

실험계획법 및 하모니 검색 알고리즘을 이용한 아스팔트 포장체의 피로균열 공용성 관련 인장변형률 추정모델 연구

Study on a Prediction Model of the Tensile Strain Related to the Fatigue Cracking Performance of Asphalt Concrete Pavements Through Design of Experiments and Harmony Search Algorithm

이창준	Lee, Chang-Joon	정희원 · 경북대학교 건축토목공학부 연구교수 · 주저자 (E-mail : cjlee0000@gmail.com)
김도완	Kim, Do-Wan	서울과학기술대학교 학생 (E-mail : marinater@hanmail.net)
문성호	Mun, Sungho	정희원 · 서울과학기술대학교 건설공학부 조교수 · 교신저자 (E-mail : smun@seoultech.ac.kr)
유평준	Yoo, Pyeong-Jun	정희원 · 한국건설기술연구원 연구위원 (E-mail : pijoo@kict.re.kr)

ABSTRACT

This research describes how to predict a model of the tensile strain related to the fatigue cracking performance of several asphalt concrete structures through design of experiments(e.g., Response Surface Methodology) and harmony search(HS) algorithm. The axisymmetric analysis program of finite element method, which is the KICTPAVE, was used to determine the strain level at the interface layer between asphalt layer and lean concrete layer. Once the training database set of various strain levels was constructed under the several condition of layer stiffnesses and thicknesses in the asphalt concrete structures, the data set was trained through the HS algorithm in order to determine the regression coefficients defined based on a response surface methodology. Furthermore, the testing set, which was not used for the training procedure of HS algorithm, was also constructed in order to evaluate whether the regression coefficients of a prediction model can be appropriately applied for other cases in asphalt concrete structures.

KEYWORDS

tensile strain, asphalt concrete structure, design of experiments, harmony search algorithm, response surface methodology

요지

본 연구는 실험계획법(예: 반응표면계획법) 및 하모니 검색 알고리즘을 통하여 다양한 아스팔트 콘크리트 포장 구조체에 있어 피로균열의 공용성 인자인 인장변형률을 예측하는 모델을 개발하는 방법에 대한 연구이다. 인장변형률을 산정하기 위하여 한국건설기술연구소에서 개발한 유한요소 축대칭해석 프로그램인 KICTPAVE를 이용하여 아스팔트 층과 린콘크리트 층의 접촉면에서 발생하는 변형률을 구하여 데이터베이스(D/B)화 하였다. 아스팔트 포장에서 입력변수인 층별 탄성계수 및 두께를 다양한 조건에서 KICTPAVE 프로그램을 수행하여 훈련용 D/B(Training Set)인 변형률의 값들을 구축한 후 반응표면계획법에 근거하여 회귀방정식을 정의하였으며 방정식에 필요한 계수값을 결정하기 위하여 하모니 검색 알고리즘을 이용하였다. 최종적으로 결정된 회귀방정식의 계수값들의 정확성을 검증하기 위해서 훈련용 D/B가 아닌 다른 조건의 입력변수를 이용하여 검증용 D/B(Testing Set)를 구축하고 이를 이용하여 개발된 모델을 검증하였다.

핵심용어

인장변형률, 아스팔트 콘크리트 구조, 실험계획법, 하모니 검색 알고리즘, 반응표면계획법

1. 서론

유한요소해석 혹은 다층탄성프로그램을 통해 얻어지는 피로수명의 공용성 평가인자인 인장변형률을 쉽게 얻을 수 있는 방법으로는 간단한 회귀방정식으로 표현하면 다양한 조건인 포장두께 및 탄성계수에 따라 달라지는 인장변형률을 간편하게 구할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 복합 포장의 구조인 상대적으로 강도가 약한 콘크리트 포장위에 저비용의 PP 레진(폴리프로필렌: Polypropylene)과 PET(폴리 에틸렌 테레프탈레이트: Polyethylene Terephthalate) 레진을 적정 비율로 혼합한 아스팔트 포장에 대해 인장변형률을 예측하고자 한다. 본 구조해석을 통한 비선형 방정식인 회귀식 개발은 하나의 복합포장 단면으로서 간편 두께 설계기법에 활용하고자 개발하였다. 즉 복합 포장(아스팔트 + 저탄성계수의 콘크리트)의 역학적 간편 카탈로그 설계 기술에 활용하고자 하며 상기에서 언급한 것처럼 인장변형률에 근거한 공용수명 예측을 위한 피로수명 예측모델의 개발에 목적을 두고 있다.

인장변형률은 아스팔트 포장의 상향식 피로균열(Bottom-up Fatigue Cracking)의 공용성 인자로서 사용되어오고 있다. 따라서 초기 변형률과 피로수명의 관계식으로서 아스팔트 포장의 구조적인 측면이 두께를 결정하는데 중요하게 이용되었다. 일반적으로 변형률에 기초한 피로해석은 경험적 접근방법으로 실내실험에서는 반복적인 휨 시험을 통해 주어진 인장변형률에서 빔(Beam) 형태인 시편의 탄성계수가 절반으로 줄어 들 때(피로수명)까지 가해지는 반복하중을 측정하여 다음과 같은 피로모형 식의 계수값들을 결정하는 것이다.

$$N_f = \kappa_1(\epsilon_f)^{\kappa_2} \tag{1}$$

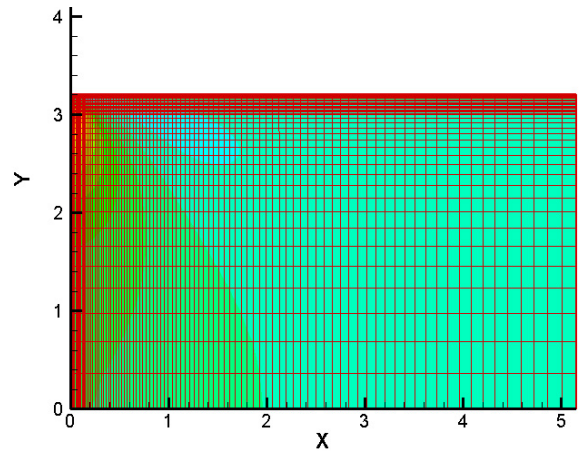
여기서, N_f 는 피로수명, ϵ_f 는 인장변형률, κ_1 및 κ_2 는 실험을 통해 결정되는 계수값들이다. 따라서 실험을 통해 얻어지는 피로수명과 인장변형률의 관계식을 이용한 설계에 있어서는 포장체의 구조해석을 통해 아스팔트 층 하부에서 발생하는 변형률이 요구된다. 즉 포장체의 구조에 있어서 중요한 변형률을 유한요소해석 혹은 다층탄성이론에 근거한 해석을 통해 얻어질 수 있으나 본 연구에서는 실험계획법 및 하모니 검색 알고리즘을 이용하여 간편회귀식을 개발하고자 한다.

간편하게 인장변형률을 계산할 수 있는 비선형 방정식인 회귀식을 활용면에 있어서는 역학적 단면 두께설계 차원에서 임계변형률을 결정하는 방법으로 아스팔트 혼

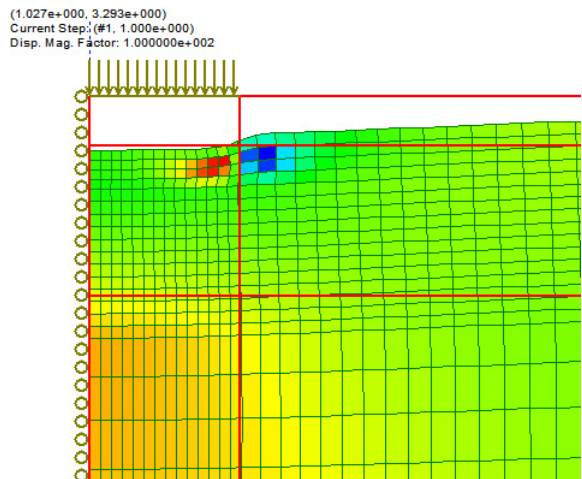
합물의 층 바닥에서 발생하는 인장변형률을 계산하고 적절한 비용 대비 공용성 효과를 달성하기 위해서는 가능한 허용 임계변형률인지 아닌지를 판단하는 것이다. 즉 설계된 아스팔트 혼합물의 층 바닥에서의 인장변형률이 요구되는 공용성 예측식에 근거한 인장변형률보다 작은지를 판단하여 간편설계법에 활용하는 것이다.

2. 실험계획법 및 하모니 검색 알고리즘

본 장에서는 아스팔트 포장체에 균열을 발생시키는 자로서 인장변형률을 기존 다층탄성체 프로그램이나 유한요소법을 이용하지 않고 쉽게 예측할 수 있는 회귀방정식을 결정하기 위해 사용한 실험계획법 및 하모니 검색 알고리즘에 대해 알아보하고자 한다. 우선 구조해석을 통해 구해야 되는 아스팔트 층 하부에 발생하는 변형률을 구하기 위해 KICTPAVE를 이용하였다. 본 프로그램은 유한



(a) Mesh Generation



(b) KICTPAVE 해석 후 처짐 결과에 대한 표현

그림 1. 유한요소의 축대칭 해석을 통한 포장의 구조해석

요소해석의 축대칭해석에 기반을 두고 있어 본 연구에서 필요한 변형률은 축에 직각인 방향의 변형률 인자(Radial Strain)를 이용하였다. 그림 1은 KICTPAVE를 이용하여 구해지는 해석의 예를 보여주고 있다.

2.1. 실험계획법

실험계획법은 공학분야에서 다방면으로 적용되고 있는 방법으로서 요인배치법, 분할법, 교략법, 일부실시법, 불완비 블록계획법, 반응표면계획법, 혼합물 실험계획법 및 Taguchi법 등의 다양한 기법이 있다. 본 연구에서는 반응표면계획법(Response Surface Methodology)에 근거해서 회귀방정식을 정의하고 그에 해당되는 상수값들을 찾는 방법이다. 즉 반응표면계획법은 입력변수에 따른 반응값 즉 결과값에 많은 영향을 주는 인자들을 결정하고 위에 언급한 회귀방정식의 계수값들을 결정하는 방법이다. 아스팔트 포장의 구조에서 피로균열을 발생시키는 인자로서 아스팔트 표층의 하부 접촉면에서 발생하는 인장변형률을 말할 수 있는데 이를 결정하기 위한 입력변수로는 구조체를 형성하는 각각 층의 두께, 탄성계수, 하중레벨이라고 들 수 있다. 한 개에 대한 하중레벨을 고려한다면 층의 두께와 탄성계수로 가정할 수 있다. 따라서 다음의 식 (2)에서 x_1, x_2, \dots, x_k 는 해당 입력변수이며 y 는 관계식에 의해 결정되는 인장변형률이다.

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_k) + \epsilon \quad (2)$$

여기서, ϵ 는 통계적 에러라고 말할 수 있으며 본 에러가 정규분포라고 가정한다면 평균값은 영이 됨을 알 수 있으므로 다음과 같이 식 (2)에 평균을 취하면 식 (3)과 같이 된다.

$$E(y) = \eta = E[f(x_1, x_2, \dots, x_k)] + E(\epsilon) = f(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (3)$$

여기서, $E(\cdot)$ 는 평균을 취하는 것을 의미한다. 따라서 식 (2)의 반응식(Response Function)은 다음과 같다.

$$\eta = f(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (4)$$

여기서, f 는 반응식이며 η 는 인장변형률값을 나타낸다.

η 값을 얻기 위해서는 다항식으로 표현할 수 있는데 일반적으로 일차함수 혹은 이차함수로 표현할 수 있다. 만약 x_1 과 x_2 가 입력변수라고 가정한다면 일차함수의 경우는 식 (5)와 같고 이차함수의 경우는 식 (6)과 같다.

$$\eta = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 \quad (5)$$

$$\eta = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{12} x_1 x_2 \quad (6)$$

여기서, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_{11}, \beta_{22}$, 그리고 β_{12} 는 회귀식의 계수값들로서 위의 식이 인장변형률값을 잘 예측할 수 있는 상태의 값이라고 말할 수 있다.

식 (6)의 이차함수는 일차함수보다 유연성(자유도)이 높은 회귀식으로서 예측식으로 적합함에 따라 본 연구에서는 이차함수로 가정하였다. 따라서 본 연구에서는 인장변형률을 예측하기 위해 총 5개의 변수를 이용하였고 그 변수는 다음과 같다. 아스팔트 층의 탄성계수 (E_{ac}), 린콘크리트 층의 탄성계수(E_{con}), 노상토의 탄성계수(E_{sub}), 아스팔트 층의 두께(H_{ac}), 그리고 린콘크리트 층의 두께(H_{con})이다. 위의 식들과 같이 $x_1 = E_{ac}, x_2 = E_{con}, x_3 = E_{sub}, x_4 = H_{ac}$ 그리고 $x_5 = H_{con}$ 로 설정하면 다음의 이차함수식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \eta_{ei} = & \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 \\ & + \beta_{33} x_3^2 + \beta_{44} x_4^2 + \beta_{55} x_5^2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{14} x_1 x_4 \\ & + \beta_{15} x_1 x_5 + \beta_{23} x_2 x_3 + \beta_{24} x_2 x_4 + \beta_{25} x_2 x_5 + \beta_{34} x_3 x_4 \\ & + \beta_{35} x_3 x_5 + \beta_{45} x_4 x_5 \end{aligned} \quad (7)$$

위의 각각의 변수는 최소값을 -1로 설정하고 최대값을 +1로 설정하여 변수들이 가지고 있는 큰 차이를 줄여주는 정규화 작업을 한다. 예를 들면 식 (8)과 같이 아스팔트 층의 탄성계수값을 -1에서 +1까지 정규화 작업을 한다면 다음과 같다.

$$x_1 = \frac{2X_1 - E_{ac}^{\max} - E_{ac}^{\min}}{E_{ac}^{\max} - E_{ac}^{\min}} \quad (8)$$

여기서, x_1 는 정규화된 값이며, X_1 는 아스팔트 층의 탄성계수이며, E_{ac}^{\max} 는 아스팔트 탄성계수의 최대값이며, 그리고 E_{ac}^{\min} 는 아스팔트 탄성계수의 최소값을 말한다. 이런 정규화 작업은 인장변형률값인 η_{ei} 에 대해서도 처리한 반응표면계획법을 활용하였다.

2.2. 하모니 검색 알고리즘

기존의 최적화에는 수학적인 방법이 사용되었다. 예를 들면 선형계획법의 단체법(Simplex Method), 동적계획의 분기한정법(Branch and Bound Method), 비선형계획의 미분도함수에 근거한 Lagrange Multiplier 및 BFGS(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) 등이 있다. 하지만 이들 최적화 방법은 국부적인 값(Local Optimum)에 수렴하는 특성이 있다. 따라서 광역적인 해(Global Optimum)를 찾기 위해서 자연의 현상을 모방한 진화연산(Evolutionary Computation)을 주로 사용하는데 본 연구에서는 음악에서의 즉흥연주(Improvisation)를 모방한 하모니씨치를 이용하여 최적해를 구하였다. 본 방법은 Heuristic 알고리즘으로서 이들 방법은 많은 분야(Mun and Cho, 2009; Mun and Geem, 2009a, 2009b; Yi and Mun, 2009; Mun and Lee, 2011)에서 활용됨을 알 수 있다. 하모니 검색 알고리즘의 원리는 몇 명의 연주자가 악보에 의존하지 않고 그 자리에서 즉흥적인 음을 만들어 내는 것이다. 이들의 연주가 진행될수록 향상되며 궁극적으로 최상의 하모니를 만들어 내는데 있다. 이러한 현상을 최적화 프로그램에 응용을 한다면 다음과 같이 각 연주자는 목적함수의 최적화 연산에서의 결정변수(Decision Variable) 혹은 해 벡터(Solution Vector)로 볼 수 있다.

만약 각 연주자의 화음이 진행될 목적함수에 있어서는 해 벡터(Solution Vector)가 연주자나 청중들에게 좋게 들린다면 이 화음은 연주자의 뇌리에 남아 향후에도 자주 연주가 될 것이다. 반면에 좋지 않게 들린다면 그 화음은 버리게 된다. 이와 마찬가지로 최적화에서도 하나의 해 벡터가 얼마나 좋은지 나쁜지는 목적함수에 그 벡터를 대입하여 알 수 있다. 즉 좋은 결과값을 얻을 수 있다면 그 해는 살아남을 것이고 나쁜 결과값을 얻게 된다면 메모리에서 지워질 것이다. 구체적인 하모니 검색 알고리즘은 다음과 같이 구성되고 있다. 무작위하게 구성된 해가 저장될 수 있도록 모은 화음기억공간(HM: Harmony Memory), 무작위 선택(Random Selection), 기억 회상(Memory Consideration), 피치조정(Pitch Adjustment)으로 구성되어 있다. 화음기억공간은 다음과 같은 행렬로 나타낼 수 있다.

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_N^1 & f(X^1) \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_N^2 & f(X^2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \dots & x_N^{HMS} & f(X^{HMS}) \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기서, 각 열은 각 변수(연주자)를 의미하는 것이고 각행은 하나의 해 벡터(화음)를 의미하며 각 행의 끝에는 그 행의 해 벡터에 해당하는 목적 함수값(화음의 결과)을 나타낸다. N은 변수의 수이며, HMS(Harmony Memory Size)는 기억공간속에 얼마나 많은 화음이 저장될 수 있는지의 최대수를 나타낸다. 본 화음기억공간은 여러 번의 반복학습(즉흥연주의 연습)을 통해 광역적인 해를 찾아가게 된다.

이러한 반복적인 학습을 위해 무작위 선택과 기억회상이 사용되는데 무작위 선택은 해가 가능한 영역에서 무작위로 하나를 선택하여 채택될 확률에 근거하여 선택되고, 기억회상은 기존의 화음기억공간에서 채택될 확률(Harmony Memory Considering Rate, HMCR)에 근거하여 선택된다. 마지막으로 피치조정(Pitch Adjusting Rate, PAR)은 기억회상에서 선택된 변수에 대해 어느 정도 조율을 하는 과정이다. 그림 2은 5개의 절차로서 변수를 초기화하고, 무작위로 해의 벡터를 생성하여 그 해를 구하여 최소값을 순서로 정리한 화음

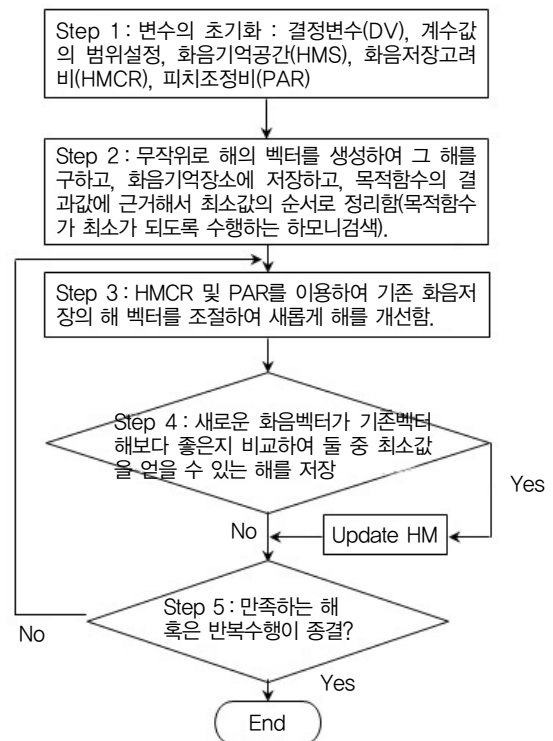


그림 2. 하모니 검색 알고리즘의 흐름도

저장(HM)의 행렬작업 절차, HMCR 및 PAR를 이용한 기존 HM의 해 벡터를 조절하는 절차, 기존 해와 조절된 해 벡터의 비교, 그리고 마지막으로 만족하는 해를 구했는지 혹은 반복수행이 종결됐는지 확인하는 절차로 구성되어 있다.

3. 인장변형률 예측을 위한 비선형방정식의 계수 결정

본 연구에서 활용하는 실험계획법중 하나인 반응표면 계획법 및 하모니 검색 알고리즘을 이용하여 식 (7)의 비선형 계수값들을 결정하고자 한다. 따라서 아래의 식 (10)와 같이 에러를 최소화하는 문제로 정의할 수 있다.

$$Error = Minimize \sum_{n=1}^N |\epsilon_{t,n} - \eta_{\epsilon,t,n}| \quad (10)$$

여기서, $\epsilon_{t,n}$ 는 실제로 유한요소해석을 통해 얻어진 인장변형률의 값이며 n 은 각 층의 탄성계수 및 두께에 해당되는 조건이며, 그리고 조건에 있어서는 1부터 N 까지의 경우의 수가 있다. $\eta_{\epsilon,t,n}$ 는 식 (7)의 비선형 예측식을 표현한 것이며 여기서도 N 개 경우의 수에 대해 평가함을 알 수 있다. 즉 각각의 포장구조 및 탄성계수 조합의 조건에 따른 유한요소해석을 통해 얻어진 인장 변형률과 비선형 예측식을 통해 얻어진 값의 차이를 식 (10)와 같이 계산하고 누적하는 총합을 하모니 검색 알고리즘을 통해 최소화하는 과정에서 비선형 계수값을 구하는 것을 알 수 있다. KICTPAVE의 하중조건은 일정하게 한 개의 경우에 대해서만 고려하였다. 즉 15cm 반경에 40kN의 하중이 작용하는 경우이다.

본 연구에서 경우의 수는 다음의 표 1에서 보는 바와 같이 설정하였다. 우선 두께 조합에 있어서는 아스팔트 층은 두 개의 경우인 5cm 및 10cm에 대해 고려하였고 린콘크리트 층에 대해서는 15cm 및 20cm에 대해서 고려하였다. 노상 층은 무한한 깊이를 가진 조건에서 유한요소해석을 수행하였다. 첫 번째의 경우로서 5cm의 아스팔트 층, 15cm의 콘크리트 층 및 무한 깊이의 노상 층에서 각각 층의 탄성계수를 3가지 조건에서 유한요소 해석을 수행하여 27개의 조합을 얻을 수 있었으며 두 번째 경우로서 10cm의 아스팔트 층, 20cm의 린콘크리트 층 및 무한 깊이의 노상 층으로 구성된 층 두께에서 각각 3가지 조건의 탄성계수를 고려하여 역시 27개의 조합을 얻어 유한요소해석을 수행하여 총 54개의 경우

의 데이터를 확보하여 반응표면계획법의 식 (10) 조건에서 하모니 검색 알고리즘을 수행하였다.

표 1. 아스팔트 포장의 층에 따른 탄성계수 및 두께

포장의 구성	탄성계수 (MPa)	Poisson 비	두께(m)
아스팔트 층	21,000	0.35	0.05 혹은 0.1
	3,500		
	150		
린콘크리트 층	5,000	0.4	0.15 혹은 0.2
	10,000		
	20,000		
노상 층	122.5	0.45	무한깊이
	92.5		
	67.5		

4. 계수 결정 및 검증

하모니 검색 알고리즘에서 구해야 될 계수값은 식 (7)에서의 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots$ 등으로써 총 21개의 계수이다. 이를 위해 하모니 검색 알고리즘에서 필요한 조절인자인 HMS(Harmony Memory Size), HMCR(Harmony Memory Considering Rate) 및 PAR(Pitch Adjusting Rate)를 각각 4, 0.95, 그리고 0.5로 설정하고 여러 번 반복수행하여 하모니 검색을 수행하였다. 그림 3은 반복수행함에 따라 식 (10)에서 정의한 Error 함수의 값이 적어짐을 보여 주고 있다.

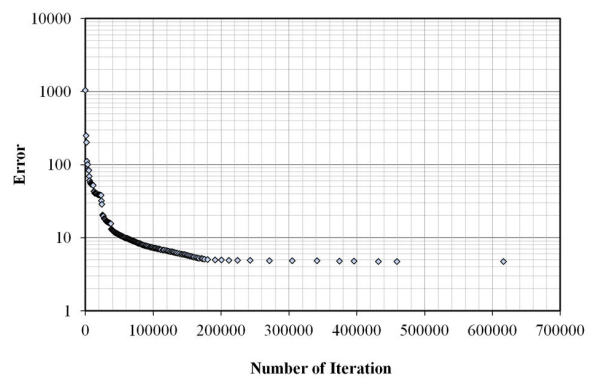


그림 3. 반복수행에 따라 적어지는 Error 함수의 값을 표시

최종적인 하모니 검색 알고리즘의 수행을 통해, 식 (7)에서 정의한 21개의 계수값들을 얻을 수 있었으며 이들의 계수값들은 표 2에서 보는 바와 같다. 여기의 계수값들은 위에서 언급했듯이 정규화 과정(-1과 +1사이 값으로 전환)을 통해 데이터가 구축된 54개의 Training Set(관계식을 결정하기 위한 훈련 D/B)에서 결정된 것이다.

표 2. 하모니 검색 알고리즘을 통해 얻어진 회귀식의 계수값

β_0	0.6794	β_{22}	0.0583	β_{15}	6.4931
β_1	0.3368	β_{33}	-0.0017	β_{23}	-0.0096
β_2	-0.0065	β_{44}	-4.8499	β_{24}	3.7895
β_3	0.0274	β_{55}	-2.3027	β_{25}	-3.8106
β_4	9.9175	β_{12}	-0.1258	β_{34}	2.0490
β_5	-9.7511	β_{13}	-0.0218	β_{35}	-2.0652
β_{11}	-0.4180	β_{14}	-6.5764	β_{45}	7.2604

그림 4는 -1에서 +1까지 정규화된 변형률에 대해 원래의 값과 예측된 값을 비교한 그림이다. 그림에서 보는 바와 같이 변형률의 값이 작은 경우인 -0.6 이하에서는 그다지 잘 예측되지 않으나 그 이외의 경우는 예측이 잘 됨을 알 수 있다. 좀 더 자세히 원래의 값과 예측된 값의 오차를 계산하기 위해 다음의 식 (11)인 RMSE (Root Mean Square Error)를 이용하여 에러를 계산하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\epsilon_{t,n} - \eta_{\epsilon_{t,n}})^2} \quad (11)$$

여기서, $\epsilon_{t,n}$ 및 $\eta_{\epsilon_{t,n}}$ 는 식 (10)와 같이 각각 유한요소 해석의 실측된 값과 회귀식의 예측된 값이다.

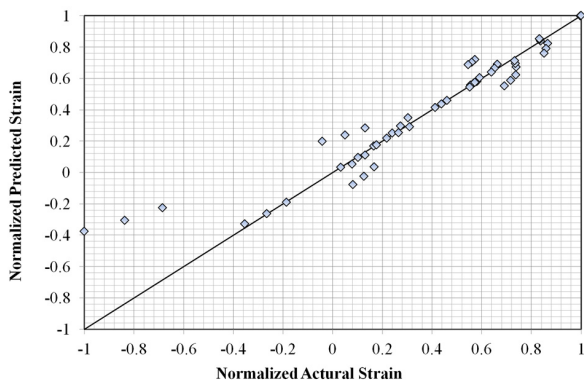


그림 4. 정규화된 훈련용 데이터(Training Data)의 실측값과 예측값의 비교

표 3은 RMSE의 값을 나타내며 훈련 데이터의 경우는 0.149의 값을 얻을 수 있었다. 그림 5는 정규된 데이터를 원래의 변형률값으로 변환했을 때의 실측값과 예측값을 비교한 것이다. 훈련용으로 이용되었던 54개의 경우가 아닌 18개의 검증용인 Testing 데이터에 대해서도 RMSE의 값을 측정하였고 그 결과는 표 3과 같이 0.088를 얻을 수 있었다. 본 측정된 값은 훈련용 데이터의 결과보다 우수함에 따라 본 회귀식은 신뢰성이 있다고 말할 수 있다.

표 3. RSME(Root Mean Square Error) 값

데이터 Set	RMSE
Training 데이터	0.149
Testing 데이터	0.088

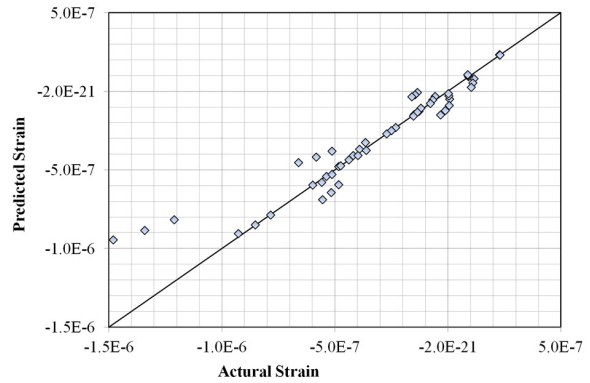


그림 5. 원래 Scale의 훈련용 데이터(Training Data)에 있어 실측값과 예측값의 비교

위에서 언급한 검증용 데이터인 Testing 데이터에 대해 정규화된 -1에서 +1까지의 데이터에 대해서 실측값과 예측값을 비교한 그림은 그림 6과 같고 원래의 Scale로 변환했을 때의 비교는 그림 7과 같다. 두 그림

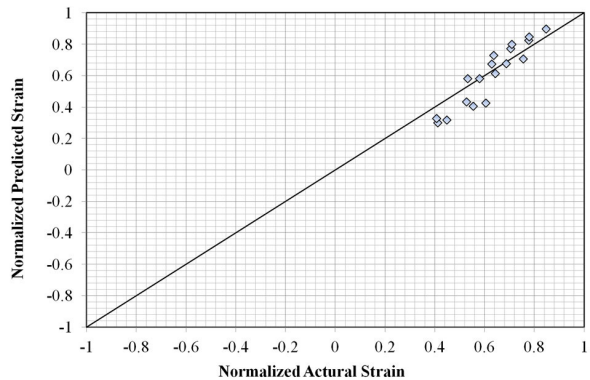


그림 6. 정규화된 검증용 데이터(Training Data)의 실측값과 예측값의 비교

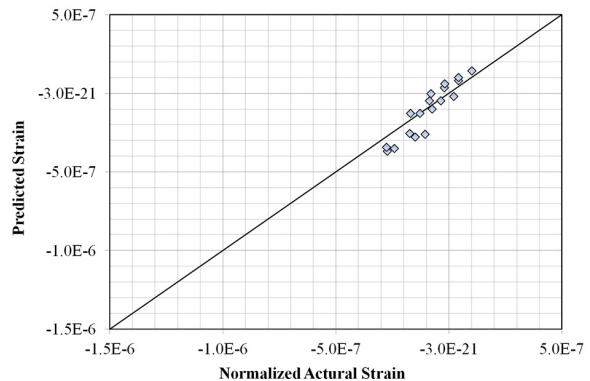


그림 7. 원래 Scale의 검증용 데이터(Training Data)에 있어 실측값과 예측값의 비교

에서 보는 바와 같이 실측값과 예측값을 비교시 예측이 잘 됨을 알 수 있다.

5. 결론

아스팔트층과 린콘크리트층의 접촉면에서 발생하는 변형률을 간편한 회귀식으로 표현하기 위해 반응표면계획법 및 하모니 검색 알고리즘을 이용하였다. 우선 회귀식의 계수값들을 결정하기 위해 훈련용 D/B (Training Data Set)를 구축하였고 검증을 위해 검증용 D/B (Testing Data Set)를 이용하여 회귀방정식의 모델을 검증하였다. 검증과정에서 알 수 있듯이 RMSE (Root Mean Square Error)값과 관련 검증용 D/B에서 훈련용 D/B보다 적게 나옴에 따라 모델의 우수성을 검증하였다. 따라서 간편하게 인장변형률을 계산할 수 있는 비선형 방정식인 회귀식을 이용하여 역학적 단면 두께설계 차원에서 임계변형률을 결정하여 비용 대비 공용성 효과를 달성하기 위한 프로그램에 이용할 수 있다고 판단된다.

감사의 글

이 논문은 한국건설기술연구원 FRA 복합 포장 혼합물 및 구조해석 기술개발 연구의 지원과 더불어 2011년도 정부[교육과학기술부]의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임[No. 2011-0030848].

참고 문헌

- Mun, S., and Cho, Y-H. (2009) "Noise barrier optimization using a simulated algorithm". *Applied Acoustics*, Vol. 70. pp. 1094-1098.
- Mun, S., and Geem, Z-W. (2009a) "Determination of individual sound power levels of noise sources using a harmony search algorithm". *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol. 39. pp. 366-370.
- Mun, S., and Geem, Z-W. (2009b) "Determination of viscoelastic and damage properties of hot mix asphalt concrete using a harmony search algorithm". *Mechanics of Materials*, Vol. 41. pp. 339-353.
- Yi, J-H., and Mun, S. (2009) "Backcalculating pavement structural properties using a Nelder-Mead simplex search". *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, Vol. 33. pp. 1389-1406.
- Mun, S., and Lee, S. (2011) "Identification of viscoelastic functions for hot-mix asphalt mixtures using a modified harmony search algorithm". *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 25. pp. 139-148.

(접수일 : 2011. 12. 2 / 심사일 : 2011. 12. 26 / 심사완료일 : 2012. 2. 28)