

# 인공신경망을 이용한 아스팔트포장의 소성변형파손모형

이관호<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>국립공주대학교 건설환경공학부

## The Permanent Deformation of Asphalt Pavement by Artificial Neural Networks

Kwan-Ho Lee<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Civi & Environmental Engineering, Kongju National University

**요약** 본 아스팔트 포장의 소성변형은 우리나라 도로포장의 대표적인 파손유형 중 하나이다. 소성변형을 평가하기 위하여 동하중을 이용한 삼축압축 반복재하시험을 수행하였다. 실험결과(하중 및 변형)를 이용하여 국내 아스팔트 포장의 소성변형 파손을 평가 및 예측할 수 있는 파손모형을 개발하였다. 파손모형은 다중회귀분석 및 인공신경망을 이용하여 비교 및 평가하였다.

**Abstract** The permanent deformation of asphalt pavement is one of the most important load-related distresses in asphalt pavement. In order to evaluate the permanent deformation, the repeated triaxial load test with different temperature and air void of hot mix asphalt was carried out. The permanent deformation prediction model has been validated by the multiple regression approach and the artificial neural networks.

**Key Words** : Asphalt Pavement, Multiple Regression, Artificial Neural Networks, Permanent Deformation

### 1. 서론

현재 공용중인 아스팔트 포장의 수명은 교통량과 중차량의 증가로 인하여 설계수명에 크게 못 미치고 있다. 다양한 파손 중에서 아스팔트 층에서의 소성변형 발생 빈도가 증가하고 있는 추세이다. 이러한 아스팔트 혼합물의 소성변형 특성을 측정하기 위하여 여러 가지 시험이 사용되고 있으며, 대표적인 시험에는 일축 및 삼축(Uniaxial and Triaxial Compressive Creep Test), 일축 및 삼축 압축 반복재하시험(Uniaxial and Triaxial Compressive Repeated Loading Test), 전단시험(Simple Shear Test) 그리고 휠트랙킹시험(Wheel Tracking Test)등이 있다[1][2].

본 연구에서는 국내에서 많이 사용되고 있는 PG 58-22, PG 64-22, PG 76-22 바인더를 사용하여 총 5종류(표층용 13mm, 19mm 아스팔트 혼합물, 기층용 25mm 아스팔트 혼합물, SMA 13mm 아스팔트 혼합물, SBS 13mm 아스팔트 혼합물)의 일반 밀입도 아스팔트 혼합물

및 개질 아스팔트 혼합물을 2개의 다른 공극률(6%, 10%)로 제작하였고 시험은 30℃, 45℃, 60℃ 온도에서 삼축압축 반복재하시험을 수행하였다. 이를 이용하여 소성변형에 영향을 미치는 인자를 규명하고 소성변형 예측모형을 개발하고자 하였다. 소성변형 시험의 결과를 이용한 소성변형 예측 모델을 다중회귀분석과 인공신경망을 이용하여 제안하였으며 모델의 신뢰도를 분석하였다. 회귀분석을 이용한 소성변형 모델은 AASHTO 2002 설계법에서 제시한 예측식을 기본으로 소성변형에 영향을 미치는 인자인 온도, 하중재하횟수, 공극률을 주요 변수로 하였다. 이를 SPSS 통계프로그램을 이용하여 제시하였으며 실제 시험값과 모델의 예측값으로 신뢰도를 분석하였다. 인공신경망을 이용한 소성변형 모델은 1980년대 이후 여러 분야에 활발하게 적용되고 있는 인공신경망을 사용하여 소성변형 예측 모델을 제안하였으며 회귀분석 모델과의 비교를 위해 온도, 하중재하횟수, 공극률을 주요 변수로 하는 모델과 인공신경망의 특성을 이용한 모델 등을 이

\*교신저자 : 이관호(kholee@kongju.ac.kr)

접수일 10년 06월 14일

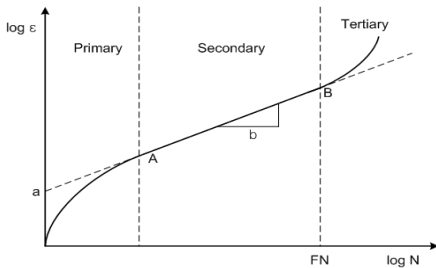
수정일 10년 08월 02일

게재확정일 10년 08월 10일

용하여 제안하였다.

## 2. 아스팔트 포장의 소성변형 파손모형

소성변형은 아스팔트 혼합물의 압밀화(densification)와 전단변형(shear deformation)에 의해서 주로 발생한다. 삼축압축 반복재하시험의 전형적인 결과로서 소성변형률과 하중재하횟수의 관계는 그림 1과 같다. 2단계(Secondary) 변형 구간까지는 압밀화에 의한 변형이, 3단계(Tertiary) 구간부터는 전단에 의한 변형이 지배적으로 작용한다. 또한 3단계 구간이 시작되는 B점을 흐름점이라 하며, 이때의 하중 재하횟수를 흐름값(Flow Number : FN)이라고 한다[3].



[그림 1] 소성변형률과 하중재하횟수

소성변형은 시간이나 하중 재하수의 함수로서 Power law 관계와 근접한다. 그 기본 이론은 일정범위의 하중 작용 횟수 내에서 반복하중의 작용횟수와 소성변형률 사이에는 대수적 관계가 있으며 그것은 식 1 로서 설명될 수 있다. Power law 모델은 반복크리프시험을 통하여 개발된 모델이므로 아스팔트포장의 반복되는 교통하중 조건을 잘 모사할 수 있기 때문에 모델로 선정하였다. 2단계 구간에서의 누적된 소성 변형률과 하중의 재하횟수 관계는 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\epsilon_p = aN^{tb} \quad (1)$$

여기서,  $\epsilon_p$  : 누적소성변형률,

$N$  : 하중재하횟수,

$a$  : 전대수상의 직선의 절편( $N=1$ ),

$b$  : 전대수상의 직선의 기울기.

이 모델에서 상수 a, b는 반복하중 하에 아스팔트 혼합물의 소성변형 특성을 설명하는데 주로 사용되고 있다. 이러한 상수들은 아스팔트 재료의 특성과 시험조건에 의

해 변화한다. 상수 a는 하중 재하 횟수가 1일 때의 소성 변형률을 의미하며, 상수b는 하중 재하 횟수에 따른 소성 변형률의 변화율을 의미한다.

소성변형 인자인 a와 b는 보편적으로 사용되고 있는 지수함수(Power Law)의 소성변형인자이다. 여기서 하중재하수에 따른 소성변형이 급속도로 발생하는 3단계(Tertiary)에서는 적용할 수 없고 1단계(Primary), 2단계(Secondary) 구간에서만 재료의 소성변형을 정의할 수 있다.

이러한 소성변형 인자는 온도와 하중 및 공극률에 대한 함수로 나타낼 수 있으며, 모든 조건에서 시험이 수행되면 최종적으로 소성변형모델이 개발되어 다음의 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\epsilon_p = a(T, \sigma, AV) N^{b(T, \sigma, AV)} \quad (2)$$

$$\frac{\epsilon_{pm}}{\epsilon_r} = \mu(T, \sigma, AV) N^{-\alpha(T, \sigma, AV)} \quad (3)$$

여기서,  $T$  : 온도(°C),  $\sigma$  : 재하응력

$AV$  : 공극률(%)

## 3. 아스팔트 혼합물의 최적배합설계

### 3.1 기본물성평가

본 연구에 사용된 아스팔트 혼합물 종류는 밀입도 표층용 13mm 및 19mm, 기층용 25mm, SMA 13mm, 개질아스팔트 혼합물 13mm 등이다. 실험에 이용된 골재는 우리나라에서 보편적으로 이용하는 화강암골재를 이용하였고, 각각의 혼합물별로 사용된 골재의 입도는 슈퍼패브 배합설계 기준에 따랐으며, 사용된 아스팔트 바인더는 국내에서 보편적으로 이용되는 AP-3와 AP-5를 이용하였다.

### 3.2 최적배합설계

표 1은 각각의 아스팔트 혼합물의 배합설계시 얻어진 자료를 정리한 것이다. 각각의 아스팔트 혼합물의 최적아스팔트 함량,  $N_{ini}$ ,  $N_{des}$ , 및  $N_{max}$ 에서의 %  $G_{mm}$ , VMA 및 VFA를 나타내고 있다. 측정된 모든 값은 슈퍼패브 배합설계 기준을 만족시키는 것으로 나타났다.

[표 1] 아스팔트 혼합물 기본특성

혼합물 종류		AC Cont.	Gmm	% $G_{mm}$ at $N_{ini}$
혼합물	입경			
표층용	13mm	AP-3	5.2	2.482
		AP-5	5.3	2.478
표층용	19mm	AP-3	5.1	2.495

		AP-5	5.1	2.492	86.3
기층용	25mm	AP-3	4.3	2.501	87.6
		AP-5	4.5	2.507	88.2
SMA	13mm	AP-3	5.7	2.510	82.6
		AP-5	5.7	2.512	83.3
SBS	13mm	PG76-22	4.6	2.483	-

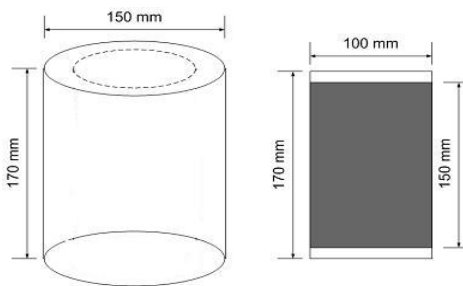
  

% $G_{mm}$ at $N_{des}$	% $G_{mm}$ at $N_{max}$	% Air Voids	% VMA	% VFA
96.0	97.1	4.0	15.4	74.0
96.0	97.2	4.0	15.8	75.1
96.0	97.5	4.0	15.1	73.5
96.0	97.3	4.0	15.5	74.6
96.0	96.9	4.0	13.6	70.6
96.0	97.0	4.0	13.9	71.1
96.0	97.7	4.0	16.9	76.3
96.0	97.7	4.0	16.3	75.5
-	-	-	-	-

### 4. 소성변형 실험

#### 4.1 실험용 시편

소성변형 시험용 시편은 직경 150mm, 높이 170mm의 원통형 시편을 선화다짐기를 사용하여 제작한 다음 그림 2에서 보는 바와 같이 직경 100mm의 시편을 코어채취기로 채취하여 시편 상부 및 하부를 10mm 씩 절단하여 높이 150mm의 시편을 제작하였다. 시편을 코어 및 절단한 후 시편 내부의 수분을 제거하기 위하여, 25℃의 챔버에 방습제인 실리카겔(silica gel)을 함께 넣어 3일간 건조시켰다. 이렇게 건조시킨 시편은 공기와의 접촉을 차단하기 위하여 랩으로 감싼 후 서늘한 곳에서 보관하였다.

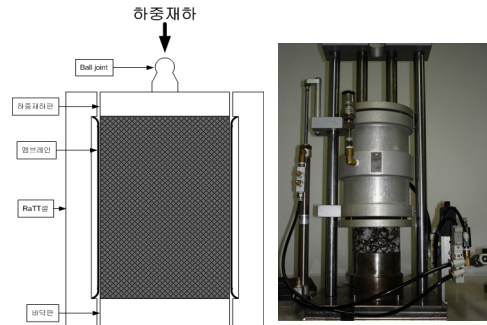


[그림 2] 소성변형 시험용 시편의 제작

#### 4.2 실험방법

실험방법은 NCHRP Report 465에서 추천하는 삼축압축 반복재하시험을 사용하였다[4][5]. 시험에 사용된 장비는 유압 시스템장비로서 IPC사의 UTM-25(2.5ton)이며, 추가로 온도조절용 챔버와 유압장비를 조정하고 데이터를 수집하기 위한 자동측정장치로 구성되어 있다.

구속압을 제한하기 위하여 RaTT셀(Rapid Triaxial Testing system) 이 사용되었다. RaTT셀은 시편의 주변을 멤브레인으로 감싼 후 공기압으로 구속압을 가하는 장치로서, 간편하게 삼축응력상태를 모사할 수 있는 장점이 있다. 그림 3의 왼쪽 그림은 시편이 RaTT셀 들어갔을 때의 단면을 나타내고 오른쪽 그림은 실제RaTT셀 사진이다.



[그림 3] RaTT 셀

시편의 온도를 맞추기 위하여 챔버안 시편의 중앙에 온도센서를 장착한 더미시편을 두어 시험온도와 더미시편의 온도를 체크한 후 시험에 임하였으며, 그 시간은 대략 2시간 이상이 되었다. 재하하중은 현장에서 발생하는 교통하중을 유사하게 모사하기 위하여 0.1초의 재하기와 0.9초의 휴지기를 갖는 반사인파(Haversine)를 재하 하였다. 하중조건은 구속압을 138kPa (20psi)로 고정하였으며, 축하중은 827kPa (120psi)로 시험하였다.

### 4. 다중회귀분석

#### 4.1 기본개요

다중회귀분석이란 2개 이상의 독립변수의 관련성을 규명할 수 있는 수학적 모형을 측정된 변수들의 자료로부터 추정하는 통계적 방법이다. 독립변수가 2이상인 경우에는 다중회귀모형(multiple regression model)이라고 한다.

분석대상이 되는 자료는 n개의 관찰개체들로부터 얻은 종속(또는 반응)변수 y와 p(≥2)개의 독립(또는 설명)변수  $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p$ 에 대한 관찰값으로 구성된다. 여기서 변수 y와  $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p$  와의 관계는 다음과 같은 선형모형,

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

로 규정된다. 단  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  는 편회계수(또는 간단히 회귀계수)라 부르는 상수이며,  $i$ 번째 관찰개체에 대한 오차항  $u_i$ 는 확률변량이다[6].

### 4.2 분석결과 및 해석

본 연구에서는 통계 패키지 프로그램인 SPSS를 사용하여 다중회귀분석을 실시하였다. AASHTO 2002 설계법에서는 아스팔트 재료의 소성변형을 예측하기 위하여 하중재하 횟수(N), 시험온도(T), 시편의 공극률(AV)의 변수로 회귀분석하여 소성변형률/회복변형률( $\epsilon_p/\epsilon_r$ )의 모델로 나타내었다. 그래프의  $x$ 축에 사용된 측정값 ( $\epsilon_p/\epsilon_r$ )은 실제 시험에서 측정된 Data이며,  $y$ 축에 사용된 예측값 ( $\epsilon_p/\epsilon_r$ )은 회귀분석을 이용한 예측모델의 결과로 해석한 예측값이다. 표 2는 제시한 소성변형 예측모델의 회귀분석 통계량을 보여준다. 모든 예측모델의 유의확률(P-Value)이 0.05이하로 유의함을 보여준다. 예측모델의 표준화 계수는 전반적으로 공극률이 재하횟수보다 크며 시험온도는 음(-)의 값을 보인다. 이는 소성변형률/회복변형률( $\epsilon_p/\epsilon_r$ ) 값과 시험온도가 음(-)의 상관계수를 가지기 때문으로 판단된다. 그림 2는 소성변형 예측모델의 예측값과 시험측정값의 상관관계를 알아보기 위한 산점도이다. 예측모델의 상관계수( $r$ )는 0.893 ~ 0.953의 값을 가지며 이를 통하여 모델의 예측값과 실제 시험값이 매우 근사함을 알 수 있다.

5가지 혼합물의 Data를 종합하여 회귀분석을 이용한 소성변형 예측모델을 제시하였으며 아래의 식에 나타내었다. 하중재하 횟수(N), 시험온도(T), 시편의 공극률(AV)을 변수로 사용하였으며 표 3에서 각 항이 식에 유의함을 확인하였다. 예측모델의 신뢰도를 확인하기 위하여 예측값과 측정값의 산점도를 그림 4와 같이 나타내었으며 상관계수( $r$ ) = 0.889를 확인하였다. 각각의 혼합물별 상관계수보다는 작은 값을 가지지만 전체 혼합물을 전반적으로 평가하기에는 충분하다 판단된다.

$$\frac{\epsilon_p}{\epsilon_r} = 10^{0.9140} N^{0.1416} T^{-0.4659} AV^{0.4953} \quad (\text{식 4})$$

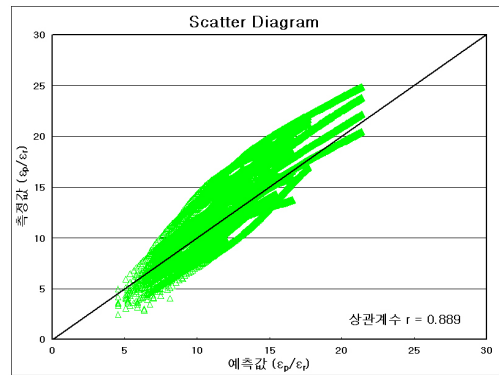
【표 2】 전체 혼합물의 회귀분석 통계량

	표준오차	표준화계수	t-값	유의확률
상수	0.008	-	110.662	< 0.0001
하중재하 횟수	0.001	0.437	133.455	< 0.0001
시험온도	0.004	- 0.412	- 125.953	< 0.0001
공극률	0.004	0.396	121.054	< 0.0001

## 6. 인공신경망

### 6.1 기본개요

본 인공신경망 모델의 구축과정은 크게 두 단계로 나눌 수 있으며, 먼저 이미 알고 있는 입력값과 결과값을 이용하여 각 층(입력층, 은닉층, 출력층)에 존재하는 뉴런(neuron)간의 연결강도(weight)와 바이어스(bias)를 조정하는 훈련단계(training phase)로 이 과정을 통하여 신경망 모델은 주어진 자료들을 일반화할 수 있는 최적의 연결강도를 스스로 학습하게 된다.



【그림 4】 회귀분석을 이용한 산점도

다음은 훈련과정을 통하여 구축된 신경망 모델을 학습에 사용되지 않은 입력값을 이용하여 예측을 수행하고 이미 알고 있는 결과값과 비교함으로써 학습된 네트워크를 검증하는 단계(testing phase)이다. 이와 같이 검증된 후에야 학습뿐 아니라 검증단계에서도 전혀 사용되지 않은 자료를 인공신경망에 입력하고 예측을 수행함으로써 구축된 인공신경망을 실제 사례에 사용할 수 있다. 본 연구에서는 Intel Core2 Duo CPU(2.66GHz), 2GB RAM, Windows XP 환경의 개인용 컴퓨터에서 상용프로그램을 사용하여 해석하였다. 인공신경망 모델은 다층퍼셉트론을 사용하였으며 학습규칙으로는 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다. 아래의 식은 오류역전파 알고리즘의 구성을 보여준다.

$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^Q e(k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^Q (t(k) - a(k))^2$$

여기서,  $MSE$  = 평균제곱오차

$Q$  = 학습에 사용된 전체자료의 수

$e(k) = t(k) - a(k)$  = 목표값과 출력값의 차이

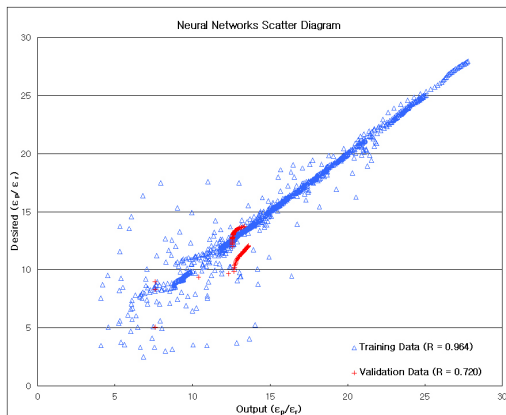
가중치(weight)와 바이어스(bias)를 최적화하기 위한 성능함수(performance function)로 평균제곱오차를 사용하였고 그 값이  $e = 0.01$ 보다 작아지거나 최대훈련 반복 횟수에 도달되면 학습을 종료하도록 프로그램 하였다. 은닉층의 수는 2개로 고정하였으며 전달함수는 은닉층 출력층 모두 쌍곡탄젠트(tanh)함수를 사용하였다. 또한 모멘텀항은 모두 0.7을 사용 하였다.

### 6.2 해석결과 및 분석

본 모델의 검증을 위하여 데이터의 입력단계에서 검증 세트로서 Cross Validation와 Testing Set를 사용하였으며 그 구성은 Training Data(70%), Validation Data(20%), Testing Data(10%)로 설정하였다. 전체적인 인공신경망 모델의 설계조건은 표 3과 같다. 그림 5는 두 값의 산점도를 나타낸 것이다. 산점도에서 나타는 Training Data의 상관계수는 0.948로 높은 신뢰도를 가지지만 모델의 검증으로 사용되는 Validation Data의 상관계수는 0.726으로 낮은 값을 가진다. 또한 Validation Data가 Training Data의 일부 구역에 집중되어 있어 검증 자체의 신뢰도는 높지 않은 편이다. 하지만 Training Data의 높은 신뢰도는 인공신경망이 소성변형을 평가예측하는 새로운 모델이 될 수 있음을 보여준다.

[표 3] 인공신경망 모델의 설계 조건

Input	Desire d	Hidde n layer	Traini ng Data	Valida tion Data	Testin g Data	Mome ntum	Transf er Functi on
N, T, AV	$\epsilon_p/\epsilon_r$	2	70%	20%	10%	0.7	tanh



[그림 5] 전체 혼합물의 인공신경망 산점도

## 7. 결론

본 선회다짐기를 이용한 배합설계 자료로부터 아스팔트 혼합물의 공용성 평가를 위한 분석을 실시하였고, 제한한 종류의 아스팔트 혼합물을 대상으로 하였지만 의미 있는 결과를 다음과 같이 도출하였다.

아스팔트 혼합물은 PG 58-22, PG 64-22, PG 76-22의 3가지 종류와 화강암 골재를 사용하여 표층재료인 밀입도 13mm, 19mm와 기층용 밀입도 25mm 그리고 SMA 13mm, SBS 13mm 개질아스팔트 혼합물을 제작하였다. 준비된 5종의 아스팔트 혼합물을 공극률(AV), 온도(T) 하중재하횟수(N)에 따른 소성변형특성을 파악하였다.

삼축압축 반복재하시험법을 사용하여 소성변형 시험을 실시한 결과 같은 공극률 조건에서 아스팔트 혼합물은 온도가 증가할수록 소성변형이 증가하였으며, 같은 온도조건에서는 공극률이 높을수록 혼합물의 소성변형이 증가하였다.

인공신경망 모델의 해석 결과, 각각의 혼합물 별로 나타낸 산점도에서 Training Data의 상관계수(r)는 0.961 ~ 0.979로 높은 신뢰도를 가진다. 모델의 검증으로 사용되는 Validation Data의 상관계수(r)는 0.883 ~ 0.980으로 비교적 높은 값을 가진다. 높은 신뢰도를 가지는 예측모델에 비추어 보아 추가적인 시험자료와 예측모델의 수준을 향상시키면 높은 신뢰도의 자율학습(Unsupervised Learning) 예측모델도 제작이 가능하다고 판단된다. 또한 인공신경망의 특성상 Input Data의 다양성을 쉽게 추구할 수 있으므로 새로운 예측모델의 개발이 용이하다 할 수 있다. 소성변형 예측모델을 현장에 적용시키기 위해서는 현장 자료와의 검증이 필요하다.

## 참고문헌

- [1] 현성철, "회귀분석과 인공신경망을 이용한 아스팔트 혼합물의 소성변형 모델", 공주대학교, 석사학위논문, pp. 75, 8월, 2008.
- [2] 박태성, "삼축 압축 반복하중 재하시험에 의한 아스팔트 혼합물의 소성변형 예측모델 개발", 경성대학교, 석사학위논문, pp. 70, 2월 2007.
- [3] Fujie Zhou, Tom Scullion and Lijun Sun, (2004), "Verification and Modeling of Three-Stage Permanent Deformation Behavior of Asphalt Mixes", Journal of Transportation Engineering, Vol. 130 No.-494
- [4] Hussain U. Bahia and Timothy P. Fiemel, (1998),

- "Optimization of Constructibility and Resistance to Traffic: A New Design Approach for HMA Using the Superpave Compactor", 1998 AAPT, pp. 189-213
- [5] Kamil E. Kaloush and Matthew W. Witzak,, "Simple Performance Test for Permanent Deformation of Asphalt Mixture", 2002 Annual Transportation Research Board Meeting
- [6] 서혜선, "SPSS를 활용한 회귀분석", SPSS아카데미, 2003.
- [7] 박지호, 김영욱, "국내 연약지반의 신뢰성 있는 강성 지수 추정을 위한 인공신경망 이론의 적용", 명지대학교 대학원, 석사학위논문, 2월, 2005.

---

이 관 호(Kwan-Ho Lee)

[정회원]



- 1991년 2월 : 고려대학교 토목공학과 (공학석사)
- 1996년 12월 : 미국 Purdue Univ. Civil Eng., (공학박사)
- 2006년 9월 ~ 현재 : 국립공주대학교 건설환경공학부 교수

<관심분야>

도로공학 및 지반공학