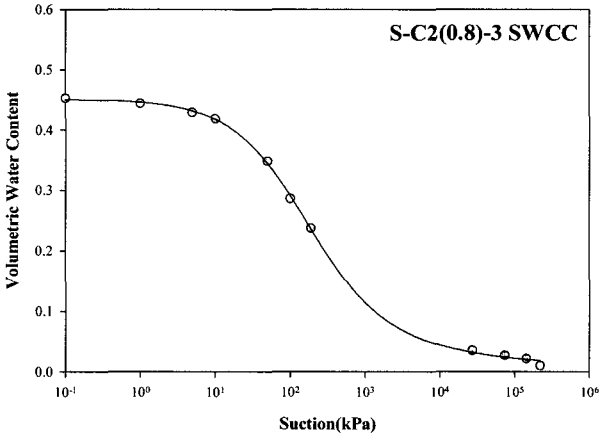


(a) S-C2(0.4)-2

(b) S-C2(0.4)-3



(c) S-C2(0.8)-2



(d) S-C2(0.8)-3

그림 5. 계수 m을 1.7로 고정한 경우의 적합곡선

표 4. 계수 m을 1.7로 고정한 경우 적합계수들

Sample	θ_s(Initial)	s	a	n	m	R
S-C2(0.4)-2	0.286	0.299	85.37	0.557	1.7	0.999
S-C2(0.4)-3	0.286	0.418	167.10	0.7076	1.7	0.996
S-C2(0.4)-5	0.286	0.386	55.67	0.6228	1.7	0.998
S-C2(0.6)-2	0.375	0.395	22.79	0.655	1.7	0.999
S-C2(0.6)-3	0.375	0.520	98.98	0.880	1.7	0.998
S-C2(0.6)-4	0.375	0.450	62.70	0.850	1.7	0.999
S-C2(0.8)-2	0.444	0.355	7.85	0.532	1.7	0.995
S-C2(0.8)-3	0.444	0.451	108.97	0.8582	1.7	0.999
S-C2(0.8)-4	0.444	0.364	60.10	0.7376	1.7	0.999
S-C2(0.8)-5	0.444	0.423	16.76	0.6487	1.7	0.997
C-C2	0.400	0.411	72.04	0.7533	1.7	0.997
C-C4	0.400	0.471	99.75	0.5464	1.7	0.994
O-C1	0.363	0.336	76.29	0.6735	1.7	0.997
O-C2	0.363	0.355	21.50	0.689	1.7	0.996
O-C3	0.435	0.382	12.25	0.5741	1.7	0.996
S-C1	0.370	0.366	73.10	0.712	1.7	0.999
S-C2	0.370	0.432	36.07	0.8645	1.7	0.996
Y-C1	0.320	0.265	17.91	0.5116	1.7	0.996
Y-C2	0.320	0.291	9.25	0.4686	1.7	0.992
Y-C3	0.320	0.360	83.38	0.4147	1.7	0.992

(Fredlund & Xing)이 SWCC실험 데이터를 fitting하여 얻어진 계수들을 투수계수 함수 추정 등에 사용하게 되는 경우에는 SWCC 모델식이 얼마나 실험 자료를 잘 표현하는지에 따라 중요한 의미를 갖게 될 것이지만, 결국 실험으로 SWCC를 구하기에 어려운 여건에서 쉽게 얻을 수 있는 기본 물성들로부터 Fredlund & Xing의 식의 계수들을 구할 수 있다면 결국 기본적인 물성으로부터 우리가 적용하고자 하는 지반에 대한 SWCC를 보다 쉽게 얻을 수 있을 것이다. 따라서 SWCC를 적용하고자 할 때 보다 간편하고 신뢰성 있는 방법으로 SWCC를 구해서 적용할 수 있을 것으로 판단되었다.

따라서 본 연구에서는 Fredlund 등의 함수특성곡선식의 계수(s, a, n)를 추정하기 위하여 인공신경망 기법을 이용하였다. 즉, 실험적 연구를 통해서 입도분포, 간극비, 다짐함수비 등의 기본적인 물성이 함수특성곡선을 표현하는 계수들에 직접적으로 영향을 미치는 것으로 확인되었으므로 신경망기법을 이용하여 함수특성곡선식의 계수와 이상의 기본물성들과의 관계를 신경망 내부의 가중치(weights, biases)와 전달함수(transfer function)를 매개로 규정하고 이후에는 이와 같이 얻어진 가중치와 전달함수를 통해서 구하고자 하는 지반의 기본적인 물성으로부터 함수특성곡선을 직접 추정하여 사용할 수 있도록 하고자 하였다.

5.1 인공신경망 모델의 구조와 훈련 및 검증 자료

신경망모델의 입력층 계수로서는 AASHTO 분류법에 의한 sand성분비, silt와 clay성분비, 간극비, 다짐함수비를 이용하였으며, 출력층의 계수로는 Fredlund 등의 함수특성곡선 식의 계수 중에서 a와 n 그리고 Δs를 적용하였다. 여기서 Δs는 효과적인 s계수의 추정을 위하여 사용한 계수로서 실험에서 얻어진 포화시의 체적함수비와 초기 간극비로 계산된 포화체적함수비와의 차이를 의미한다. 이러한 신경망 모델의 적용과정에서 그림 3에서 볼 수 있는 바와 같이 높은 흡인력범위에서의 함수특성곡선 범위가 매우 좁은 범위내에 있으며 m을 적합계수로 사용하여 4개의 적합계수를 이용하였을 때 계수 a의 경향이 합리적인 경향을 보여주지 않았으며(표 3), m을 그 평균값이 1.7로 고정한 후 식에 적합(fitting)시켜 3개의 적합계수를 이용하였을 때, m을 적합계수로 이용하였을 때에 비교하여 그 적합도에서는 큰 차이를 보이지 않으며 높은 정도로 실험결과를 잘 표현해냈다. 또한 계수 a의 경향도 기본물성과의 관계에서 의미있는 일관된 경향을 나타내는 결과를 보였다(그림 5, 표 4). 즉, 계수 a는 공기함입치(AEV, Air Entry Value)와 관련있는 값으로 표 4의 결과와 시료의 조성조건을 나타내는 표 1과 표 2에서 볼 수 있는 바와 같이 다른 조건은 같을 때 세립분이 많을 때, 다른 조건이 같을 경우 간극비가 작은 경우, 그리고 다른 조건이 같을 때 다짐함수비가 습윤측인 경우에 더 큰 값을 보였다. 따라서 s와 n은 m을 적합계수로 사용해서 얻어진 값을 이용하였으며, a는 m을 1.7로 고정한 상태에서 적합시켜 얻어진 값을 이용하였다(표 4).

본 연구에서 수행된 화강풍화토에 대한 실험에서 얻어진 실험 자료 20개 세트를 신경망 모델에 이용하였다(표 5). 그림 6은 본 연구에서 사용된 신경망 모델의 4-2-1구조를 보여주고 있다. 즉, 입력층에 4개의 노드를 은닉층에 2개의 노드, 그리고 출력층에 1개의 노드를 갖는 신경망모델의 구조를 의미한다. 또한 이와 같은 구조에서 사용된 전달함수(transfer function)는 첫번째 층에서는 $a=((1+e^{-n}))^{-1}$의 함수이며, 두번째 층에서는 선형함수로서 $a=n$를 이용하였다(Hagan 등, 1996).

인공신경망 모델의 적용 시에 발생하는 문제 중 하나가 과적합(overfitting)문제이다. 즉 훈련에 사용된 자료에 대한 오차는 매우 작은 값을 얻도록 해주지만, 그 network에 제공되는 새로운 자료에서는 오차가 더 커질 수 있다는 것이다. 반면, 네트웍 내의 미지수의 개수가 훈련 자료의 총 개수보다 훨씬 적다면 과적합의 발생가능성은 매우 낮다. 따라서 많은 자료를 확보하는 것이 필요하지만, 충분히 많은 자료가 확보되지 않은 상황에서는 일반화기법을 이용하여 신경망의 학습결과에 대한 신뢰도를 확보할 수 있다.

본 연구에서도 연구 과정에서 수행된 실험 자료를 신경망 모델의 입력 자료로 사용하였기 때문에 신경망 학습과정에서 과적합문제가 우려되었다. 따라서 일반화기법을 적용하였다. 이러한 일반화기법은 Bayesian방법과 오차가 목표치에 도달하기 전에 학습을 중단시키는 early stopping 방법이 주로 이용되는데, 본 연구에서는 보다 좋은 일반화 결과를 제공하는 것으로 알려져 있는 Bayesian 방법을 이용하였다. 이 방법은 평균제곱오차로 이루어진 전형적인 수행함수(performance function)에 신경망의 weight와 bias의 평균제곱합에 대한 항을 추가하여 보다 일반화된 학습이 가능하도록 하였다. 더불어 보다 효과적인 신경망의 학습을 위해 각각의 입력

표 5. 신경망 모델에 사용된 입력 자료들

Sample	Sand(%)	Silt & Clay(%)	Void Ratio	Compacted w/c - OMC(%)	Δs	a	n
S-C2(0.4)-2	66.00	2.00	0.40	-8.11	0.026	85.37	0.41
S-C2(0.4)-3	58.00	42.00	0.40	-8.11	0.118	167.10	1.40
S-C2(0.4)-5	98.00	2.00	0.40	-8.11	0.093	55.67	0.74
S-C2(0.6)-2	66.00	2.00	0.60	-8.11	0.019	22.79	0.67
S-C2(0.6)-3	58.00	42.00	0.60	-8.11	0.135	98.98	1.25
S-C2(0.6)-4	98.00	2.00	0.60	-8.11	0.072	62.70	1.06
S-C2(0.8)-2	66.00	2.00	0.80	-8.11	-0.073	7.85	0.43
S-C2(0.8)-3	58.00	42.00	0.80	-8.11	0.007	108.97	0.85
S-C2(0.8)-4	54.00	25.00	0.80	-8.11	-0.077	60.10	0.67
S-C2(0.8)-5	98.00	2.00	0.80	-8.11	-0.019	16.76	0.62
C-C2	76.37	6.43	0.67	-7.53	0.000	72.04	0.94
C-C4	82.14	17.86	0.67	-7.53	0.048	99.75	1.11
O-C1	84.23	1.45	0.57	5.97	-0.015	76.29	0.50
O-C2	84.23	1.45	0.57	-5.97	-0.011	21.50	0.75
O-C3	84.23	1.45	0.77	5.97	-0.037	12.25	0.46
S-C1	78.70	13.90	0.60	8.11	-0.008	73.10	0.79
S-C2	78.70	13.90	0.60	-8.11	0.051	36.07	1.22
Y-C1	60.57	1.56	0.48	5.14	-0.055	17.91	0.51
Y-C2	60.57	1.56	0.48	-5.14	-0.018	9.25	0.40
Y-C3	93.33	6.67	0.48	5.14	0.013	83.38	0.948

* Compacted w/c - OMC : 다짐함수비와 최적함수비(OMC)의 차이

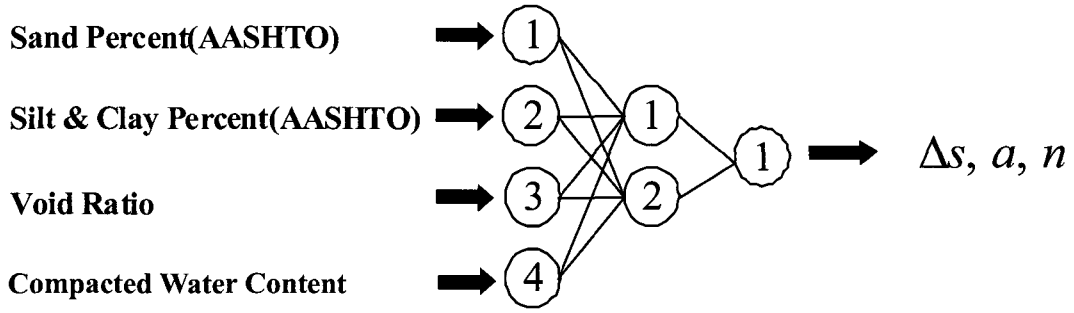


그림 6. 사용된 신경망 구조(4-2-1)

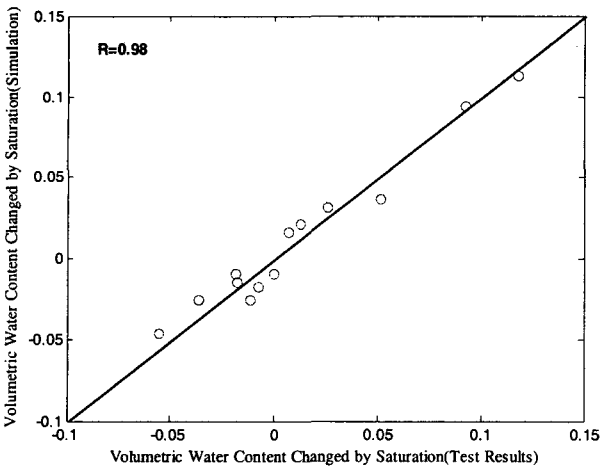
자료들을 최대값과 최소값을 기준으로 {-1, 1}사이에서 정규화하는 작업을 수행할 수 있도록 하였다(Rafiq 등 2001).

5.2 신경망 모델의 훈련

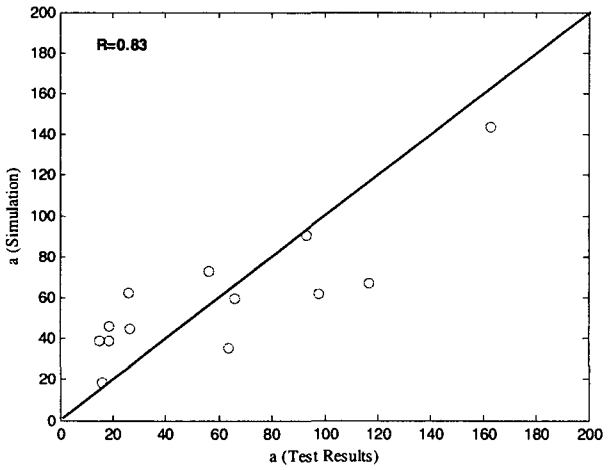
함수특성곡선식의 계수(Δs, a, n)와 영향인자로 선택한 기본물성 사이의 관계를 도출하기 위하여 본 연구에서 사용한 인공신경망 모델은 실험을 통하여 얻어진 13개의 실험결과를 바탕으로 훈련되었다. 그림 7(a), (b), (c)은 신경망 모델에서 얻어진 가중치(weights와 biases)를 통해 모사된 계수들과 실험결과와의 상관성을 보여주고 있다.

5.3 신경망 모델의 검증

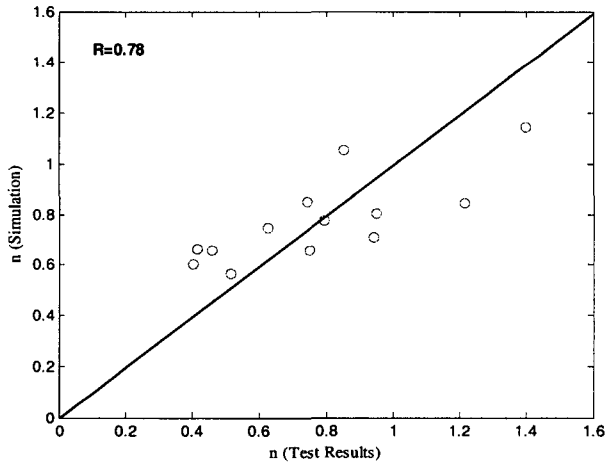
이상의 훈련과정에서 얻어진 신경망 모델의 가중치들의 적용성을 검증하기 위하여 실험결과 중 훈련과정에 적용되지 않았던 7개의 실험결과(S-C2(0.8)-2, C-C4, S-C2(0.8)-4, O-C1, S-C2(0.6)-2, S-C2(0.6)-3, S-C2(0.6)-4)



(a) Volumetric water content changed by saturation(Δs)

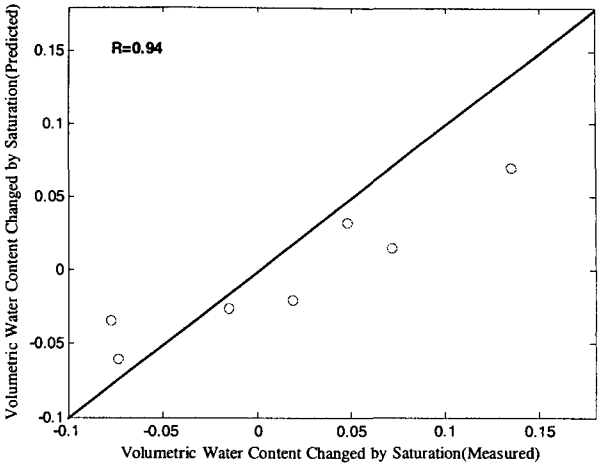


(b) *a* parameter values

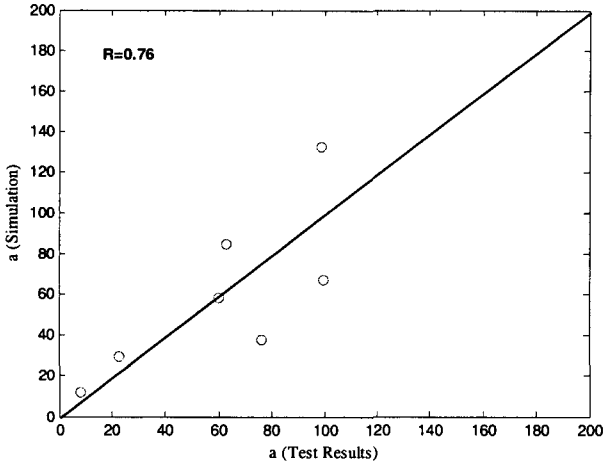


(c) *n* parameter values

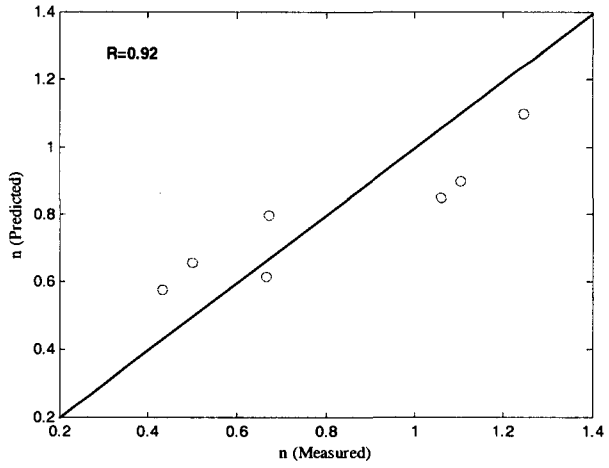
그림 7. 신경망 모델(4-2-1구조)와 13개의 실험자료로 수행된 훈련 결과



(a) Volumetric water content changed by saturation(Δs)



(b) *a* parameter values



(c) *n* parameter values

그림 8. 각 계수들에 대한 검증결과

에 대하여 계수값들(Δs, *a*, *n*)을 예측해 실험결과와 비교하였다(그림 8).

이상의 시료들에 대해 신경망 모델로 예측된 계수(*s*, *a*, *n*)를 적용하여 계산된 함수특성곡선을 실험결과와 함께 비교하였으며, 더불어 SoilVision(1996)에서 제공하는 함수특성곡선 추정법을 통해 추정된 결과도 함께 도

표 6. 함수특성곡선 추정방법들의 개요

추정 모델	특징
Vereecken 모델	Bulk density, 탄소함유율, 점토함유율, 모래 함유율 등의 인자들로부터 함수특성곡선식(van Genuchten 식)의 계수을 구하기 위한 선형 회귀법 적용
Tyler 등 모델	Arya & Paris 모델의 계수인 α 값 보정 분석한 방법으로 α를 제외하고는 Arya & Paris 모델과 동일
Rawl 등 모델	Brooks & Corey(1964) 함수특성곡선식의 계수를 유추하기 위한 복합 선형 회귀법 적용
Scheinost 모델	간극률, 유기물 함유율, 흙입자들의 기하학적 평균지름, 입도분포의 표준편차, 점토 함유율 등을 이용하여 입도분포 계수들(m은 -1로 가정)과 Van Genuchten(1980) 함수특성곡선식의 계수들과의 관계를 규정
Arya 등 모델	입도분포 곡선을 입자 크기별로 n개의 부분으로 나누어 각 부분의 흙을 일정한 크기의 구형 흙입자들로 구성된 정육면체 구조로 가정하고, 각 구조의 간극 부피는 본래 흙구조에서 측정된 전체밀도(Bulk density)와 흙입자 밀도로부터 계산된다. 첫번째 부분부터 계산된 간극부피는 점차적으로 누적되어 물로 채워진다고 생각하여 물로 채워진 간극부피의 합은 전체 부피로 나누어 체적함수비를 계산함
Fredlund 등 모델	함수특성곡선 이론과 모세관현상 모델을 기반으로 하여 체적-질량 물성치와 입도분포곡선 형태를 이용하여 함수특성곡선을 추정

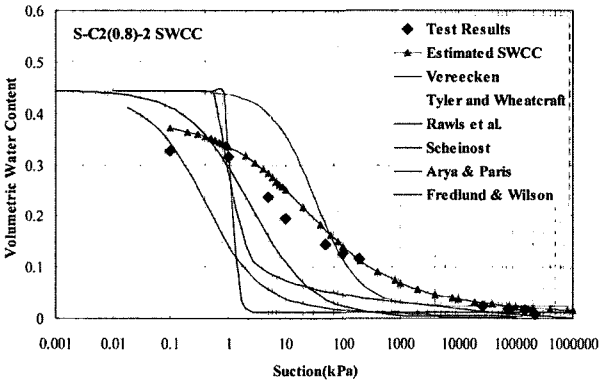


그림 9. S-C2(0.8)-2 시료에 대한 추정결과 비교

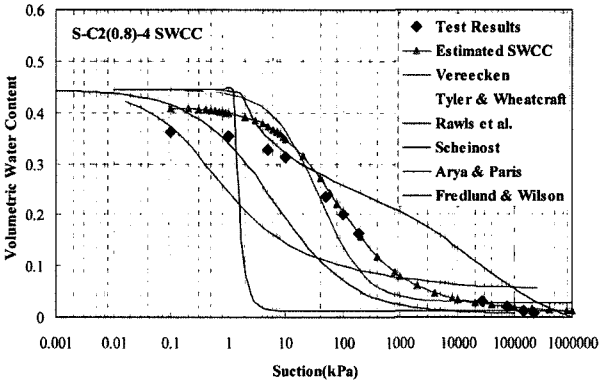


그림 11. S-C2(0.8)-4 시료에 대한 추정결과 비교

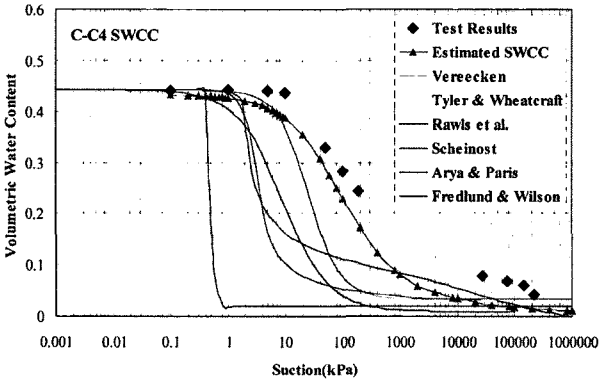


그림 10. C-C4 시료에 대한 추정결과 비교

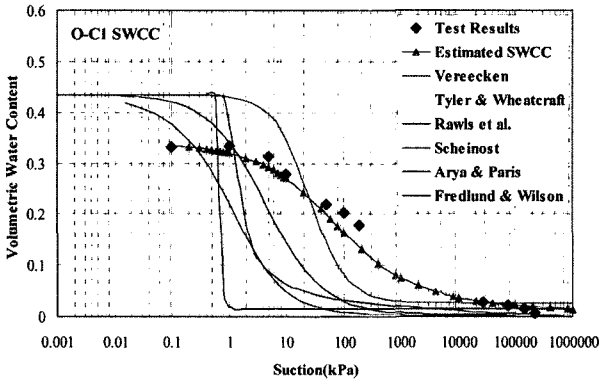


그림 12. O-C1 시료에 대한 추정결과 비교

시하였다. 이러한 결과들에서 볼 수 있는 바와 같이(그림 9~그림 12) 본 연구에서 제공되어진 신경망 모델은 다른 예측 방법의 추정결과에 비교하여 보다 신뢰할만한 예측결과들을 제공하였다. 이는 다른 예측방법들이 모두 화강풍화토와는 다른 흙종류에 대한 실험결과를 기본 자료로 하여 개발되었기 때문으로 사료된다. 따라서 국내 풍화토에 대한 함수특성곡선을 예측하여 사용할 경우 본 연구에서 제공된 방법과 같이 풍화토에 대한 실험 결과를 기본으로 개발된 예측 방법을 적용하여야 할 것으로 판단된다. 이상의 과정에서 얻어진 국내 풍화토에 대한 신경망 모델의 가중치(weights와 biases)는 3개의 계수(Δs, a, n)에 대하여 표 7과 같다.

표 7. 신경망 모델의 가중치(weights와 biases)

Parameter		1st layer		2nd layer
Δs	weight	0.8048 0.9527 -0.6533 0.1659	-0.4158 -0.6697 0.8949 1.1596	1.5504 -1.7029
	bias	0.4288 0.7346		0.0828
a	weight	0.1286 0.9527 -0.6205 -0.0549	-0.1593 -1.0254 0.6908 0.0096	1.2722 -1.4060
	bias	-0.0295 0.0327		-0.0434
n	weight	0.4030 0.9451 -0.1751 -0.1208	-0.4216 -0.9794 0.1777 0.1269	1.1540 -1.2198
	bias	0.1368 -0.1530		-0.0286

6. 결론 및 토의

함수특성곡선은 불포화 지반 정수를 유도하는 데 유용한 정보로 평가된다. 따라서 본 연구에서는 특히 국내 풍화토를 대상으로 하여 기본적인 물성들이 미치는 영향을 평가하여 보다 쉽고 정확한 추정법을 제공하기 위한 연구를 수행하였다.

(1) 신경망 모델을 통해 함수특성곡선 식의 계수(s, a, n)를 추정하는 방법을 이용하여 국내 화강풍화토의 함수특성곡선을 합리적으로 추정할 수 있는 방법을 제안하였다.

(2) 함수특성곡선의 실험결과를 수정된 Fredlund 식에 적합(fitting)시켰을 때, 식의 계수 중 계수 m은 국내 화강풍화토에 대한 실험결과에 대하여 1.7로 적용할 수 있었다.

(3) 실험결과를 Fredlund와 Xing이 제안한 식에 적합(fitting)한 결과 얻어진 함수특성곡선식의 계수들에 영향을 미치는 기본물성인 시료의 입도분포, 간극비, 다짐함수비를 신경망 모델의 입력자료로 적용하여, 기본물성들과 계수들과의 상관관계를 신경망의 가중치(weights와 biases)로 얻을 수 있었다.

(4) 실험결과를 바탕으로 얻어진 신경망 모델의 가중치와 전달함수(transfer function)를 이용하여 기본물성으로부터 함수특성곡선을 추정하여 실험결과와 비교해본 결과, 다른 흙의 실험결과를 바탕으로 개발된 추정방법들의 결과에 비해 보다 정확한 예측결과를 보였다.

(5) 본 연구에서는 실험 대상 시료들의 물성(입도분포, 다짐함수비, 간극비)들이 미치는 영향을 효과적으로 관찰하기 위하여 시료 제작 과정에서 이러한 물성들을 인공적으로 조성하여 실험을 수행하였기 때문에 비슷한 물성들의 많은 실험자료들에 비해 훨씬 양질의 자료로 활용될 수 있었다고 판단된다. 즉, 많은 실험 자료를 갖고 있다해도 비슷한 물성을 가진 시료들 사이에서 변하는 SWCC의 특성은 크지 않아 오히려 error를 유발시키는 역할을 할 수도 있을 것이다. 많은 실험 자료를 확보하는 것이 일차적으로 필요한 작업임은 분명한 사실이지만 이와 함께 실험 자료의 질이 확보되는 것이 반드시 필요할 것이므로 본 연구과정에서는 시료의 기본 물성 변화에 따른 실험 자료를 확보함과 동시에 일반화 기법을 도입하여 상대적으로 적은 실험자료의 약점을 보완할 수 있었다고 사료된다. 하지만 본 연구결과는 화강풍화토를 대상으로 한 실험 자료를 사용하였으므로 적용 대상은 화강풍화토로 제한되는 것이 바람직할 것으로 판단된다.

(6) 국내의 화강풍화토에 대하여 앞으로 보다 많은 실험이 수행되어 양질의 실험 결과가 축적되어진다면 신경망 모델을 이용한 예측방법이 보다 개선되어질 것으로 사료된다.

(7) 본 연구에서 제시되어진 화강풍화토에 대한 함수특성곡선을 보다 간편하게 예측하는 방법은 이와 같은 지반재료로 이루어진 많은 지반구조물의 불포화 개념의 해석을 보다 용이하게 이끌 수 있을 것으로 기대된다.

(8) 본 연구에서 화강풍화토를 대상으로 고려한 기본물성인 입도분포 중 세립분 함유량, 조립분의 함유량, 다짐함수비, 간극비 이외에도 화강풍화토의 광물 조성을 비롯하여 보다 많은 인자들을 대상으로 더 많은 기본 물성과 광물 조성 등을 변화시켜가며 그 영향을 파악하는 연구가 더 필요할 것으로 사료된다.

감사의 글

본 연구는 과학기술부가 선정한 스마트 사회기반시설 연구센터(SISTEC, 생산기반분야 / ERC)의 연구비

지원으로 수행된 것으로 이에 감사드립니다.

참 고 문 헌

1. 신은철, 이학주, 오영인 (2004), "불포화 준설매립 지반의 흙-수분 특성곡선 및 불포화 투수계수 예측", 한국지반공학회논문집, 제20권, 1호, pp.109-120.
2. 이성진 (2004), "화강풍화토의 불포화 전단강도 및 함수특성곡선 산정에 관한 연구", 공학박사 학위논문, 한국과학기술원.
3. 이인모, 이형주, 김기섭, 김영욱 (2000), "체적이 변하는 흙의 흙-수분 특성곡선식 개발 비교", 한국지반공학회논문집, 제16권, 6호, pp.15-21.
4. Arya, L. M. and Paris, J. F. (1981), "A physico-empirical model to predict the soil moisture characteristic from particle size distribution and bulk density data", *Soil Science American Journal*, Vol.45, pp.1023-1030.
5. Brooks, R. H, and Corey, A. T. (1964), "Hydraulic properties of porous media", *Colorado State Univ. Hydrol. Paper*, No.3, pp.27.
6. Gardner, W. (1956), "Mathematics of isothermal water conduction in unsaturated soils", *High way Research Board Special Report 40 International Symposium on Physico-Chemical Phenomenon in Soils*. Washington D.C. pp.78-87.
7. Hagan, M. T, Demuth, H. B. and Beale. M. (1996), "Neural Network Design", PWS publishing company.
8. van Genuchten, M. T. (1980), "A closed form equation for prediction the hydraulic conductivity of unsaturated soils", *Soil Science Society America Journal*, Vol.44, pp.892-898.
9. Fredlund, M. D., Wilson, G. W. and Fredlund, D. G. (1997), "Prediction of the soil water characteristic curve from the grain size distribution curve", *Proceedings of the 3rd Symposium on Unsaturated Soil*, Rio de Janeiro, Brazil, April 20-22, pp.13-23.
10. Fredlund, D. G., Xing, A., and Huang, S. (1994), "Predicting the permeability function for unsaturated soils using the soil-water characteristic curve", *Canadian Geotechnical Journal*, 31, pp.533-546.
11. Rafiq M.Y., Bugmann G. and Easterbrook, D.J. (2001), "Neural network design for engineering applications", *Computers and Structures*, 79, pp.1541-1552.
12. Rawls, W. J. and Brakensiek, D. L. (1985), "Prediction of soil water properties for hydrologic modeling", In E.B. Jones and T.J. Ward (Eds). Watershed Management in the Eighties. Proc. Of Symp. Sponsored by Comm. On Watershed Management, I&D Division, ASCE Convention, Denver, Co, April 30-May 1, pp. 293-299.
13. Scheinost, A. C., Sinowski, W. and Auerswald, K. (1996), "Regionalization of soil water characteristic curves in a highly variable soil scape", I. Developing a new pedotransfer function, Geoderma, Vol.78, pp.129-143.
14. Sillers, W. (1997), "The mathematical representation of the soil water characteristic curve", M.Sc. thesis, University of Saskatchewan, Saskatoon, Canada.
15. SoilVision (1996), version 3.0 2nd Edition, SoilVision System Ltd., Saskatoon, Saskatchewan, Canada.
16. Tyler, S. W. and Wheatcraft, S. W. (1989), "Application of fractal mathematics to soil water retention estimation", *Soil Science Society American Journal*, Vol.53, No.4, pp.987-996.
17. Vereecken, H., Maes, J. Feyen, J. and Darius, P. (1989), "Estimating the soil moisture retention characteristic from texture, bulk density, and carbon content", *Soil Science*, Vol.148, No.6, pp.389-403.

(접수일자 2004. 4. 27, 심사완료일 2004. 12. 19)