

CLSM의 플로우 및 일축압축강도 예측을 위한 인공신경망 적용

Application of Artificial Neural Networks for Prediction of the Flow and Strength of Controlled Low Strength Material

임 중 구¹ Lim, Jong-Goo
김 연 중² Kim, Yeon-Joong
천 병 식³ Chun, Byung-Sik

Abstract

The characteristics of flow and strength of CLSM depend on the combination ratio including the fly ash, pond ash, cement, water quantity and etc. However, it is very difficult to draw the mechanism about the flow, strength and the mixing ratio of each components. Therefore, the method of calculation drawing the flow about the component ratio of CLSM and compression strength value is needed for the valid practical use of CLSM. To verify the efficiency of artificial neural network, new data which were not used for establishing the model were predicted and compared with the results of laboratory tests. In this research, it was used to evaluate the learning efficiency of the artificial neural network model and the prediction ability by changing the node number of hidden layer, learning rate, momentum, target system error and hidden layer. By using the results, the optimized artificial neural network model which is suitable for a flow and compressive strength estimate of CLSM was determined.

요 지

CLSM의 플로우 및 강도특성은 비회, 매립회, 시멘트, 수량 등과 같은 배합비에 크게 의존하므로, 각 구성요소들의 배합비와 플로우 및 강도값에 대한 역학적 관계를 정량적으로 도출하기가 현실적으로 매우 어렵다. 따라서 CLSM의 구성성분 비율에 대한 플로우 및 압축강도값을 도출할 수 있는 산정방법이 필요하다. 이에 본 연구에서는 인공신경망 학습을 통해 플로우 및 일축압축강도를 실험을 통하지 않고 인공신경망을 이용하여 CLSM의 플로우 및 일축압축강도를 예측하고자 한다. 본 연구에 사용한 인공신경망모델에는 BPNN 학습 알고리즘을 적용, 인공신경망 학습효율 및 예측능력에 영향을 미치는 은닉층, 모멘텀상수, 목표시스템 오차값, 은닉층의 노드 수와 학습률을 변화시키면서 학습하여 각각의 변화에 따른 인공신경망 모델의 학습효율 및 예측능력을 평가하고 인공신경망의 유효성 검증을 위해 모델 구축 시에 사용하지 않은 새로운 자료에 대해 예측을 실시하여 실내실험 결과와 비교하여 이를 기준으로 CLSM의 플로우 및 압축강도 산정에 적합한 최적인공신경망 모델을 제안하였다.

Keywords : CLSM, Unconfined Compressive strength, Flow, Artificial Neural network

1. 서 론

정부는 2008년 주요 정책으로 저탄소 녹색성장을 제

시하였고, 에너지, 환경관련 기술과 산업 등에서 미래 유망품목과 신기술을 개발하기 위해 총력을 기울이고 있다. 그러나 에너지 관련 부문에서는 현 전력시스템을

1 한양대학교 대학원 건설환경공학과 석사과정 졸업 (Graduate Student, Dept. of Civil and Environmental Eng., Hanyang Univ.)

2 한양대학교 대학원 건설환경공학과 박사과정 (Member, Ph. D. Candidate, Dept. of Civil and Environmental Eng., Hanyang Univ.)

3 정회원, 한양대학교 건설환경공학과 교수 (Member, Prof., Dept. of Civil and Environmental Eng., Hanyang Univ., hengdang@unitel.co.kr, 교신저자)

* 본 논문에 대한 토의를 원하는 회원은 2011년 7월 31일까지 그 내용을 학회로 보내주시기 바랍니다. 저자의 검토 내용과 함께 논문집에 게재하여 드립니다.

대체하여 본격적으로 상용화되기는 어려운 실정이기 때문에 당분간 국내 전력의 대부분은 화력발전과 원자력발전이 차지하는 실정이다. 특히 화력발전의 경우 국내 발전량의 65% 정도를 차지하며 발전소에서 부산되는 석탄회는 약 600만톤이며, 2010년 석탄회 예상발생량은 약 736만톤으로 추정되며 추가적으로 11기의 화력발전기(500MW급)가 건설 예정에 있어 석탄회 매립량은 증가될 것으로 전망된다. 그러나 우리나라 회매립장에는 많은 석탄회가 폐기 매립되어 있다. 따라서 꾸준히 발생하는 석탄회를 효율적으로 이용할 수 있는 기술이 확보된다면 자원의 재활용 및 매립에 사용되는 예산을 절약하는 경제적인 효과를 기대할 수 있다.

현재 석탄회를 재활용할 수 있는 용도는 시멘트원료, 레미콘 혼화재, 성·복토용 등으로 사용범위가 한정되어 있다. 발생하는 석탄회중 비회는 많은 연구로 90% 이상이 정제되어 재활용되지만 매립회는 대부분 재활용되지 못하고 회사장에 매립되는 실정이다.

본 연구에서는 석탄회를 재활용하여 개발된 CLSM(controlled low strength material)의 강도특성은 비회, 매립회, 시멘트, 함수량 등과 같은 배합비에 크게 의존하므로, 각 구성성분들의 혼합비율과 플로우 및 일축압축강도값에 대한 관계를 도출할 수 있는 적절한 산정방법이 필요하다. 이에 본 연구에서는 최근 지반공학분야에서 다양하게 적용되는 인공신경망 기법을 통해 CLSM의 플로우 및 일축압축강도 예측에 적용하고자 한다.

2. 이론적배경

2.1 CLSM의 특성

CLSM은 저강도 콘크리트 개념을 지반공학에 적용하

여 만들어지는 것으로 CLSM, 강도조절 채움재, 다짐조절 채움재, 유동성 플라이애쉬 등으로 불린다.

CLSM은 기존의 모래 혹은 토사 뒷채움재에 비하여 자기수평능력, 자기다짐, 유동성, 인위적인 강도조절, 시공 후 재굴착 용이, 채움재품질의 균일, 시공과정의 단순화 등 많은 다른 장점을 가지고 있다. 또한, 충분한 양생이 이루어진 후에는 모래 혹은 토사로 뒤채움시보다 동결융해, 침식, 수축, 외부 하중에 의한 침하 등에서 적응성이 훨씬 뛰어나다(최남훈, 2004).

ACI Committee 116R(2000)에서는 유동성채움재는 재령 28일 압축강도가 1200psi(8.4MPa)이하를 갖는 재료로 정의하고 있다. 그러나 향후 재굴착이 예상되는 경우에는 압축강도가 150psi(1.05MPa)이하가 되어야 한다.

CLSM의 강도 기준은 재굴착을 수행하는 경우와 굴착이 없는 경우 두 가지로 분류할 수 있다. 재굴착을 수행하는 경우는 백호 등과 같은 굴착 장비를 이용하며 이때 필요한 최소한의 강도를 ASTM(1997)에서는 약 200psi(1.38MPa)로 규정하고 있다. 또한 Sumio Horiuchi(1996)은 인공섬 축조시 필요한 강도를 122psi(0.840MPa)로 산정한 바 있다. 선행연구자들의 CLSM 적용강도를 조사하여 표 1에 나타내었다.

일축압축강도는 CLSM을 평가하는데 가장 중요한 공학적 특성으로 굴착이 가능anz기를 판단할 수 있는 기준이 되며, 본 연구에서는 일축압축강도의 기준을 굴착이 가능한 1.0MPa 로 정하였다.

또한, CLSM을 평가하는 중요한 공학적 특성중 하나는 플로우이다. 플로우 시험은 CLSM의 콘시스턴시(consistency) 또는 유동성을 파악하기 위한 시험이다. 플로우 시험은 ASTM D 6103에 의거하여 실시되었으며 제조된 CLSM 시료를 직경 75mm, 높이 170mm인 원형 실린더에 채우고 실린더를 들어 올린 후, 퍼진 CLSM의

표 1. CLSM의 재령 28일축압축강도

연구자	일축압축강도
Edward T. Harrigan(2008)	• 350~1,000kPa(51~145psi)
NRMCA(1995)	• 굴착시 : 1,034kPa(150psi) 이하 • 비굴착시 : 1,034kPa(150psi) 이상
N. Rajendran(1994)	• 2,068kPa (300psi) 이하
ASTM(1997)	• 기계굴착시 : 1,380kPa(200psi) • 인력굴착시 : 345kPa(50psi)
Tarun R. Naik, Rudolph N. Kraus(2002)	• 28일 강도 : 620~1,310kPa(90~190psi)
Amster K. Howard, Jennifer L. Hitch(1999)	• 28일 강도 : 500kPa(73psi) 이상
Sumio Horiuchi(1996)	• 경량 성토재 : 490kPa(71psi) • 인공섬 구축 : 840kPa(122psi)

장반경과 단반경을 측정하여 평균을 구하였다. 미 교통 연구부(transportation research board)에서 발행한 NCHRP report 597(2008)를 비롯한 ACI Committee에서는 CLSM의 플로우 기준으로 20cm 이상으로 정하고 있으며 따라서 본 시험에서도 유동성을 확보하기 위한 기준을 20cm로 선정 하였다.

2.2 인공신경망

2.2.1 개요

생물학적으로 뇌는 뉴런(neuron)이라 불리는 수많은 요소들이 복잡하게 연결되어 구성되어 있으며, 이러한 뉴런들은 3가지 주요한 성분들, 즉 수상돌기(dendrite), 세포체(cell-body), 축삭돌기(axon)등을 갖고 있다. 그리고 이들의 접촉점은 시냅스라 하며 이는 어떤 자극에 대한 반응을 다른 뉴런에 전달해 주는 역할을 한다. 즉 복잡한 화학작용에 의해 결정된 각각의 시냅스의 강도와 뉴런들의 배열들에 의해 신경망은 이루어진다. 이러한 신경망을 공학적인 문제에 이용하기 위해 1943년 McCulloch와 Pitts는 수학적인 모델을 제안했다.

신경망의 처리에는 외부에서 오는 신호를 받아들여 각 신호에 가중치를 곱하여 더한 값을 액티베이션 함수를 거쳐 다른 신경망으로 보낸다. 신경망의 활성화 함수는 여러 가지가 있으며, 최근에는 신경망에서 전이함수로는 비선형 함수들이 사용되며, 특히 시그모이드(sigmoid) 함수가 많이 사용되고 있다. 그러나 신경망의 동적반응을 결정하는 활성화 함수의 종류는 시그모이드함수 뿐만 아니라 로그함수, 선형함수가 있으며, 특별한 경우에는 가우스함수를 쓰기도 한다(김인수, 2002).

2.2.2 역전파 학습 알고리즘

BPNN(back propagation artificial neural network) 모델은 입력층의 각 유닛에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유닛에서 변환되어 중간층에 전달되고 최후의 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 목표값을 비교하여 오차를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해나간다. 역전파 신경망은 학습단계와 예측단계로 구분할 수 있다. 학습단계는 역전파 학습알고리즘에 의해서 수행되는데 즉 신경망의 입력패턴에 따라 각 처리소자의 입력치와 전달함수를 이용해서 출력을 산출하는 전방향처리 과정과 목표값과 출력값의

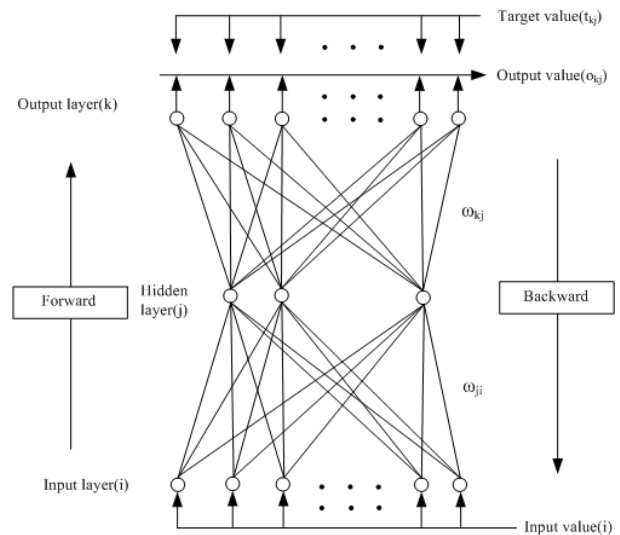


그림 1. 역전파 학습알고리즘 모식도(박도경, 2005)

차이를 역으로 진행시키면서 오차가 최소가 되도록 연결 강도를 변화, 조절하는 역방향처리 과정이 있다(김영수, 2003). 그림 1은 역전파 학습 알고리즘의 모식도이다.

3. 인공신경망의 적용

3.1 입력자료

인공신경망을 이용한 CLSM의 플로우 및 압축강도 예측 시스템을 구축하기 위해서는 플로우 시험 결과, 일축 압축강도 시험 결과, 인공신경망 시스템 등이 필요하다. 그러므로 본 연구에서 인공신경망 시스템을 구축하는데 사용된 데이터는 실내실험을 통하여 얻어진 플로우값과 재령 28일의 일축압축강도를 입력자료로 사용하였다. 총 60개의 데이터중 학습에는 45개의 데이터를 사용하였고 검증에는 15개의 데이터를 사용하였다. 사용된 입력자료 들은 비회, 매립회, 함수량, 시멘트량을 사용하였는데, CLSM의 플로우 및 강도특성이 비회, 매립회, 시멘트, 함수량의 혼합비율에 크게 의존하므로 입력변수로 선정하였다. 출력값은 CLSM의 플로우와 일축압축강도를 선정하였다. 본 연구에 사용된 자료들의 배합비 및 플로우와 일축압축강도 값을 각각 표 2와 표 3에 나타내었다.

3.2 학습

CLSM의 플로우 및 압축강도 예측을 위하여 BPNN 학습 알고리즘을 이용한 인공신경망으로서 입·출력층과 은닉층의 구조, 학습율 및 모멘텀상수로 표현되는 학

표 2. 학습에 사용된 CLSM의 배합비 및 플로우, 일축압축강도

공시체종류	재료	매립회 (%)	비회 (%)	함수량 (%)	시멘트량 (%)	일축압축강도 (28일)kPa	플로우 (cm)
case1		0	64	31	5	814	21
case2		0	62	30	7	1,347	16
case3		0	62	30	8	1,939	18
case4		0	62	33	5	687	29
case5		0	61	32	7	1,093	23
case6		0	60	32	8	1,621	23
case7		0	61	34	5	467	30
case8		0	60	34	6	785	29
case9		0	59	33	8	1,102	27
case10		19	45	31	5	1,497	27
case11		19	44	31	6	1,555	25
case12		19	43	30	8	2,206	21
case13		19	43	33	5	819	29
case14		18	43	32	7	1,115	27
case15		18	42	32	8	1,984	20
case16		18	43	34	5	820	36
case17		18	42	34	6	1,314	30
case18		18	41	33	8	1,642	25
case19		32	32	31	5	1,382	24
case20		31	31	31	7	2,130	26
case21		31	31	30	8	2,768	23
case22		31	31	33	5	1,134	30
case23		31	31	32	6	1,382	30
case24		30	30	32	8	2,242	30
case25		31	31	34	4	952	32
case26		30	30	34	6	1,259	32
case27		30	30	33	7	2,477	32
case28		45	19	31	5	1,250	22
case29		44	19	30	7	2,127	25
case30		43	19	30	8	2,521	24
case31		44	19	32	5	899	26
case32		43	19	32	6	1,745	27
case33		42	18	32	8	2,524	29
case34		43	18	34	5	873	35
case35		42	18	34	6	1,813	29
case36		41	18	33	8	2,185	28
case37		64	0	31	5	65	18
case38		63	0	30	7	75	24
case39		62	0	30	8	85	20
case40		62	0	33	5	66	18
case41		61	0	32	7	156	18
case42		60	0	32	8	278	16
case43		61	0	34	5	109	16
case44		60	0	34	6	329	14
case45		59	0	33	8	471	11

습상수 및 시스템 오차값 등으로 구성되어있으며 이러한 구성요소들은 학습효율 및 추론 능력에 영향을 미친다(Eberhart & Dobbins, 1990).

본 연구에서는 예비학습을 통하여 결정계수가 0.5 이

상인 은닉층은 2, 3개, 모멘텀상수는 0.8, 0.9, 목표시스템 오차값 0.01, 0.001, 은닉층의 노드 수는 4, 6, 8과 학습률은 0.2, 0.3으로 제한하였으며 이러한 학습인자들을 변화시키면서 학습 횟수는 최대 100,000번을 학습하여

표 3. 검증에 사용된 CLSM의 배합비 및 플로우, 일축압축강도

공시체종류	재료	매립회 (%)	비회 (%)	함수량 (%)	시멘트량 (%)	일축압축강도 (28일)kPa	플로우 (cm)
case1		34	29	31	6	985	29
case2		35	28	30	7	1,334	30
case3		34	27	31	8	1,526	32
case4		36	27	32	5	719	32
case5		29	34	31	6	1,008	31
case6		28	35	30	7	1,689	29
case7		27	34	31	8	1,723	30
case8		33	36	32	5	908	32
case9		33	31	29	7	1,847	32
case10		33	30	29	8	2,113	31
case11		38	29	29	9	2,711	24
case12		38	24	33	5	746	31
case13		38	22	33	7	1,366	32
case14		38	20	33	9	1,622	32
case15		22	38	33	7	1,082	31

표 4. 인공신경망 학습결과

모델	은닉층	은닉층의 노드 수	학습률	모멘텀 상수	목표오차	학습시간 (M:S)	학습횟수
1	2	8	0.2	0.8	0.001	4:31	16,984
2	2	4	0.2	0.8	0.001	32:31	100,000
3	3	4	0.2	0.8	0.001	19:18	64,989
4	2	4	0.2	0.7	0.001	32:46	100,000
5	2	4	0.3	0.8	0.001	27:11	100,000
6	2	8	0.3	0.8	0.001	3:10	12,017

총 48개의 인공신경망을 GDAP 2005 소프트웨어를 이용하여 수행하였다. 그리고 활성화함수로는 시그모이드 함수를 사용하였다. 시그모이드 함수는 미분 가능한 비선형 함수로서 미분식이 간단한 장점으로 인해 활성화 함수로 많이 사용된다. 각각의 모델에 따른 인공신경망 모델의 학습효율 및 예측능력을 평가하고 이를 기준으로 CLSM의 플로우 및 압축강도 산정에 적합한 최적인공신경망 모델을 결정하였다.

총 48개의 인공신경망 모델 중 실내실험결과와 인공신경망에 의한 예측결과를 비교하여 결정계수(R^2)가 높게 나타난 구조를 택하였으며, 학습결과가 우수한 모델 6개에 대한 학습결과만 분석에 사용하고 결과를 요약하여 표 4에 나타내었다.

3.3 최적 인공신경망 모델

CLSM의 플로우 및 압축강도 예측을 위한 최적 인공

신경망 모델을 선정하기위해 각각의 모델을 대상으로 예측값에 대한 검증을 위해 플로우 및 압축강도의 실험값을 이용하여 비교·분석 하였다. 학습과정에서 얻어진 예측결과와 실험결과와의 결정계수(R^2)값이 그림 2에 나타나 있다. 시험자료들에 대한 학습과정에서 모델 1의 일축압축강도의 결정계수는 0.96, 플로우값은 결정 계수가 0.91, 모델 2는 각각 0.93, 0.89, 모델 3은 각각 0.93, 0.91, 모델 4는 각각 0.95, 0.92, 모델 5는 각각 0.96, 0.89, 모델 6은 각각 0.95, 0.92로 높은 상관관계를 보였다. 그러나 모델 2, 4, 6 최대 학습횟수 100,000번에서 학습이 중단되었으므로 학습결과를 신뢰하기가 어렵다고 판단 된다.

인공신경망의 학습에 사용한 자료를 이용하여 재 추론한 결과 결정계수(R^2)값이 모두 0.90 이상으로 매우 뛰어난 예측능력을 보였으나, 일부 모델에서는 학습횟수 100,000번에서 학습이 중단되었다. 학습결과 결정계수값이 각각 0.89, 0.93 이상으로 높은 상관관계를 보였

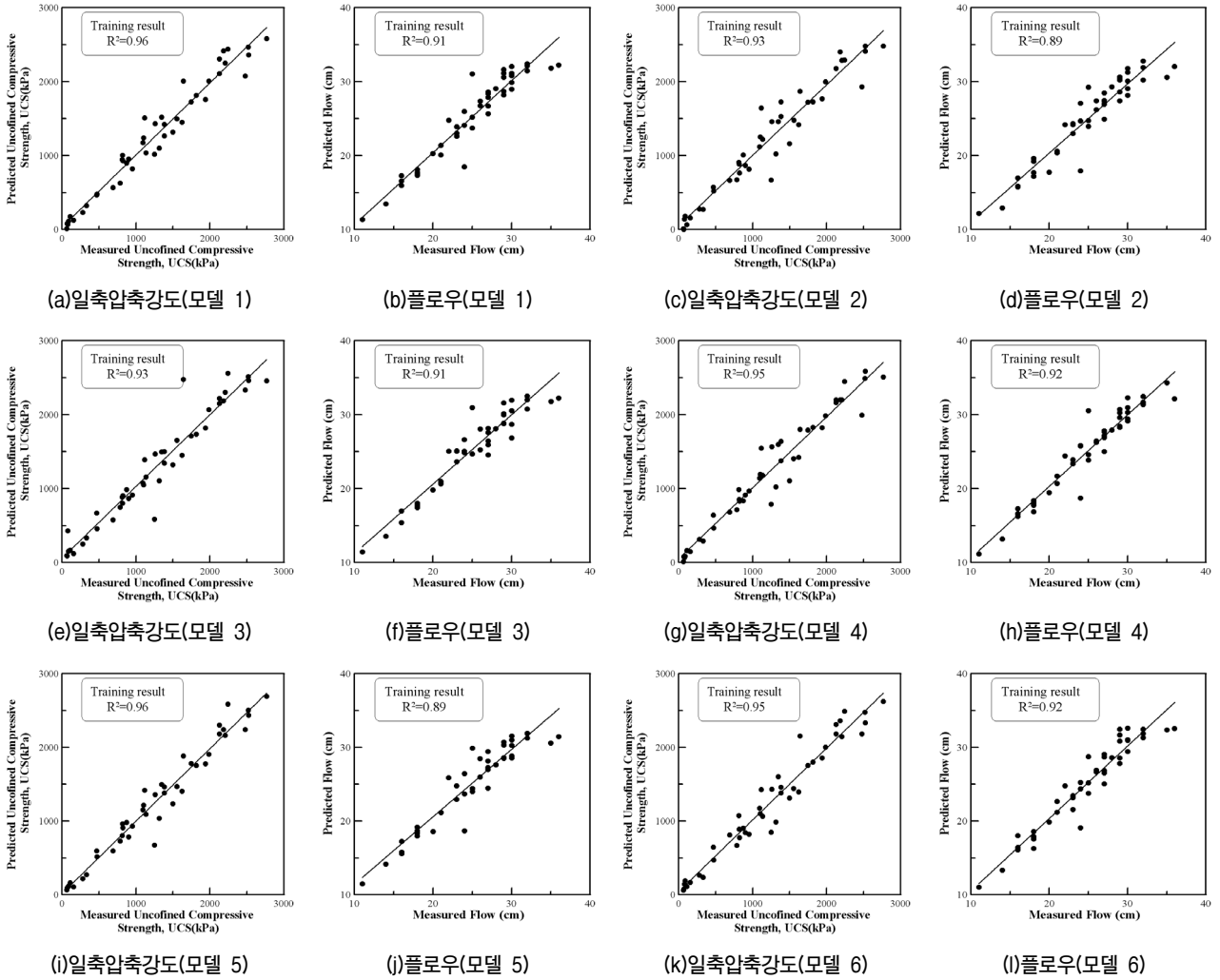
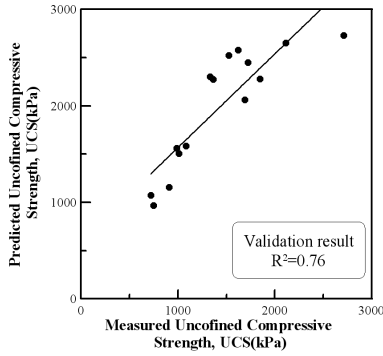


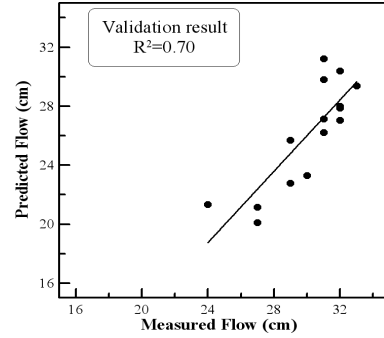
그림 2. 학습결과와 실험결과의 비교

표 5. 인공신경망모델을 이용한 플로우 및 압축강도 예측값과 실험값

공시체 종류	예측값		실험값	
	일축압축강도 (28일)kPa	플로우(cm)	일축압축강도 (28일)kPa	플로우(cm)
case1	1,563	25.7	985	29
case2	2,303	23.3	1,334	30
case3	2,525	27.1	1,526	32
case4	1,075	27.9	719	32
case5	1,504	26.2	1,008	31
case6	2,063	22.8	1,689	29
case7	2,448	27.2	1,723	30
case8	1,155	29.4	908	32
case9	2,279	20.1	1,847	32
case10	2,652	21.2	2,113	31
case11	2,731	21.3	2,711	24
case12	9,68.6	29.8	746	31
case13	2,276	30.4	1,366	32
case14	2,577	28	1,622	32
case15	1,585	31.2	1,082	31



(a) 일축압축강도 예측결과 비교



(b) 플로우 예측결과 비교

그림 3. 최적인공신경망을 이용한 예측값과 실험값의 비교

다. 모델 1의 결정계수값이 각각 0.91, 0.96으로 좋은 학습결과를 보여 모델 1이 가장 적합한 모델로 판단된다.

4. 실내실험값과 최적 인공신경망을 이용한 예측값의 검증

최적 인공신경망 모델(은닉층 2, 은닉층의 노드 수 8 학습율 0.2 모멘텀 상수 0.8)을 이용하여 예측된 플로우 및 일축압축강도값의 결정계수값이 각각 0.70, 0.76의 예측능력을 보였으며 다음과 같은 적용범위에서 비회와 매립회의 혼합비(30:70~70:30), 시멘트량(5~8%), 함수량(29~35%) 활용 가능할 것으로 분석되었다. 이와 같은 범위에서 임의의 CLSM 배합비에 대한 플로우 및 일축압축강도를 추정하기위해 공시체를 직접 제작하여 시험을 수행하지 않더라도 인공신경망 모델을 이용함으로써 석탄회를 이용한 CLSM의 플로우 및 일축압축강도 값을 합리적으로 예측할 수 있다고 판단된다.

5. 결론

본 연구에서는 석탄회를 이용한 CLSM의 배합비에 따른 플로우 및 일축압축강도를 예측하기 위하여 실험 결과 데이터를 인공신경망 학습에 이용하여 CLSM의 플로우 및 일축압축강도값을 예측하였으며, 실내실험값과 비교하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) CLSM에 대하여 수행된 플로우 및 일축압축강도 실내실험의 자료를 바탕으로 사용하였으며, 인공신경망 예측시 사용된 입력자료들은 비회, 매립회, 수량, 시멘트량의 중량비를 사용하였으며, 은닉층, 모멘텀

상수, 목표시스템 오차값, 은닉층의 노드 수와 학습률을 변화시키면서 학습하였다.

- (2) CLSM에 대한 플로우 및 일축압축강도 실내실험결과를 바탕으로 45개 데이터를 이용한 인공신경망의 학습결과 결정계수값이 각각 0.89, 0.93 이상으로 높은 상관관계를 보였다. 모델 1(은닉층 2, 은닉층의 노드 수 8 학습율 0.2 모멘텀 상수 0.8)의 결정계수값이 각각 0.91, 0.96으로 좋은 학습결과를 보여 가장 적합한 모델로 판단된다.
- (3) CLSM의 플로우 및 일축압축강도값을 예측하기 위하여 구축된 최적 인공신경망 모델을 이용한 예측값과 실험값의 비교 결과, 플로우 및 일축압축강도값의 결정계수값이 각각 0.70, 0.76으로 나타났으며, 다음과 같은 적용범위에서 비회와 매립회의 혼합비(30:70~70:30), 시멘트량(5~8%), 함수량(29~35%)일 때 활용이 가능한 것으로 분석되었다.
- (4) 위에서 제시된 범위에서 임의의 CLSM의 배합비에 대한 플로우 및 일축압축강도를 추정하기위해 공시체를 직접 제작하여 시험을 수행하지 않더라도 인공신경망 모델을 이용함으로써 석탄회를 이용한 CLSM의 플로우 및 일축압축강도 값을 합리적으로 예측할 수 있다고 판단된다. 보다 다양한 배합비에 대한 시험자료가 추가적으로 인공신경망 해석에 적용된다면 보다 신뢰성 있는 석탄회를 이용한 CLSM의 플로우 및 일축압축강도 추정이 가능할 것으로 판단된다.

참고 문헌

1. 김인수, 이종현, 양동석, 박선규 (2002), “신경망을 이용한 콘크리트

- 트 배합요소 및 압축강도 추정”, *한국콘크리트학회 논문집* 14권 4호, pp.458-459.
2. 김영수, 김동락, 이상용, 히노영 (2003), “인공신경망을 이용한 암석의 강도예측”, *대한토목학회 정기 학술대회*, pp.4747-4748.
 3. 박도경 (2005), “인공신경망 모형을 이용한 강섬유 보강 철근콘크리트 보의 전단강도 추정”, *대한건축학회 논문집* 21권 11호, pp. 136.
 4. 최남훈 (2004), *현장 발생토 CLSM을 이용한 지하매설관의 거동 특성 분석*, 한양대학교 공학대학원 석사학위논문, pp.17-20.
 5. ACI Committee 116, “*Cement and Concrete Terminology (ACI 116R-00)*”, American Concrete Institute, Farmington Hills, MI, 2000, 73 pp.
 6. ASTM (1995), *Standard Test Method for Preparation and Testing of Soil-Cement Slurry Test Cylinders*, ASTM Designation. D 4832-88.
 7. ASTM (1997), *Standard Test Method for Flow Consistency of Controlled Low Strength Material*, ASTM Designation. D 6103-04.
 8. Amster K. Howard, Jennifer L. Hitch (1999), “*The design and application of controlled low-strength materials (flowable fill)*”, ASTM international, pp.156-162.
 9. Eberhart, R. C. Dobbins R. W. (1990), *Neural network PC tools; A Practical Guide*, Academic Press, pp.414.
 10. NCHRP report597 (2008), *Development of a Recommended Practice for Use of Controlled Low-Strength Material in Highway Construction*, Transportation Research Board of The national Academics. pp.7.
 11. N. Rajendran (1994), *Controlled Low Strength Materials (CLSM)*, Reported by ACI Committee 229, Department of Energy, 229R-2.
 12. NRMCA (1995), *Guide Specification for Controlled Low Strength Materials (CLSM)*, National Readymixed Concrete Association, pp. 5-7.
 13. McCulloch, W. S. and Pitts, W. H. (1943). “*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*”, Bulletin of Mathematical Biophysics, 5:115-133.
 14. Sumio Horiuchi (1996), “*석탄회 해수매립 활용에 관한 연구*”,堀内澄夫 pp.97-131.
 15. Tarun R. Naik, Rudolph N. Kraus (2002), *Properties of Flowable Slurry Containing Wood Ash* Report No. CBU-2002-14 pp.5-9.

(접수일자 2010. 6. 14, 심사완료일 2010. 11. 4)