

재료 물성치의 불확실성을 고려한 포장구조체의 건전성 평가

Integrity Assessment of Asphalt Concrete Pavement System Considering Uncertainties in Material Properties

이진학* · 김재민** · 김영상*** · 문성호****

Jin-Hak Yi · Jae-Min Kim · Young-Sang Kim · Sung-Ho Moon

ABSTRACT

Structural integrity assessment technique for pavement system is studied considering the uncertainties among the material properties. The artificial neural networks technique is applied for the inverse analysis to estimate the elastic modulus based on the measured deflections from the FWD test. A computer code based on the spectral element method was developed for the accurate and fast analysis of the multi-layered soil structures, and the developed program was used for generating the training and testing patterns for the neural network. Neural networks was applied to estimate the elastic modulus of pavement system using the maximum deflections with and without the uncertainties in the material properties. It was found that the estimation results by the conventional neural networks were very poor when there exist the uncertainties and the estimation results could be significantly improved by adopting the proposed method for generating training patterns considering the uncertainties among material properties.

Keywords: *FWD test, Asphalt Concrete Pavement System, Neural Networks Technique, Latin Hypercube Sampling, Material Uncertainty*

1. 서론

아스팔트 포장구조체의 건전성 평가를 위하여 일반적으로는 일정한 질량의 추를 낙하시키고, 등간격으로 설치된 계측센서를 이용하여 처짐을 계측하는 FWD (Falling Weight Deflectometer) 시험을 많이 수행하고 있으며, 또한 FWD 시험의 건전성 평가 성능을 개선하기 위한 연구가 꾸준히 수행되어져 오고 있다(김수일 등 2001, 최석명 등 2002). 기존의 상용 FWD 시스템의 경우 DB 기반의 회귀분석 방법 및 반복 최적화 방법 등을 이용하여 탄성계수를 추정하고 있으나, 이 연구에서는 최근 적용이 활발하게 이루어지고 있는 인공신경망 기법에 의한 포장구조체의 건전성 평가를 수행하였다. 기존의 연구에서는 탄성계수를 추정하기 위하여 층두께, 포와송비, 단위중량 등의 값을 알고 있는 것으로 고려하였으나, 실제 이러한 값을 정확하게 아는 것은

* 정회원, 한국해양연구원 연안개발연구본부 선임연구원, Email: yijh@kordi.re.kr

** 정회원, 전남대학교 건설환경공학부 교수, Email: jm4kim@jnu.ac.kr

*** 정회원, 전남대학교 건설환경공학부 교수, Email: geoyoskim@chonnam.ac.kr

**** 한국도로공사 도로교통기술원 포장연구그룹 책임연구원, Email: smun@freeway.co.kr

불가능하며, 따라서 이러한 기본 자료에는 어느 정도의 불확실성(uncertainty)이 포함되어 있다. 따라서 이 연구에서는 포장구조체의 탄성계수를 추정하는 경우, 탄성계수 외의 기본 재료물성치 및 층 두께에 포함되어 있는 불확실성의 최대치집에 대한 영향을 분석하고, 이러한 불확실성이 평가결과에 미치는 영향과 그 영향을 줄일 수 있는 방법에 관하여 연구를 수행하였다.

2. 이론적 배경

2.1 스펙트럴 요소법

다층지반구조에 대한 파동전달은 ABAQUS, ANSYS 등과 같은 범용 유한요소해석 프로그램을 이용하거나, 혹은 BISAR, CHEVRON, ELSYM5, WESLEA 등과 같은 특수해석 프로그램을 이용하여 다양하게 해석할 수 있다. 일반적으로 범용 프로그램을 이용하여 인공신경망의 훈련패턴을 작성하는 경우 계산시간이 과도하게 필요하며, WESLEA 등과 같은 특수프로그램의 경우 정확성이 다소 떨어지는 문제가 있다. 따라서 이 연구에서는 FWD 시험을 모사하기 위한 정해석(forward analysis) 프로그램으로 동적강성행렬법과 스펙트럴 요소법에 기초한 파동전달해석 프로그램인 WALS(Wave Analysis of Layered Soils)를 개발하였으며, 이를 이용하여 FWD 시험에 대한 수치시뮬레이션을 수행하고, 훈련패턴 및 시험패턴 등을 작성하였다(한국도로공사, 2006).

2.2 인공신경망

이 연구에서는 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron) 인공신경망을 이용하여 FWD 시험에 의한 포장구조체의 각 층에 대한 탄성계수를 추정하였다. 인공신경망의 학습을 위하여 오류역전파 알고리즘(error back-propagation algorithm)을 사용하였고, 신경망의 입력자료와 출력자료로는 각각 FWD 시험에 의한 7개 계측지점에서의 최대치집과 각 층의 탄성계수를 사용하였다.

일반적인 인공신경망의 학습방법 등은 여러 참고문헌에 제시가 되어 있으므로, 여기서는 인공신경망의 일반화능력(generalization capability)을 개선하여 입력자료에 포함되어 있는 오차의 영향을 줄일 수 있는 노이즈 첨가학습(Noise Injection Learning, NIL)과 함께 이 연구에서 제안한 재료물성치의 불확실성을 고려한 학습패턴의 작성에 대하여 정리하였다. NIL은 다음과 같이 i 번째 훈련패턴의 j 번째 입력자료 (x_{ij})에 임의의 노이즈(α)를 첨가하여 학습하는 것으로 이러한 NIL을 수행함으로써 계측자료에 노이즈가 포함되어 있더라도 신뢰성 있는 추정이 이루어 질 수 있도록 하였다 (Yun and Bahng 2000).

$$x_{ij} = f_j^{FWD}(\mathbf{p}_i, \mathbf{h}_i, \mathbf{E}_i, \boldsymbol{\rho}_i, \boldsymbol{\gamma}_i)(1 + \alpha) \quad (1)$$

여기서, \mathbf{p}_i , \mathbf{h}_i , \mathbf{E}_i , $\boldsymbol{\rho}_i$, $\boldsymbol{\gamma}_i$ 는 각각 i 번째 훈련패턴을 구성하기 위한 충격하중, 층 두께, 탄성계수, 단위중량, 감쇠비이며, 훈련패턴을 작성하는 과정에서 탄성계수만을 바꿔가며 추출하므로, $\mathbf{p}_i = \mathbf{p}$, $\mathbf{h}_i = \mathbf{h}$, $\boldsymbol{\rho}_i = \boldsymbol{\rho}$, $\boldsymbol{\gamma}_i = \boldsymbol{\gamma}$ 이다. 한편 함수 f_j^{FWD} 는 FWD 시험에 의하여 j 번째 계측센서에서 얻어지는 최대치집을 의미하고, α 는 $\alpha = N(0, \sigma_\alpha)$, (N : 정규분포함수)를 만족하는 난수이다. 그러나 이러한 노이즈 첨가학습은 입력자료에 포함되어 있는 계측오차만을 고려할 수 있으며, 재료물성치의 불확실성에 의한 영향을 완화시키기는 어렵다. 따라서 이 연구에서는 학습패턴을 작성하는 과정에서 다음과 같이 임의의 난수를 발생시켜 어느 정도 범위의 입력자료에 대해서는 같은 응답이 고려될 수 있도록 하였다.

$$x_{ij} = f_j^{FWD}(\mathbf{p}_i(1 + \beta_p), \mathbf{h}_i(1 + \beta_h), \mathbf{E}_i, \rho_i(1 + \beta_\rho), \gamma_i(1 + \beta_\gamma)) \quad (2)$$

여기서, β_k 는 $\beta_k = N(0, \sigma_{\beta_k})$ 를 만족하는 난수이다. 식 (2)가 식 (1)과 다른 점은 식 (1)이 신경망의 입력자료에 무작위 난수를 고려하는 반면, 식 (2)에서는 훈련패턴을 작성하는 과정에서 기본 입력 물성치에 난수를 고려하여 이러한 난수가 함수 f_j^{FWD} 의 입력값으로 고려되는 점이다.

3. 예제해석

3.1 대상 포장구조체

이 연구에서는 아스팔트 포장구조체의 여러 형식 중 다음 그림 1과 같이 AC 표층, 보조기층, 노상층, 기반암으로 구성된 일반적인 포장구조체를 대상으로 재료물성치의 불확실성을 고려한 신뢰성 해석 및 신경망 기법을 이용한 탄성계수 추정에 관하여 연구하였다. 대상 포장구조체는 표층으로부터 8m 이내에 기반암이 존재하여 이를 고려하여야 하는 경우로써, 각 층의 대표적인 재료물성치와 층 두께는 다음의 표 1과 같다. 한편 신경망의 훈련패턴 구성을 위하여 고려한 탄성계수의 범위는 기존의 여러 문헌자료를 바탕으로 표 1에서 제시한 바와 같이 AC 표층과 보조기층, 노상층에 대하여 각각 150~21000MPa, 150~750MPa, 그리고 35~210MPa의 일반적인 값을 고려하였다.

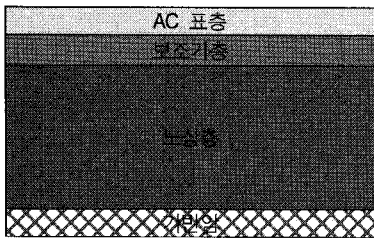


그림 1. 포장구조체 예제

표 1. 포장층의 대표 재료물성치 및 탄성계수의 범위

물성치 \ 층	AC표층	보조기층	노상층	기반암
단위중량(kg/m ³)	2350	2100	1900	2400
두께, H(m)	0.30	0.40	4.30	∞
탄성계수, E (MPa)	3500 (150-21000)	350 (150-750)	100 (35-210)	23040
포이송비	0.35	0.40	0.45	0.20
감쇠비	0.05	0.02	0.05	0.05

또한 포장구조체의 건전상태에 따른 신경망의 탄성계수 추정결과를 평가하기 위하여 다음의 표 2와 같이 총 네 가지 건전상태를 고려하였는데, 각 상태는 표에서 제시한 바와 같이 모든 층이 양호한 상태 (상태 I), 표층이 불량하여 표층의 탄성계수가 많이 감소한 상태 (상태 II), 보조기층이 불량한 상태 (상태 III), 그리고 노상층이 불량한 상태 (상태 IV)를 나타내고 있다.

다음의 그림 2는 표 2에서 제시한 포장구조체의 상태, 즉 건전한 상태(상태 I)에서부터 노상층이 불량인 상태(상태 IV)까지 각 건전상태에 따른 최대처짐곡선을 비교한 결과이다. 결과를 보면 가장 건전한 상태인 조건 I의 경우, $w_{1,max}$ 이 0.2mm 미만으로 가장 작은 값을 나타내고 있으며, 노상층의 상태가 불량한 조건 IV의 경우 가장 큰 최대처짐 $w_{1,max}$ 을 보여주고 있다. 그리고 AC 표층과 보조기층이 불량한 상태는 각 계측지점에 따른 최대처짐이 서로 비슷한 값을 가지고 있으나, 멀어질수록 감소되는 양은 서로 다른 경향을 보여주고 있음을 알 수 있고, 이러한 차이로부터 각 층의 탄성계수를 추정할 수 있음을 알 수 있다.

표 2. 건전도 상태에 따른 포장구조체의 탄성계수값

상태	탄성계수, E (MPa)			건전상태
	AC표층(E ₁)	보조기층(E ₂)	노상층(E ₃)	
I	10000	500	150	양호한 상태
II	5000	450	120	표층 불량상태
III	8000	250	120	보조기층 불량상태
IV	8000	450	50	노상층 불량상태

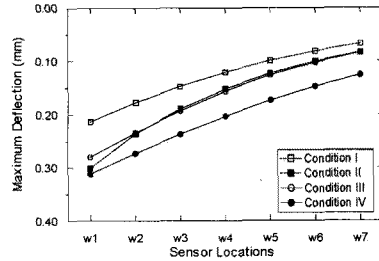
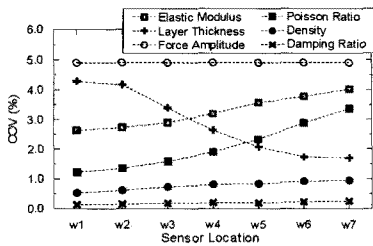


그림 2. 건전상태에 따른 최대처짐곡선의 비교

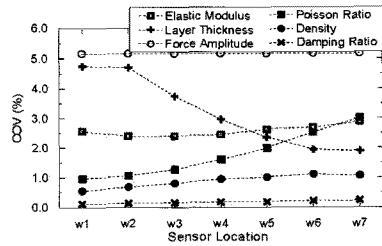
3.2 재료물성치의 불확실성에 대한 최대처짐의 신뢰성 해석

층 두께, 포와송비 및 감쇠비 등과 같은 역해석을 위한 기본 입력자료는 기존 자료 등을 활용하여 역해석에 사용되지만, 이러한 값은 대표적인 의미를 가지고 있을 뿐이며 실제 포장구조체 각 층의 물성치와는 차이가 있다. 따라서 기본입력자료에 포함되어 있는 불확실성이 FWD 시험 결과에 미치는 영향을 분석하는 것은 어떠한 입력자료가 최대처짐에 어느 정도의 영향을 미치는지 분석하고, 그 영향을 줄일 수 있도록 하는데 매우 중요한 자료가 될 수 있다. 이 연구에서는 3.1절에 사용한 포장구조체의 네 가지 건전상태에 대하여 재료 물성치 및 층 두께 등의 입력자료에 포함되어 있는 불확실성을 고려하여 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation, MCS)에 의한 신뢰성 해석을 수행하였다. MCS를 위하여 각 조건에 대하여 평균은 표 2에서 제시한 값을 사용하였고, 각 층의 두께, 포와송비, 단위중량, 감쇠비에 대하여 각각 분산계수(Coefficient of Variation, COV)가 5%가 되도록 100개의 샘플을 무작위추출을 통하여 구하였다.

다음의 그림 3은 MCS에 의한 최대처짐의 변동계수를 분석한 결과이다. 입력하중에 대하여 5%의 불확실성을 고려할 때 각 처짐의 변동계수 역시 5%로써 입력하중과 변위는 선형적인 관계가 있음을 간접적으로 확인할 수 있으며, 따라서 입력하중의 불확실성을 최대한 줄일 수 있도록 하는 것이 매우 중요함을 알 수 있다. 충격하중과 탄성계수의 불확실성을 제외하면, 포와송비와 층두께에 포함되어 있는 불확실성이 최대처짐의 변동에 큰 영향을 주는 것을 알 수 있다. 한편 최대처짐에 가장 큰 영향을 주고 있는 각 층의 두께의 불확실성의 경우, 하중지점에서 가까울수록 큰 영향을 주는 반면, 탄성계수와 포와송비의 경우에는 하중지점에서 멀어질수록 큰 영향을 주고 있음을 알 수 있다. 특히 감쇠비는 최대처짐에는 거의 영향을 미치지 않고 있음을 알 수 있는데, 이는 감쇠비의 영향은 자유진동응답이 감쇠되는 정도에 영향을 주기 때문에 최대처짐값에는 큰 영향이 없기 때문이다.



(a) 건전상태 I



(b) 건전상태 II

그림 3. 재료물성치 및 층 두께, 하중크기 등에 포함되어 있는 불확실성에 의한 최대처짐의 변동계수

3.3 신경망에 의한 각 층의 탄성계수 추정

이 연구에서 사용한 인공신경망은 입력층, 은닉층 1, 은닉층 2, 출력층으로 구성되어 있으며, 각 층의 뉴런의 수는 각각 7-15-10-3으로 구성하였다. 입력층의 7개 뉴런은 각 계측센서로부터 구한 최대처짐값이며, 출력층의 3개 뉴런은 각 층의 탄성계수(E_1, E_2, E_3)로 구성되도록 하였다. 신경망의 학습방법은 여러 기준에 의하여 종료시킬 수 있는데 이 연구에서는 1차 훈련, 2차 훈련, 3차 훈련을 각각 1000회씩 시켰으며, 각각의 경우 학습률은 0.1, 0.01, 0.001로 고정하였다. 표 3은 포장구조체의 건전상태 I, II, III, IV에 대하여 수치 시뮬레이션을 통하여 구한 최대처짐을 입력자료로 신경망에 적용하여 구한 결과를 보여준 것이다. 이 결과는 재료물성치에 불확실성이 전혀 없는 경우로써, AC 표층, 보조기층 및 노상층에 대하여 추정오차는 각각 3.5%, 1.72%, 1.0% 미만으로 매우 정확하게 추정이 이루어지고 있음을 알 수 있다.

표 3. 인공신경망에 의한 포장구조체의 탄성계수 추정결과 (재료물성치의 불확실성이 없는 경우)

탄성계수	구분	I	II	III	IV
E1	추정값(MPa)	10031.23	5168.52	7993.79	8073.26
	목표값(MPa)	10000.00	5000.00	8000.00	8000.00
	오차(%)	-0.31	-3.37	0.08	-0.92
E2	추정값(MPa)	508.61	443.47	254.30	456.15
	목표값(MPa)	500.00	450.00	250.00	450.00
	오차(%)	-1.72	1.45	-1.72	-1.37
E3	추정값(MPa)	150.30	119.31	119.87	50.43
	목표값(MPa)	150.00	120.00	120.00	50.00
	오차(%)	-0.20	0.58	0.11	-0.87

한편 다음의 그림 4는 모든 재료물성치와 층 두께에 불확실성이 5% 존재하는 경우 기존 신경망 및 제안된 학습패턴을 이용한 신경망의 추정성능을 비교한 것이다. AC 표층에 대한 탄성계수 추정결과는 기존 신경망을 사용하는 경우 추정오차가 7~10% 범위였으나, 제안된 신경망을 사용함으로써 이를 2~3% 범위로 크게 개선시킬 수 있었다. 또한 두 번째 층인 보조기층의 경우에도 기존 신경망의 경우 15~23% 범위에서 제안된 신경망을 사용함으로써 7~14% 범위로 추정오차가 크게 감소하였음을 알 수 있었다. 또한 노상층의 경우에도 AC 표층과 보조기층보다는 효과가 작지만 추정결과가 어느 정도 개선되고 있음을 검증할 수 있었다.

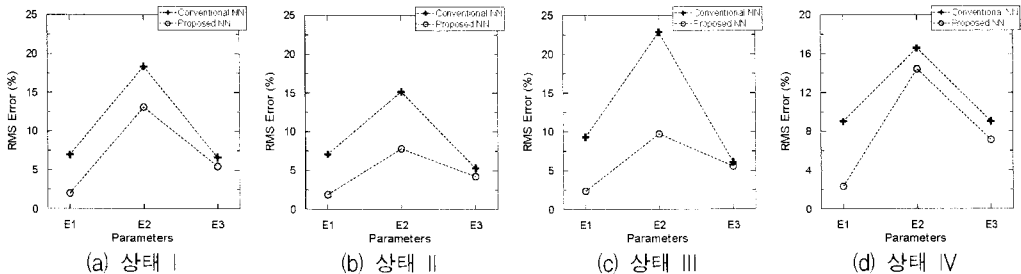


그림 4. 인공신경망에 의한 포장구조체의 탄성계수 추정결과

(재료물성치 및 층 두께에 5%의 불확실성이 포함되어 있는 입력자료의 경우)

다음은 모든 물성치에 5%의 불확실성이 존재하는 경우, 기존 인공신경망으로 추정하였을 때 가장 큰 추정오차를 나타낸 하나의 시험패턴 자료에 대하여 제안된 신경망을 적용하여 해의 개선 정도를 비교한 그림이다.

그림 5에서 알 수 있듯이 실제 최대처짐이 이상적인 경우에서부터 크게 벗어날 수 있음을 알 수 있고, 이와 같이 입력자료를 잘못 고려한 경우, 최대처짐을 이용하여 기존 신경망으로 탄성계수를 추정할 때 그림 5에서 알 수 있는 바와 같이 추정오차가 각 건전상태별로, 각 층별로 다르지만 그 범위가 10%에서 80%까지 발생할 수 있음을 알 수 있다. 그러나 이 연구에서 제안한 재료물성치의 불확실성을 고려한 훈련을 수행함으로써 추정오차를 크게 개선할 수 있어, E1의 경우 5~20%까지 발생한 추정오차를 5%내로 감소시킬 수 있었으며, 보조기층(E2)의 경우, 40~80% 범위의 추정오차를 5~20% 범위로 감소되는 것을 볼 수 있었다. 그러나 포장구조체의 건전상태 IV에 대한 노상층(E3)의 경우에는 오히려 추정오차가 증가함을 알 수 있었는데, 이는 포장구조체의 건전상태 IV에 대한 100개의 시험패턴 중 이 그림에서 보인 경우가 가장 큰 추정오차를 가졌던 것으로 경우에 따라서는 추정오차가 증가할 수도 있음을 알 수 있다.

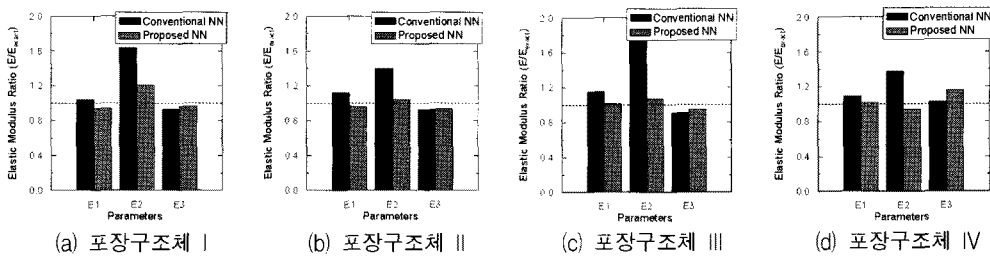


그림 5. 인공신경망에 의한 포장구조체의 탄성계수 추정결과와의 예

(재료물성치 및 층 두께에 5%의 불확실성이 포함되어 있는 입력자료의 경우)

4. 결론

이 연구에서는 인공신경망기법을 이용한 포장구조체의 건전성 평가에 있어서, 재료물성치에 포함되어 있는 불확실성을 고려함으로써 모델링오차의 영향을 개선시킬 수 있는 방법에 관하여 연구를 수행하였다. 우선 재료물성치의 불확실성을 고려한 FWD 시험에서의 최대처짐에 대한 신뢰성 해석을 수행하였으며, 신뢰성 해석 결과 각 층의 두께 정보에 포함되어 있는 불확실성에 의한 최대처짐의 변동이 가장 큼을 알 수 있었다. 한편 인공신경망을 이용한 포장구조체의 역해석을 수행하였으며, 이 때 재료물성치에 불확실성이 없는 경우, 그리고 재료물성치 등 입력자료에 불확실성이 있는 경우에 대하여 각각 추정결과를 비교하였으며, 또한 입력자료에 불확실성이 있는 경우 신경망의 추정성능을 개선하기 위하여 훈련패턴 작성 시 불확실성을 함께 고려하여 훈련패턴을 작성하도록 하였으며, 예제해석을 통하여 제안 방법의 효과를 검증하였다.

참고문헌

- 김수일, 백종은, 최준성 (2001) FWD시험의 수치모델을 이용한 아스팔트 포장구조체의 기반암 깊이 추정, 대한토목학회논문집, 21(5), pp.643~654.
- 최석명, 최준성, 김수일 (2002) 인공신경망이론을 이용한 아스팔트 콘크리트 포장구조체의 동적물성추정에 관한 연구, 대한토목학회 논문집, 22(6-D), pp.1125~1135.
- 한국도로공사 (2006) 아스팔트 포장의 합성구조 평가기법 개발을 통한 내구성 진단, 2006년도 연구중간보고서, 한국도로공사 도로교통기술원.
- Yun, C.B., Bahng, E.Y. (2000) Substructural identification using neural networks, *Computers & Structures*, 77(1), pp.41~52.