

Adaptive SVM 기법 및 신뢰성 개념을 적용한 강관다단공법의 설계기법 연구

이준석^{1*} · 사공명¹ · 박정준² · 최일윤²

¹정회원, 한국철도기술연구원 첨단궤도토목본부 연구원

²비회원, 한국철도기술연구원 첨단궤도토목본부 연구원

Design of umbrella arch method based on adaptive SVM and reliability concept

Jun S. Lee^{1*} · Myung Sagong¹ · Jeongjun Park² · Il Yoon Choi²

¹Researcher, Advanced Railroad & Civil Engineering Division, Korea Railroad Research Institute

²Researcher, Advanced Railroad & Civil Engineering Division, Korea Railroad Research Institute

*Corresponding Author : Jun S. Lee, jslee@krii.re.kr

Abstract

A reliability based design approach of the tunnel reinforcement with umbrella arch method was considered to better represent the uncertainties of the weak rock properties around the tunnel. For this, a machine learning approach called an Adaptive Support Vector Machine (ASVM) together with the limit equilibrium method were introduced to minimize the iteration numbers during the classification training of the tunnel stability. The proposed method was compared with the results of typical Monte Carlo simulations. It was concluded that the ASVM was very efficient and accurate to calculate the probability of failure having auxiliary umbrella arches and uncertain material properties of the tunnel. Future work will be concentrated on the refinement of the fast adaptation of the SVM classification so that the minimum number of numerical analyses can be used where the limit solution is not available.

Keywords: Umbrella arch method, Adaptive support vector machine, Machine learning, Reliability based design, Tunnel reinforcement

초 록

본 연구에서는 터널주변 원지반의 불확실성을 고려한 신뢰성기반 강관다단공법의 설계 기법에 대하여 논의하였다. 이를 위하여 기계학습기법의 한 부류인 adaptive support vector machine과 사공 중인 터널의 한계평형해석기법을 도입한 후, 강관다단공법을 적용한 터널의 안전성 여부에 대한 훈련과정을 최소화할 수 있는 방안을 제안하였다. 제안한 기법은 전형적인 Monte Carlo 기법과의 비교를 통해 그 효과를 분석하였다. 이 결과,

OPEN ACCESS

Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association
20(4)701-715(2018)
<https://doi.org/10.9711/KTAJ.2018.20.4.701>

eISSN: 2287-4747

pISSN: 2233-8292

Received May 30, 2018

Revised June 28, 2018

Accepted July 3, 2018



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution

Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright © 2018, Korean Tunnelling and Underground Space Association

www.kci.go.kr

제한한 신뢰성기반 ASVM 기법은 원지반의 불확실성을 감안하는 경우, 보조공법 적용에 따른 터널의 시공 중 파괴확률을 효율적으로 계산할 수 있음을 입증하였다. 이 결과를 바탕으로 향후에는 한계평형해석을 적용할 수 없는 경우 등을 감안하여 최소의 수치해석 결과를 바탕으로 파괴확률을 추론해 낼 수 있는 신속 ASVM 기법을 개발할 예정이다.

주요어: 강관다단공법, 조절형 썬포트벡터머신, 기계학습, 신뢰성기반설계, 터널보강

1. 서론

상부 토피고가 낮거나 연약대를 통과하는 터널의 보강공법으로 적용되는 강관다단공법(Umbrella Arch Method, UAM)은 강관의 시공방법이나 충전용 그라우트 재질 등에 따라 다양한 파생공법들이 제시되고 있으나, UAM의 설계 및 보강 효과 등에 대해서는 연구결과가 상대적으로 미진한 상황이다. 이는 주로 다양한 해석 및 모형 기능을 탑재한 수치해석 툴에 의해 비교적 안정적인 결과물을 얻을 수 있기 때문인 것으로 판단되나, 현재 국내에서 사용 중인 수치해석 툴의 입력 데이터 중 일부는 기존 경험법칙에 의한 추정 자료를 입력하여야 하거나 해석 결과물의 정량적 분석이 모호한 단점도 제기되고 있다. 특히, 그라우팅 보강 영역에 대한 물성값 및 하중 분담률 등의 산정 과정은 경험에 의존하는 경향이 있으며, 수치해석 시 지반의 불확실성에 대한 고려방안이 부족한 실정이다.

이와 관련하여 터널의 보강설계 시 지반의 불확실성을 고려하기 위한 방편으로 기계학습기반 설계 기법을 도입할 수 있다. Pan and Dias (2017a)는 터널 기계화굴착 시 지반의 불확실성을 감안하기 위하여 지반의 일축 압축 강도, 절리를 포함한 암반의 특성계수 및 단위중량 등 주요 설계인자에 대해 정규분포 특성을 갖는 확률변수로 가정 한 후, Monte Carlo 시뮬레이션(MCS) 기법을 도입하여 TBM과 같은 기계굴착 공법 도입 시 터널 막장면의 안전율을 유추하였다. 이와 함께 한계평형해석 기반 Adaptive Support Vector Machine (ASVM) 기법을 함께 도입하여 MCS 데이터 개수를 최소화할 수 있는 기계학습 기법을 제시하였다. 일반적으로 SVM은 터널의 안전성을 분류하기 위한 학습기로서 주로 가우시안 분포를 포함한 커널함수를 적용하며(Lee et al., 2018b), ASVM은 분류의 최적화를 도모하기 위한 조절형 학습기로 이해할 수 있다(Basudhar and Missoum, 2008). 이 외에도 SVM의 훈련효율을 증진시키기 위해 최소자승 SVM (Ji et al., 2016) 및 유전자 알고리즘(Lee et al., 2018a)을 응용한 SVM 등이 제안된 바 있다. 또한, 터널의 설계 및 시공과 관련한 SVM 및 인공지능망(ANN) 등 기계학습기법의 적용 사례는 Song et al. (2013)에서도 찾아볼 수 있다. 이 경우, UAM 보강터널의 파괴 및 안전 측을 구분하는 경계선을 효율적으로 확정하기 위하여 소규모 데이터를 사용한 기존 경계선 인근에 가상의 데이터를 적용함으로써 (Virtual SVM, VSVM), 궁극적으로 연고자 하는 최종 경계선을 확정할 수 있고 따라서 이 이론을 적용하면 UAM 보강터널의 안전율을 산정할 수 있다. 한편, SVM 등의 기계학습 기법을 이용한 댐 안정성 적용 사례는 Hariri and Pourkamli (2018)의 결과를 참조할 수 있다.

UAM을 적용한 보강터널의 신뢰성 해석을 위해서는 강관을 포함한 지반의 한계평형해석 모형을 도입하여야 한다. 일반적으로 강관은 보요소로 간주하여 보의 허용 휨응력을 고려한 해석이 주를 이루고 있으며, 특히 단순

보 및 탄성지반상 보 이외에도 전단을 고려한 Pasternak 지반상 보 등의 모형이 적용된 바 있다(Oke et al., 2016). 강관을 포함한 터널주변의 한계평형해석은 Oreste and Dias (2012)에 의한 막장전면 보강모형과 이를 응용한 UAM 모형(Dias and Oreste, 2013) 등을 고려할 수 있으며, 이외에도 Wang and Jia (2009)는 가상 활동면의 점착력과 내부마찰각을 감소시키는 방법으로 UAM 보강터널에 대한 한계해석 기법을 제안한 바 있다. 유사한 방법으로 Pan and Dias (2017b)는 굴착면 보강용 강관(dowel)을 포함한 터널의 주요 지반변수에 대하여 강도감소법을 적용하여 안전율을 산정하였으며 이 때 upper bound 모형을 채택하였다. Perazzelli and Anagnostou (2017)는 점토질 지반 내 위치하는 볼트보강 터널 막장면의 안전성 해석을 위하여 한계평형해석 기법을 도입하였으며 볼트의 간격과 길이에 대한 설계도표를 제시하였다. 한편, Hamrouni et al. (2017)는 터널 천장부의 처짐과 라이닝콘크리트의 휨모멘트에 대해 신뢰도 지수(reliability index) 개념을 적용하여 원형 토사터널의 파괴확률을 산정하였다. 이를 위하여 응답면법(Response Surface Method, RSM)을 채택하였으며 유전자알고리즘을 도입하여 관련 변수를 유도하였다. RSM은 일종의 회귀분석 기법으로 간주할 수 있으며 이는 다시 앞서 언급한 SVM의 한 부류로 구분할 수 있다.

본 연구에서는 UAM 보강 터널의 설계를 위한 신뢰성 기반 기계학습 모형을 제시하였다. 이를 위하여 UAM 보강터널의 한계평형 해석모형을 도입하였으며, 터널주변 지반 물성값의 불확실성을 확률분포로 모형화한 후 SVM을 적용한 터널의 파괴확률을 제시하였다. 지반의 불확실성은 터널주변 원지반의 점착력, 내부마찰각, 단위중량 및 토압계수 등이며 주어진 파괴확률 하에서 강관의 중심간격을 산정할 수 있다. 제안한 모형은 MCS 결과와 비교·분석하였으며 매개변수 해석을 통하여 UAM 보강터널의 안전성에 영향을 미치는 인자 및 그 중요도를 함께 고려하였다. 마지막으로 ASVM을 적용한 향후 연구방향에 대하여 논의하였다.

2. UAM 보강터널의 한계평형 해석모형

신뢰성에 기초한 UAM 보강터널의 설계를 위해서는 원지반의 물성에 대한 분포와 아울러 보강터널의 거동에 대한 수학적 모형이 요구된다. Fig. 1은 본 연구에서 고려하는 터널의 기하학적 모형을 나타낸다. 그림에서 터널은 해석의 편의상 폭이 B 이고 높이가 H 인 직사각형 형태로 가정하였으며, 토피고는 H_c , 상재하중은 q 로 나타내었다. 한편, Fig. 1에서 l 는 강관이 설치되기 전 터널 굴착면으로부터 인접 강지보재 설치지점까지의 길이를 의미하며, 블록 1 및 블록 2는 그림에 나타난 바와 같다. 해석 시 다양한 가상파괴면을 가정할 수 있으며 현장여건 및 절리면의 형태 등에 따라 원추형(Mollon et al., 2011) 및 사각형(Oreste, 2009) 파괴면 등을 고려할 수 있으나, 본 연구에서는 Dias and Oreste (2013)에서 논의한 바와 같이 삼각형 형태의 파괴면을 가정하였다.

한계평형 해석을 위해서는 자중 및 외력 등을 고려한 외력, 내부 마찰각 및 점착력 등에 의한 저항력을 계산하게 되며 Fig. 1과 같이 두 개의 블록으로 나누어 관련 식을 계산할 수 있다. 한편, 강관의 경우, Fig. 1의 터널상부에 위치한 블록 2의 연직하중을 경감시키는 역할을 수행하며 모형화 과정에서 다양한 가정들이 제안되었다. Oke et al. (2016)에 따르면 기존에 연구된 강관의 모형은 크게 지중 단순보 및 탄성지반상 보로 나눌 수 있으며, 특히 단

순보 모형은 층적층 내 시공한 파이프루프 보강공법의 해석 및 설계에 적용된 바 있고 양단힌지, 양단고정 모형 등을 같이 고려할 수 있다. 탄성지반상 보의 경우, 강지보재 및 터널 전방의 지반을 수직스프링으로 간주하여 모형화하거나, 현장상황을 좀 더 엄밀하게 모형화하기 위하여 지반의 전단응력 항을 추가하여 관련 해를 구할 수도 있다. 본 연구에서는 계산의 편의를 위하여 강관을 양단고정 보로 가정한 후 상재하중에 의한 강관 내 응력과 항복응력을 비교함으로써 강관의 안전성 및 전체 터널구조물의 안전성을 확인하였다. 이론적으로는 양단고정보의 경우가 탄성지반상 보에 비해 더 안전 측인 결과를 제시하며 실제 해석과정에서는 강관의 허용응력을 적용하거나 강관의 특성 및 거동을 고려하여 극한강도를 적용한 후(Dias and Oreste, 2013) 터널의 안전율을 산정할 수도 있다. 한편, 강관 내 그라우팅 주입은 지반보강에 비해 차수효과가 더 현저한 것으로 가정하며 따라서 강관 그라우팅에 의한 터널상부 보강아치는 연속적이 아니라 단속적인 형상으로 가정하였다.

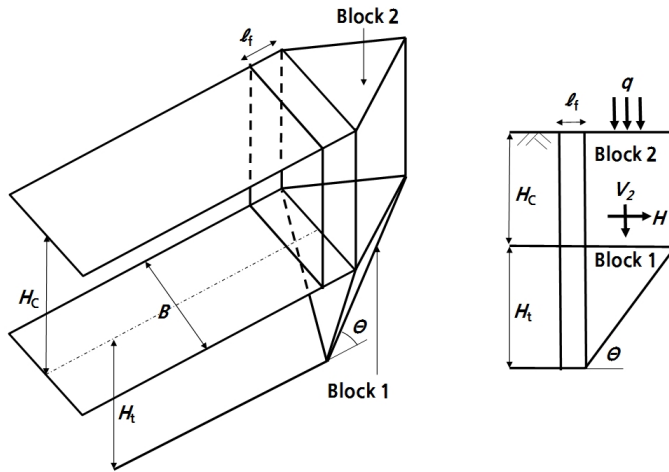


Fig. 1. Sectional view of a tunnel before reinforcement

Fig. 1 내 블록 2의 수직하중 V_2 는 단위중량 γ 를 고려한 블록 2의 자중 및 상재하중의 합에서 주변마찰력 성분을 제외한 값으로서 식 (1)과 같으며, 강관이 설치된 경우 강관에 의한 식 (2)의 저항력 R_s 를 감안한 순수 수직하중을 계산할 수 있다(Dias and Oreste, 2013). 다음 식의 각종 변수는 Table 1에 나타낸 바와 같으며 기하학적 형상은 주어진 것으로 가정하고 대표적인 지반 물성은 정규분포를 갖는 확률변수로 가정하였다.

$$V_2 = (q + \gamma H_c) \left[\frac{B H_c \cot \theta}{2} + B l_f \right] - H_c \left[B \left(1 + \frac{1}{\cos \eta} \right) + l_f \right] (C + \sigma_n \tan \phi) \quad (1)$$

$$R_s = \sum_{j=1}^m r_s l_{a,j} = \sum_{j=1}^m \frac{2 V_2 i_s}{B H_t \cot \theta + 2 B l_f} l_{a,j} \quad (2)$$

Table 1. Material and geometric variables in the limit equilibrium analysis with UAM

Material variable	Symbol (unit)	Mean	COV ^{a)} (%)
Unit weight	γ (MN/m ³)	0.005	30
Cohesion	C (MPa)	0.01	30
Friction angle	ϕ (°)	30	30
Earth pressure coefficient	K_o	0.4	30
Slope angle	θ (°)	60	10
Geometric variable	Symbol (unit)	Value	
Tunnel width	B (m)	10	
Tunnel height	H_t (m)	6	
Overburden	H_c (m)	Varied	
Surface load	q (MPa)	Varied	
Free length	ℓ_f (m)	Varied	
Steel pipe	Symbol (unit)	Value	
Small sized			
Diameter	Φ_s (m)	0.0605	
Moment of inertia	I_s (m ⁴)	23.7×10^{-8}	
Large sized			
Diameter	Φ_L (m)	0.1143	
Moment of inertia	I_L (m ⁴)	300×10^{-8}	
Center to center of pipes	i_s (m)	Varied	
Length	l (m)	12	

a) Coefficient of variation

식 (1)에서 σ_n 은 활동면의 평균 수직응력을 나타내며, 식 (3)과 같다.

$$\tan \eta = \frac{H_t \cot \theta}{B/2} \tag{3}$$

한편, 식 (2)에서 강관에 의한 저항력은 강관의 중심간격 i_s 와 강관의 개수와 밀접한 관계가 있다. 이 때, Fig. 2에 나타낸 바와 같이 터널의 폭 혹은 미리 정한 터널 상부 일정폭에 따라 강관의 개수 m 이 정해진다. 각 강관의 중심간격 당 재하되는 상부 하중이 강관의 허용응력을 넘는 경우에는 해당 강관의 역할은 무시할 수 있으나, 실제로는 강관의 항복응력 σ_y 을 사용하는 경우도 있으며(Dias and Oreste, 2013), 식 (2) 및 Fig. 2에서 ℓ_a 는 각 강관에 재하되는 수직하중의 길이를 나타낸다. 만일 ℓ_a 가 강관의 길이 ℓ 보다 큰 경우에는 강관의 상재하중 저항기능은 없는 것으로 가정할 수 있으며, 강지보재와 지중에 모두 고정된 강관의 경우 단위 길이 당 최대 허용 분포하중은 식 (4)와 같다.

$$q_{s, \max} = \frac{48 I_S \sigma_y}{\Phi_S (l_a + l_f)^2} \quad (4)$$

여기서, I_S 는 소구경 강관의 단면 2차모멘트로서 Table 1에 나타난 바와 같으며, l_f 는 막장면과 지보재 사이의 자유장을 의미한다. 한편 식 (2)의 r_s 는 강관 중심간격을 감안한 강관의 상재하중을 의미하며 이 값이 식 (4)보다 큰 경우에는 0이 된다. 실제 UAM 보강터널의 파괴확률 산정 시 강관의 작용에 의한 수직응력 감소분이 현저한 경우에 있어서도 블록 1에 의한 막장면의 파괴거동이 가능하며 다음에서 실제 매개변수 해석을 통하여 이의 영향을 고려하였다.

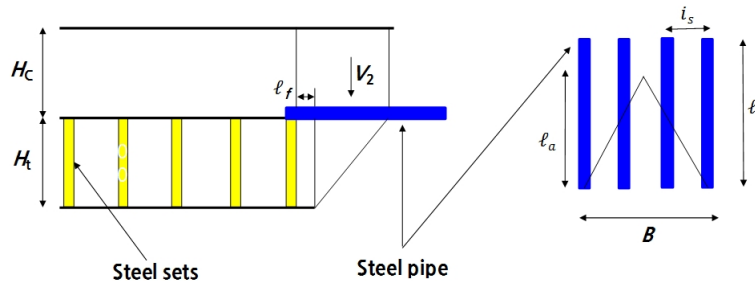


Fig. 2. Geometry and loads on the steel pipes

3. Adaptive support vector machine의 적용

앞서 논의한 UAM 보강터널의 파괴확률은 관련 지반조건 및 터널의 기하학적 형상이 확정적으로 결정되어 있다면 비교적 손쉽게 산정할 수 있다. 그러나 지반조건이 확률론적 분포로 정의되어 있는 경우에는 각 확률분포에 대응하는 MCS 기법을 통하여 전체 UAM 보강터널의 파괴확률을 구할 수 있으나, 시간과 노력이 많이 소요되는 단점이 있다. 이에 대응하여 기계학습 기법의 하나인 SVM 기법을 도입할 수 있으며 인공지능망 대비 결과의 안정성이 더 좋은 것으로 알려져 있다. 다음에서는 SVM 기법의 기본 이론과 Pan and Dias (2017b)에 의한 ASVM 기법에 대하여 조사하였으며 UAM 보강터널에 대한 적용방안에 대하여 논의하였다.

3.1 SVM 기본이론

SVM은 구조물의 안전율과 같이 안전 측(+1) 혹은 파괴 측(-1) 등 2개의 분류군으로 나눌 수 있는 공학적 문제에 적합한 것으로 알려져 있으나(Cortes and Vapnik, 1995), 다중 변수의 회귀분석 시에도 공히 적용될 수 있다 (Lee et al., 2018b). Fig. 3은 본 연구에서 적용하는 SVM 및 ASVM의 개념도이며 변수 X_1 및 X_2 는 정규분포로 가정한 점착력 및 내부마찰각 등으로 이해할 수 있다. SVM의 기본 개념은 Fig. 3과 같이 +1 및 -1로 치환된 해석결과를 가장 잘 분류할 수 있는 직선 혹은 곡선을 구하는 것으로서 경계선(Boundary)을 정하고 경계선과 인접한 마

진의 폭을 최대화하는데 있다. 이 때 마진을 정의하는 변수를 support vector (SV)라 하며 경계로부터 인접한 데이터까지의 거리를 정량화할 수 있다. 이를 식으로 표현하기 위하여 Fig. 4의 마진을 ε 으로 표현하고 분류군의 허용오차를 ξ 로 나타내면 다음의 2차원 최적화 문제의 해가 SV가 된다.

$$\text{Min } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C_r \sum_{i=1}^n \xi_i \tag{5}$$

여기서, w , C_r 및 n 은 각각 SV, 정형화 변수(regularization parameter) 및 입력 데이터의 개수를 의미한다. 식 (5)를 만족시키기 위한 조건식은 식 (6)이고, 이 때 식 (7)과 같으며(Smola and Scholkopf, 2004; Lee et al., 2018b), b 는 상수이다.

$$y_i \cdot (w^T \cdot \phi(x) + b) \geq 1 - \xi_i \tag{6}$$

$$\xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \tag{7}$$

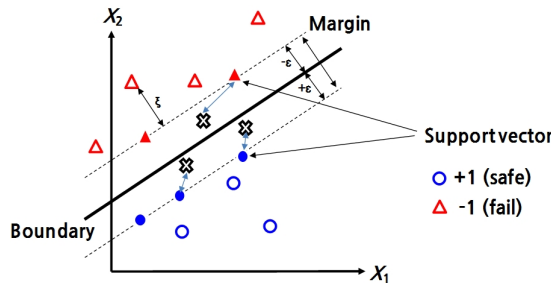


Fig. 3. Concept of adaptive support vector machine (ASVM)

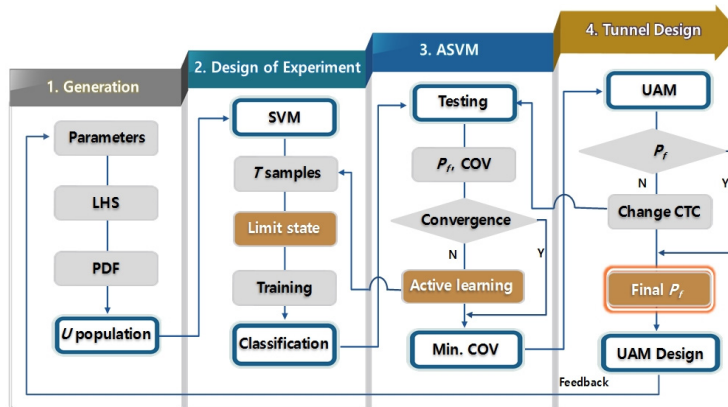


Fig. 4. Flow diagram of ASVM used in UAM

식 (6)에서 $\alpha(x)$ 는 학습용 벡터 x 를 초평면(hyper plane)으로 투영하여 관계식을 용이하게 설정해 주는 변환함수를 의미하며 y 는 결과 값으로서 본 연구의 경우, $y_i \in \{1, -1\}$ 로 정의된다. 최적화 관련식 (5) 및 조건식 (6), (7)은 Lagrangian 승수 α 를 사용하여 식 (8)과 같이 다시 쓸 수 있다(Chang and Lin, 2013).

$$\text{Min } \frac{1}{2} \alpha^T Q \alpha - e^T \alpha \tag{8}$$

여기서, e 는 크기가 n 인 단위 벡터이며 α 는 식 (9)의 조건을 만족하여야 한다.

$$y^T \alpha = 0; 0 \leq \alpha_i \leq C_r \tag{9}$$

식 (8)의 Q 는 식 (10)으로 쓸 수 있다.

$$Q_{ij} = y_i y_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) = y_i y_j K(x_i, x_j) \tag{10}$$

여기서, K 는 커널함수를 의미한다. 일반적으로 커널함수는 가우스분포 형태의 비선형 함수(Radial Basis Function, RBF)가 널리 사용되며(Lee et al., 2018b) 일부 선형 함수도 적용할 수 있다. 식 (6), (8) 및 (9)로부터 식 (11)과 같으며, 주어진 변수에 의한 +1/-1 결과 값의 분류체계는 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다. 결국, 입력데이터 x 가 주어지는 경우, 식 (12)를 이용하여 커널 함수를 계산한 다음 +1 혹은 -1의 분류를 수행하게 되며, UAM 보강터널의 경우에는 안전 및 파괴 가능성을 예측하는 과정에 적용할 수 있다.

$$w = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \phi(x_i) \tag{11}$$

$$\text{sgn}(w^T \cdot \phi(x) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(x_i, x) + b\right) \tag{12}$$

3.2 ASVM 확장이론

앞서 논의한 SVM 모형을 확률변수를 포함한 UAM 보강터널에 적용하는 경우, 각 변수의 확률분포에 대한 계평형해석 혹은 수치해석을 수행하고 이 결과를 이용하여 SVM 학습모형을 구축하여야 한다. 이 경우, MCS 기법에 비해 연산시간이 단축되는 장점이 있으나, 여전히 방대한 양의 연산을 수행하여야 한다. 이를 극복하기 위한 대안의 하나로 ASVM 모형을 도입할 수 있다. ASVM은 최소한의 학습을 통하여 원하는 예측모형을 구현해 나가

는 과정으로 이해할 수 있으며 Fig. 3에 기본 개념을 함께 도시하였다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 우선 최소한의 데이터를 이용하여 초평면상의 분류관계식을 도출한 후, 추가 데이터를 점진적으로 사용하여 최종 분류식을 확정하는 방법이며 추가 데이터를 최소화하기 위해서는 SVM의 특성상 분류식의 경계 혹은 인접한 데이터(X 로 표시)를 찾아 이를 적용하는 방안이 효율적이다. 이론적으로는 SVM의 마진 내에 데이터가 존재하지 않아야 하나 식 (5)에 나타난 바와 같이 오차가 발생하며 이 오차를 최소화하는 반복적 연산과정으로 진행하게 된다.

Fig. 4는 본 연구에서 적용한 ASVM 알고리즘으로서 최소한의 표본 데이터로 전체 시스템의 모형화가 가능하도록 난수 발생시 Latin Hypercube Sampling (LHS) 기법을 적용하였으나(Pan and Dias, 2017a), Latinized Centroidal Voronoi Tessellation (LCVT) 기법의 적용사례(Song et al., 2013)도 보고된 바 있다. Fig. 4에 나타난 바와 같이 난수를 이용하여 Table 1의 각 변수별 확률분포를 생성하며 전체 U 개 만큼의 데이터군을 구축한다. 이 중 T 개 만큼의 데이터군을 이용하여 초기 SVM 모형을 산정하며, 이 때 앞서 언급한 한계평형모형을 이용하여 UAM 보강터널의 안전성을 검토한 후 ± 1 의 분류군으로 구분한다. 이후, Fig. 4에 나타난 바와 같이 SVM의 경계 (boundary)에 가장 가까운 데이터를 취하여 이를 SVM의 입력 데이터로 학습시키게 된다. 한편 U 개의 데이터군 중 추가학습용 데이터를 선택함에 있어서는 경계에 가장 가까운 데이터를 선택하여 SVM 경계의 변화를 도모하게 되나, 추가되는 데이터가 기존 SV 주변에 위치하는 경우, 학습의 효과가 떨어지는 단점이 있으므로 Pan and Dias (2017a)의 경우와 유사하게 경계면에 가까운 데이터 중 기존 SV와 가장 먼 거리에 위치하는 데이터를 취하여 학습의 효과를 증진시켰다.

이를 식으로 나타내면, 식 (12)로부터 임의의 데이터 x 로부터 경계면까지의 거리는 식 (13)과 같고, x 로부터 기존 SV까지의 거리는 식 (14)와 같다.

$$d_1(x) = \frac{\left| \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \right|}{\|w\|} \tag{13}$$

$$d_2(x) = |x - x_{SV}| \tag{14}$$

여기서, x_{SV} 는 SV의 위치를 의미한다. 따라서 추가 학습용 데이터는 전체 U 개의 데이터 중 식 (15)를 만족하는 데이터를 취하면 된다.

$$d_3(x) = \min \frac{\bar{d}_1}{d_2} \tag{15}$$

여기서, \bar{d} 는 해당 결과 중 최댓값으로 나눈 정규화 값을 의미한다.

3.3 ASVM을 이용한 UAM 보강터널의 파괴확률 계산

실제 ASVM의 적용에 있어서 추가 데이터의 학습여부는 다양한 방법으로 결정할 수 있으며 이 중 파괴확률 혹은 파괴확률 변동계수(Coefficient of Variation, COV)의 변화추이를 기초로 판단할 수도 있다. 또한 SVM 마진 내에 위치하는 데이터 개수의 변화추이를 바탕으로 유추할 수도 있으며 본 연구에서는 COV와 SVM 오차 계수를 모두 적용하여 수렴여부를 판단하였다. 즉, UAM 보강터널의 파괴확률 및 변동계수는 각각 식 (16), (17)과 같다.

$$\hat{P}_f = \frac{n_{LEM < 1}}{n_{MC}} \tag{16}$$

$$COV(\hat{P}_f) = \sqrt{\frac{1 - \hat{P}_f}{n_{MC} \hat{P}_f}} \tag{17}$$

여기서, n_{MC} 는 MCS의 데이터군 개수를 의미하며, n_{LEM} 은 한계평형 해석결과, 파괴 측으로 판정된 데이터의 개수를 의미한다. 한편, SVM 오차 계수는 식 (18)과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_{SV} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{MC}} \delta_i}{n_{MC}} \tag{18}$$

여기서, δ_i 는 SVM 마진 안에 위치하는 데이터 수이며 오차 계수가 작을수록 학습결과가 양호한 것으로 이해할 수 있다. 한편, Basudhar and Missoum (2008)에 따르면 식 (18)의 변화추이를 곡선식으로 가정하고 이 곡선의 절편에 대한 허용오차를 추가로 제한한 바 있으나 공학적인 배경이 불분명하므로 본 연구에서는 고려하지 않았다. 한편, Fig. 4에 나타낸 바와 같이 UAM 보강터널의 파괴확률은 초기 SVM 모델로부터 상기 ASVM 모형을 이용하여 추가 학습데이터를 선정한 후 갱신된 SVM 마진을 통하여 식 (17), (18)의 오차를 계산한다. 이후, 강관의 중심간격을 변수로 하여 각 경우에 대한 UAM 보강터널의 파괴확률을 산정하게 된다.

4. UAM 보강터널의 설계 예

본 절에서는 앞서 언급한 ASVM 및 UAM 보강터널의 한계평형해석 모형을 기반으로, 정규 분포로 가정한 지반 조건과 일정한 형상을 포함한 터널의 강관 설계방안에 대하여 논의하였다. 이를 위하여 Table 1에 나타낸 바와 같이 지반 물성값은 정규분포를 따르고 터널은 고정된 형상으로 가정하였다. 지반 물성값의 변화는 Mouyeaux et al. (2018)이 제안한 정규분포 모형을 적용하였으며 점착력 등이 음의 값을 포함하지 않도록 고려하였다. 강관의

경우에는 국내 터널시공 현장에서 가장 보편적으로 적용되는 소구경 및 대구경 강관의 특성을 모두 사용하였으며, 강관의 단면2차모멘트는 중첩 시공되는 강관의 거동과 강관주변 그라우팅재 주입에 따른 고결효과를 고려하였다. 강관의 중심간격 결정을 위한 매개변수 해석 시 식 (18)의 E_{SV} 는 5×10^4 으로 정하였으며 식 (17)의 $COV(\hat{P}_f)$ 는 2%로 가정하였다. 실제 ASVM 모형화 시, 한계평형해석을 적용한 MCS를 함께 수행하였으며 ASVM에 의한 결과 MCS에 의한 결과를 비교·분석하였다. 제안한 한계평형해석 모형과 ASVM 모형은 MATLAB (MathWorks, 2018)의 기계학습 특화모듈을 이용하여 프로그램화하였으며 다양한 매개변수 해석을 통하여 제안한 모형의 적정성과 사용성을 입증하였다. 강관보강 터널의 매개변수 해석과 관련한 유사 예는 Kim (2010), Song et al. (2007) 및 Sim and Jin (2016)의 결과를 참조할 수 있다.

4.1 UAM 보강터널의 강관 중심간격 설계

Table 1의 지반 변수와 터널의 기하학적 형상을 고려한 UAM 보강터널의 파괴확률은 Fig. 5와 같다. 그림에서 상재하중 q 는 단위면적당 0.05 MPa로 가정하였으며 터널 막장면까지의 자유장 l_f 는 1 m로 정하였다. 초기 SVM 설정을 위한 데이터 T 는 20개의 변수군을 적용하였으며 전체 데이터군의 개수 U 는 2×10^5 개를 사용하였다. 그림에서 S-UAM 및 L-UAM은 각각 소구경 강관 및 대구경 강관을 적용한 보강설계를 의미하며 MCS는 Monte Carlo 시뮬레이션에 의한 근사 값을 나타낸다. 한편 그림의 점선은 강관보강이 없는 경우에 대한 파괴확률을 의미하며 강관 중심간격이 0.1 m인 이상적인 경우의 파괴확률은 블록 1에 의한 막장면의 활동 가능성을 의미한다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 강관간격이 0.5 m를 넘는 경우에는 ASVM에 의한 결과와 MCS에 의한 결과 값이 동일하며, 강관간격이 0.5 m보다 적은 경우에도 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 해석 시 ASVM에 사용된 총 데이터군은 150~200개이며, MCS 결과는 2×10^5 개의 데이터군을 사용하였다. 실제 터널보조공법 관련 규정(KR Network, 2014)에 따르면 강관의 중심간격은 약 0.3~0.6 m 범위에서 정하도록 하고 있으며 이 규정을 따를 경우, 블록 1의 파괴 가능성을 배제하면 대구경 강관의 경우에는 파괴확률이 0에 수렴하며 소구경 강관을 적용하는 경우에는 강관을 적용하지 않는 경우에 비해 파괴확률이 약 1/2로 저감됨을 알 수 있다. 실제 UAM 보강터널의 설계 시, 지반

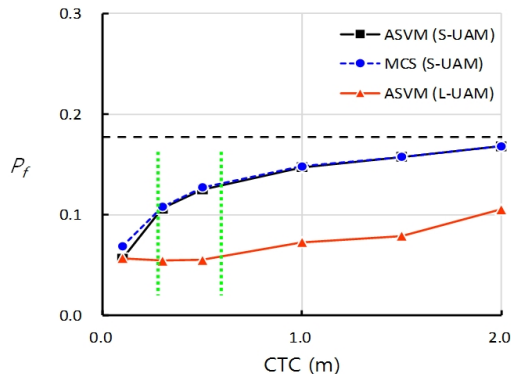


Fig. 5. Probability of failure of UAM reinforced tunnel with ASVM

조건에 따른 허용 파괴확률을 일정 범위이내로 요구하는 신뢰도기반 설계를 수행하는 경우, Fig. 5와 같은 도표가 적용될 수 있다.

4.2 UAM 보강터널의 파괴확률에 영향을 미치는 기타 변수

UAM 보강터널의 파괴확률에 영향을 미치는 변수중 하나인 강관의 단면 2차모멘트는 강관의 중첩 시공효과를 반영할 수 있도록 한계평형해석 시 값을 2배 증가시켜 모형화할 수 있으며, 강관주변 그라우팅재의 침투효과를 함께 고려할 수도 있다. 일반적으로 UAM 보강터널에 적용되는 그라우팅재는 주로 차수를 목적으로 시행하며 부수적으로 지반강화 혹은 봉합효과를 도모할 수 있다. 이와 관련하여 Lee et al. (2000)에서는 현장실험을 통하여 원지반 내 그라우팅재 주입에 따른 지반강화효과를 정량적으로 제시한 바 있으며, 이 결과 지반의 전단탄성계수가 약 10~14% 정도 증가함을 보였다. 그러나 그라우팅에 의한 터널주변 지반강화와 강관의 상호작용에 대한 정량적 효과는 본 연구의 범위를 넘어서는 영역으로, 본 연구에서는 단면 2차모멘트를 점진적으로 증가시켜 그라

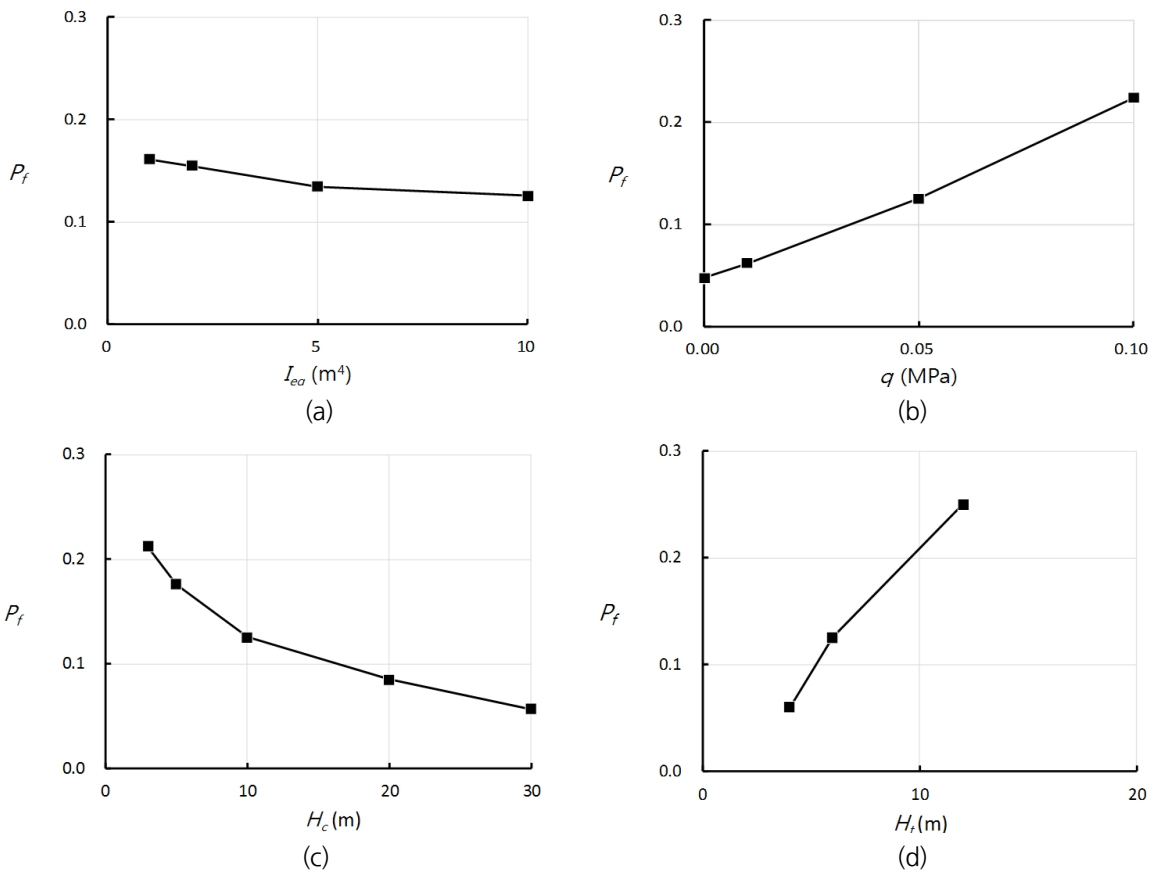


Fig. 6. Parametric studies of UAM reinforced tunnel (a)Variation of moment of inertia (b) Variation of surface load (c) Variation of overburden (d) Variation of tunnel height

우팅에 의한 지반보강 효과를 간접적으로 도식화하였다. Fig. 6(a)는 강관의 단면 2차모멘트 변화에 따른 파괴확률을 나타내며 I_{eq} 는 Table 1의 소구경 강관에 해당하는 I_s 값의 증가분을 의미한다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 강관의 단면 2차모멘트 증가분이 전체 보강터널의 파괴확률에 미치는 영향은 크지 않으며 그라우팅에 의한 지반강화효과에 비해 강관의 강성이 지배적임을 알 수 있다.

터널 토피고 이외의 상재하중 영향은 Fig. 6(b)에 나타내었다. 일반적으로 UAM 보강공법은 갱구부 또는 계곡부 등 비교적 토피고가 낮거나 파쇄대 등을 통과하는 경우에 적용하므로, 지반의 자중 및 상재하중이 모두 재하되는 것으로 가정할 수 있고 따라서 그림에서와 같이 상재하중의 영향이 터널의 파괴확률에 직접적으로 영향을 미치게 된다.

터널상부 토피고에 의한 파괴확률의 변화양상은 Fig. 6(c)에 나타내었다. 토피고가 높을수록 블록 2의 주변마찰력에 의한 저항력이 커지므로 상대적으로 파괴확률은 줄어들게 된다. 앞서 언급한 바와 같이 UAM 보강터널의 토피고는 터널 높이의 약 3배까지만 고려하였으며 블록 1의 파괴확률을 함께 고려하는 경우, 터널의 토피고가 커질수록 파괴확률은 0에 근접하게 된다. 마지막으로 터널 내 굴착공법을 고려하였으며 전단면, 상·하반 분할굴착공법 및 막장면 지지코어 공법 등을 모형화하였다. UAM 보강터널의 경우 전단면 굴착공법을 적용하는 사례는 흔치 않으나 굴착공법 비교를 위하여 도입하였으며 각 경우에 대한 파괴확률은 Fig. 6(d)에 나타낸 바와 같다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 막장면 코어를 약 2 m로 가정하여 굴착면의 높이를 4 m로 입력한 경우, 분할굴착에 비해 파괴확률이 약 1/2로 감소하였으며 따라서 파쇄대 등을 통과하는 경우 막장면 지지코어의 중요성을 입증할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 강관다단공법으로 보강된 터널의 신뢰성기반 설계기법 개발을 위하여 한계평형해석법과 지반의 불확실성을 감안한 Adaptive SVM (ASVM) 기계학습 모형을 도입한 후, MCS 기법과의 비교·분석을 통하여 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. 강관을 고려한 터널의 한계평형해석기법과 ASVM 모형의 조합을 통하여 신뢰성기반 터널의 안전율, 즉 파괴확률을 유도하였다. 특히 약 150~200개의 데이터군을 이용한 ASVM 모형화 결과와 2×10^5 개의 데이터군을 이용한 MCS 결과가 매우 유사한 파괴확률을 제시함을 입증하였다.
2. 정규분포로 가정한 지반조건과 전형적인 철도터널 형상을 도입한 후 ASVM 기법을 이용한 강관의 중심간격 결정용 설계도표를 제시하였다.
3. UAM 보강터널의 안전성에 영향을 미치는 요소에 대해 매개변수 해석을 수행하였으며 터널의 안전성 확보를 위한 분할굴착 및 지지코어의 중요성을 입증하였다.
4. 지반의 불확실성을 감안하는 경우, 터널의 파괴확률을 일정 수준 이하로 유지하기 위해서는 강관의 중심간격 조정 이외에 대구경 강관의 사용방안이 효율적임을 확인하였다.

본 연구에서는 한계평형해석을 통한 터널의 거동을 기반으로 기계학습 기법을 조합한 모형을 제시하였다. 이와 관련하여 향후에는 한계평형해석 모형이 비현실적이거나 난형 및 마제형 터널과 같이 모형화가 곤란한 경우를 대비하여 확률론적 유한요소해석 기법(Stochastic Finite Element Method; Mouyeaux et al., 2018)과 ASVM의 조합을 검토해 볼 수 있으며 이에 대한 연구가 진행될 예정이다. 또한, 정규분포로 가정한 지반의 주요 특성값에 대한 추가연구를 통하여 특정 터널구간에 적합한 분포함수를 적용할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부의 기업공감원스톱지원 중소기업 지원과제의 연구비 지원으로 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

References

1. Basudhar, A., Missoum, S. (2008), "Adaptive explicit decision functions for probabilistic design and optimization using support vector machines", *Computers and Structures*, Vol. 86, No. 19-20, pp. 1904-1917.
2. Chang, C.-C., Lin, C.-J. (2013), LIBSVM: A library for support vector machines, Report, Dept. Computer Science, National Taiwan University, pp. 1-39.
3. Cortes, C., Vapnik, V. (1995), "Support-vector networks", *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273-297.
4. Dias, D., Oreste, P. (2013), "Key factors in the face stability analysis of shallow tunnels", *American Journal of Applied Sciences*, Vol. 10, No. 9, pp. 1025-1038.
5. Hamrouni, A., Dias, D., Sbartai, B. (2017), "Reliability analysis of shallow tunnels using the response surface methodology", *Underground Space*, Vol. 2, No. 4, pp. 246-258.
6. Hariri-Ardebili, M., Pourkamali-Anaraki, F. (2018), "Support vector machine based reliability analysis of concrete dams", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Vol. 104, pp.276-295.
7. Ji, J., Zhang, C., Gui, Y., Lu, Q., Kodikara, J. (2016), "New observations on the application of LS-SVM in slope system reliability analysis", *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 31, No. 2, 06016002-1:9.
8. Kim, S.H. (2010), "The effects of stability of the tunnel reinforced by rebar steel pipe", *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol. 12, No. 5, pp. 389-397.
9. KR Network (2014), Excavation, KR C-12070.
10. Lee, J.S., Bang, C.S., Mok, Y.J., Joh, S.H. (2000), "Numerical and experimental analysis of penetration grouting in jointed rock masses", *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 37, No. 7, pp. 1027-1037.
11. Lee, J.S., Choi, I.Y., Kim, I.K., Hwang, S.H. (2018a), "Tamping and renewal optimization of ballasted track using track measurement data and genetic algorithm", *Journal of Transportation Engineering, Part A: systems*, Vol. 144, No. 3, pp. 04017081-1:8.
12. Lee, J.S., Hwang, S.H., Choi, I.Y., Kim I.K. (2018b), "Prediction of track deterioration using maintenance

- data and machine learning schemes”, *Journal of Transportation Engineering, Part A: systems*, Vol. 144, No. 9, pp. 04018045-1:9.
13. MathWorks (2018), MATLAB: R2018a, MathWorks.
 14. Mollon, G., Dias, D., Soubra, A. (2011), “Rotational failure mechanisms for the face stability analysis of tunnels driven by a pressurized shield”, *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, Vol. 35, No. 12, pp.1363-1388.
 15. Mouyeaux, A., Garvajal, C., Bressolette, P., Peyras, L., Breul, P., Bacconnet, C. (2018), “Probabilistic stability analysis of an earth dam by stochastic finite element method based on field data”, *Computers and Geotechnics*, Vol. 101, pp.34-47.
 16. Oke, J., Vlachopoulos, N., Diederichs, M. (2016). Semi-analytical model for umbrella arch systems employed in squeezing ground conditions”, *Tunnelling and Underground Space Technology*, Vol. 56, pp. 136-156.
 17. Oreste, P.P. (2009), “Face stabilization of shallow tunnels using fiberglass dowels”, *PICE Geotechnical Engineering*, Vol. 162, No. 2, pp. 95-109.
 18. Oreste, P.P., Dias, D. (2012), “Stabilisation of the excavation face in shallow tunnels using fiberglass dowels”, *Rock Mechanics and Rock Engineering*, Vol. 45, No. 4, pp. 499-517.
 19. Pan, Q., Dias, D. (2017a), “An efficient reliability method combining adaptive support vector machine and Monte Carlo simulation”, *Structural Safety*, Vol. 67, pp. 85-95.
 20. Pan, Q., Dias, D. (2017b), “Safety factor assessment of a tunnel face reinforced by horizontal dowels”, *Engineering Structures*, Vol. 142, pp. 56-66.
 21. Perazzelli, P., Anagnostou, G. (2017), “Analysis method and design charts for bolt reinforcement of the tunnel face in purely cohesive soils”, *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, Vol. 143, No. 9, pp. 04017046-1:15.
 22. Sim, Y., Jin, K.N. (2016), “Experimental analysis for the effect of integrated pipe-roof in trenchless method”, *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol. 18, No. 5, pp. 377-387.
 23. Smola, A.J., Scholkopf, B. (2004), “A tutorial on support vector regression”, *Statistics and Computing*, Vol. 14, No. 3, pp. 199-222.
 24. Song, H., Choi, K.K., Lee, I., Zhao, L., Lamb, D. (2013), “Adaptive virtual support vector machine for reliability analysis of high-dimensional problems”, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 47, No. 4, pp. 479-491.
 25. Song, K.I., Kim, J., Cho, G.C. (2007), “Numerical analysis of pre-reinforced zones in tunnel considering the time-dependent grouting performance”, *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol. 9, No. 2, pp. 109-120.
 26. Wang, H., Jia, J. (2009), “Face stability analysis of tunnel with pipe roof reinforcement based on limit analysis”, *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, Vol. 14, pp. 1-15.