

인공신경망 기반 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 내구성능 평가

할리오나¹, 허인욱², 최승호³, 김강수^{4*}

Estimation of Concrete Durability Subjected to Freeze-Thaw Based on Artificial Neural Network

Khaliunaa Darkhanbat¹, Inwook Heo², Seung-Ho Choi³, Kang Su Kim^{4*}

Abstract: In this study, a database was established by collecting experimental results on various concrete mixtures subjected to freeze-thaw cycles, based on which an artificial neural network-based prediction model was developed to estimate durability resistance of concrete. A regression analysis was also conducted to derive an equation for estimating relative dynamic modulus of elasticity subjected to freeze-thaw loads. The error rate and coefficient of determination of the proposed artificial neural network model were approximately 11% and 0.72, respectively, and the regression equation also provided very similar accuracy. Thus, it is considered that the proposed artificial neural network model and regression equation can be used for estimating relative dynamic modulus of elasticity for various concrete mixtures subjected to freeze-thaw loads.

Keywords: Concrete, Freeze-thaw, Resistance, Artificial neural network (ANN), Relative dynamic modulus of elasticity(RDME)

1. 서론

국내 겨울철 온도의 변화 폭이 크기 때문에 콘크리트 구조물은 주기적인 동결융해 피해를 경험하고 있다. Fig. 1에 나타낸 바와 같이 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 내구성 저하 현상은 주로 내부 미세균열 및 표면박리와 같은 문제를 발생시킨다. 이로 인하여 구조물의 미관이 손상되며, 부재의 내력이 감소함으로써 구조물의 수명이 단축될 수 있다(Neville, 1995). 동결융해 피해를 입은 콘크리트 구조물의 내구성능 저하로 인한 사회적 비용이 지속적으로 발생되고 있는 것이다. 콘크리트 배합에 따른 동결융해 저항성능을 파악하기 위해서는 실험이 필수적이지만 이를 위해서는 상당한 시간과 비용이 소요된다. 따라서, 신속하면서도 신뢰성이 높은 콘크리트 배합에 따른 동결융해 저항성능 평가모델의 개발을 통하여 이러한 문제점을 극복할 수 있다.

Lee(2018)는 콘크리트의 탄산화와 동결융해에 대한 복합

열화를 평가하였다. Choi(2021)는 동결융해 사이클 수에 따른 압축강도, 반발경도, 상대동탄성계수 및 초음파 비선형성을 측정하였으며, SEM을 통하여 미세균열을 분석하였다. Yoon(2017)은 넓은 콘크리트 보를 대상으로 P파, S파, R파의 펄스 속도를 측정하고 각 파의 종류별 속도에 대한 통계적 분



(a) Micro cracks



(b) Pop-out

Fig. 1 Types of freeze-thaw damage

¹정회원, 서울시립대학교 건축공학과 스마트시티융합전공 박사과정

²정회원, 서울시립대학교 도시방재안전연구실 박사후연구원

³정회원, 서울시립대학교 방재공학과 조교수

⁴정회원, 서울시립대학교 건축공학과 스마트시티융합전공 교수, 교신저자

*Corresponding author: kangkim@uos.ac.kr

Department of Architectural Engineering and Smart City Interdisciplinary Major Program, University of Seoul, 163 Seoulsiripdae-ro, Dongdaemun-gu, Seoul 02504, Korea

•본 논문에 대한 토의를 2024년 1월 31일까지 학회로 보내주시면 2024년 2월 호에 토론결과를 게재하겠습니다.

포를 조사하였다. You(2010)는 실험을 활용하여 FRP 복합체의 내구특성을 파악하였으며, 설계에 반영하기 위해서 FRP 복합체의 내구성 저하에 대한 데이터베이스를 구축하였다. 최근에도 콘크리트 내구성 평가 실험뿐만 아니라, 내구성 평가모델에 관한 연구도 활발히 수행되고 있다(Yan, 2020).

최근 공학 분야에서는 복잡한 메커니즘과 큰 불확실성을 가진 입력 및 출력 변수로 이루어진 문제를 해결하기 위하여 인공지능망(Artificial Neural Network, ANN) 모델을 활용한 연구가 적극적으로 진행되고 있다(Nimlyat, 2017; Baek, 2010; Stankovi, 2018; Popescu, 2006). 인공지능망은 데이터베이스를 활용하여 입력층과 출력층 사이의 복잡한 비선형적 관계를 학습하고 이를 통하여 결과값의 오차를 최소화할 수 있다. 또한, 이미 학습된 인공지능망 모델은 입력값이 주어지면 신속하게 출력값을 예측할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 인공지능망 알고리즘을 콘크리트 동결융해 저항성능 평가에 적용하면 콘크리트 배합 데이터를 활용하여 실시간으로 저항성능을 산정할 수 있을 것이다.

따라서, 이 연구에서는 동결융해 저항성능 평가모델을 개발하기 위하여 기존 연구(Yu, 2017; Shang, 2009; Shang, 2013; Wu, 2016; Duan, 2013; Janssen, 1994)를 기반으로 콘크리트에 대한 동결융해 실험 데이터베이스를 구축하였으며, 인공지능망 모델을 활용하여 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 평가모델을 개발하였다. 또한, 회귀분석을 수행하여 동결융해 저항성능 산정식을 제안하였다.

2. 동결융해 저항성능 평가모델

2.1 데이터베이스 구축

동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 평가모델의 개발을 위하여 콘크리트에 대한 동결융해 실험 관련 데이터베이스

를 구축하였다. 기존 연구(Yu, 2017; Shang, 2009; Shang, 2013; Wu, 2016; Duan, 2013; Cho, 2007; Janssen, 1994)를 토대로 총 196개의 데이터베이스를 구축하였다. Table 1에는 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 데이터베이스 구축에 활용된 참고문헌에 대한 정보를 나타내었으며, Table 2에는 데이터베이스 구축에 활용된 시험체의 일부를 대표적으로 나타내었다. 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 평가모델은 일반적으로 사용되는 콘크리트 배합을 연구범위로 한정하였으며, 특수 혼화제 등을 사용한 데이터를 제외하였다. 따라서, 평가모델의 입력변수는 콘크리트 저항성능에 큰 영향을 미친다고 알려진 물/시멘트비, 잔골재비, 공기량, 압축강도 및 동결-융해 사이클 수로 설정하였다. 또한, 출력변수는 콘크리트 동결융해 저항성을 판단할 수 있는 상대동탄성계수(Relative Dynamic Modulus of Elasticity, RDME)로 설정하였다. 상대동탄성계수는 콘크리트가 온도변화에 따른 미세한 균열을 최소화하고 탄성적으로 유지할 수 있는 능력을 의미하는 것으로 이해되고 있으며, 콘크리트의 내구성 저하를 평가하는 가장 중요한 지표로 널리 활용되고 있다(Yu, 2017; Cho, 2007; Zhao, 2013).

Table 1 Information of training database from literature

Reference	Total number of data	Freeze-thaw test Method
Yu et al.(2017)	60	ASTM C666; GB/T 50082-2009*
Shang et al.(2009)	7	GB/T 50082-2009*
Shang et al.(2013)	33	GB/T 50082-2009*
Wu et al.(2016)	28	GB/T 50082-2009*
Duan et al.(2013)	29	ASTM C666
Cho et al.(2007)	25	ASTM C666
Janssen et al.(1994)	14	ASTM C666

*GB/T 50082-2009 is a Chinese standard, whose details are very similar to ASTM Standard C666.

Table 2 Database of freeze-thaw resistance

No.	Water-cement ratio, w/c	Sand-aggregate ratio, s/a	Air content (%)	Compressive strength, f_c (MPa)	Number of freeze-thaw cycles	Relative dynamic modulus of elasticity, RDME (%)
1	0.320	0.613	3.1	81.1	50	98
2	0.320	0.613	3.1	81.1	100	98
3	0.320	0.613	3.1	81.1	150	98
4	0.320	0.613	3.1	81.1	200	93
5	0.250	0.613	2.9	91.4	50	101
6	0.250	0.613	2.9	91.4	100	98
7	0.250	0.613	2.9	91.4	150	97
8	0.250	0.613	2.9	91.4	200	96
9	0.320	0.613	3.2	74.2	50	100
10	0.250	0.613	3.2	74.2	100	98

2.2 인공신경망 학습

인공신경망은 데이터베이스를 기반으로 하여 입력변수와 출력변수 사이의 복잡한 비선형적 관계를 풀어가는 데에 활용할 수 있다. 인공신경망 모델은 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성되어 있다. 인공신경망 모델에는 뉴런이라는 정보처리 인자가 존재하며, 뉴런은 입력층과 출력층 사이 관계의 강도를 표현하는 서로 다른 가중치(weight) 및 역치(bias)로 연결되어 있다. 학습 과정은 가중치 값을 지속적으로 수정하여 오차를 최소화하는 방향으로 진행된다(Russel, 2010; Cho, 2015; Cho, 2017; Kang, 2019; Darkhanbat 2021).

Fig. 2에 나타낸 바와 같이 인공신경망 학습에서 사용된 입력층은 물/시멘트 비, 잔골재비, 공기량, 압축강도 및 동결융해 사이클수로 5개, 은닉층은 9개의 뉴런, 출력층은 상대동탄성계수로 구성하였다. 데이터베이스 중 인공신경망 모델의 학습, 검증 및 확인에 활용된 데이터의 분배는 각각 70%, 15%와 15%로 계획하였다. Fig. 3에 나타낸 바와 같이 입력층에서 은닉층으로의 전달을 위한 활성화 함수로 쌍곡탄젠트 시그모이드(Hyperbolic tangent sigmoid) 함수를 활용하였으며, 출력층에서는 순수선형함수(Pure linear function)를 적용하여 인공신경망 학습을 수행하였다(Hagan, 1994; Lee, 2016; Nielsen, 1989).

이 연구에서 제안한 알고리즘을 기반으로 예측된 결과값(t_n)은 아래와 같은 함수로 표현할 수 있다.

$$t_n = [1 + f_2(W_2 f_1(W_1(1 - |2(p_n - 1)|) + b_1) + b_2)] / 2 \quad (1)$$

여기서, p_n 은 정규화된 입력값, W_1 , W_2 및 b_1 , b_2 는 각각 가중치와 역치, f_1 은 입력층과 은닉층 간의 활성화함수를, f_2 는 은닉층과 출력층 간의 활성화함수를 나타낸다. Table 3에는 동결융해 저항성능의 인공신경망 학습과정에 활용된 데이터들의 최댓값과 최솟값을 나타내었다.

Table 3 Range of input parameters and RDME

Parameters	Min	Max
Water-cement ratio, w/c	0.1	0.6
Sand-aggregate ratio, s/a	0.06	0.82
Air content (%)	1.1	7.0
Compressive strength, f_c (MPa)	14.0	92.7
Number of freeze-thaw cycles	10.0	1143.0
Relative dynamic modulus of elasticity, RDME (%)	25.1	101.0

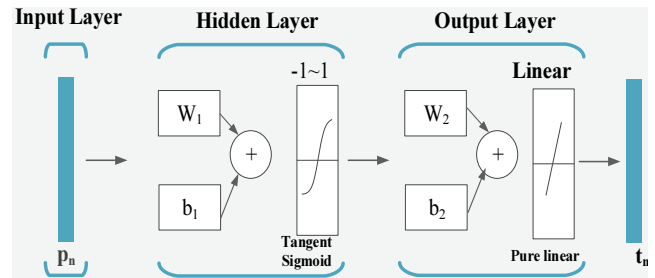


Fig. 3 ANN structure

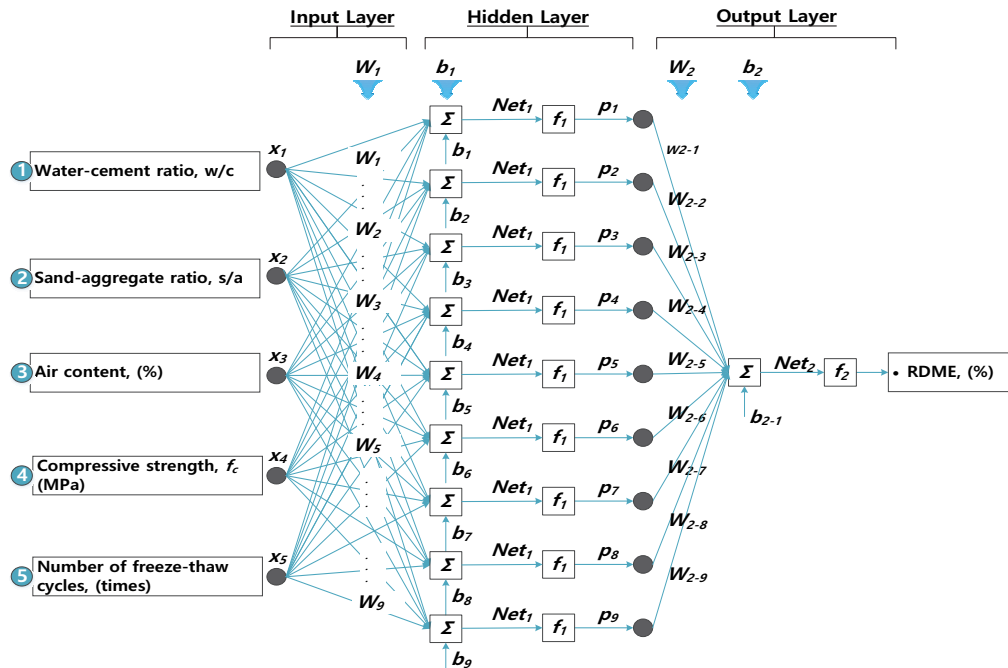


Fig. 2 Freeze-thaw resistance prediction model

2.3 인공신경망 학습결과

이 연구에서는 인공신경망 모델 및 회귀식의 정확도 평가 지표로 결정계수와 평균 오차율을 활용하였다. 결정계수(R^2)는 주어진 데이터에 대한 회귀 모델의 설명력을 나타내는 지표이며, 일반적으로 결정계수가 높을수록 모델이 주어진 데이터를 더 잘 설명한다고 할 수 있다. 다만, 분야 및 상황에 따라 인공신경망 모델에 요구하는 정확도가 크게 달라지며, 인공신경망 및 콘크리트의 동결융해 관련 연구자들(In, 2013)은 결정계수가 0.70 이상이면 상당히 높은 정확도를 갖는다고 보고하고 있다. 또한, 이 연구에서는 제안 인공신경망 모델의 성능을 평가하기 위해 추가적으로 평균 오차율을 활용하였으며, 평균 오차율의 경우에도 결정계수와 마찬가지로 정확도를 확보하였다고 판단할 수 있는 오차율은 분야, 데이터의 분포 및 환경에 따라 크게 달라진다. 콘크리트의 동결융해 관련 연구자들(Yang, 2002)은 상대동탄성계수 평가모델의 오차율이 약 15% 이하인 경우에 충분한 성능을 확보하였다고 보고하고 있으며, 저자들은 이를 참고하여 인공신경망 모델 및 회귀식의 평가지표로 활용하였다.

인공신경망 모델의 학습과정을 통하여 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 예측 모델의 가중치와 역치를 도출하였으며, Table 4에 나타내었다. Fig. 4 및 Table 5에는 제안 인공신경망 모델의 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 학습결과를 나타낸 것이다. 학습결과의 결정계수(Coefficient of determination, R^2)는 0.93, 평균 오차율은 약 5%를 보였으며, 이는 인공신경망 모델이 매우 우수한 학습결과를 도출하였다는 것을 의미한다.

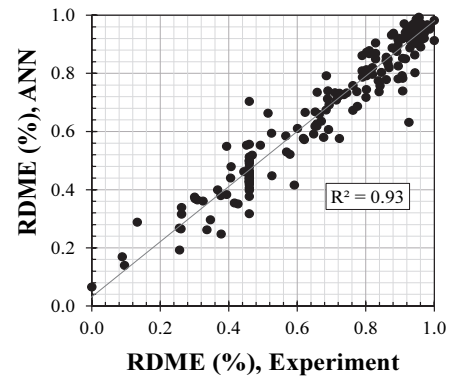


Fig. 4 ANN training results

Table 5 Training results of ANN model

Case No.	Relative dynamic modulus of elasticity, RDME (%) [Experiment]	Relative dynamic modulus of elasticity, RDME (%) [Prediction]	Error, %
1	98	98.94	0.96
2	98	96.20	1.84
3	98	92.70	5.41
4	93	87.73	5.66
5	93	84.38	9.27
6	81	80.23	0.95
7	72	68.86	4.36
8	56	61.47	9.77
9	48	53.10	10.63
10	101	102.28	1.27
AVG.			4.91

Table 4 Weight and bias

Hidden neurons	Bias 1 (b_1)	Weight 1 (W_1)				Weight 2 (W_2)	
		Water-cement ratio, w/c	Sand-aggregate ratio, s/a	Air content (%)	Compressive strength, f_c (MPa)	Number of freeze-thaw cycles	Relative dynamic modulus of elasticity, RDME (%)
1	-1.409	-0.428	-3.987	-2.584	1.339	-0.784	2.600
2	4.206	2.227	-1.698	-0.059	0.090	-4.733	-6.563
3	-2.395	-2.257	-3.958	1.121	-2.783	-2.419	4.783
4	3.133	0.138	0.570	0.910	-2.289	1.299	-0.204
5	-1.988	0.689	3.581	3.100	0.219	1.519	-0.727
6	0.850	-4.592	-1.342	2.144	1.214	-4.618	-1.740
7	1.570	-1.840	-0.081	-1.733	4.216	-1.062	0.921
8	3.692	-0.314	1.702	2.181	2.961	-1.665	3.654
9	-2.460	-1.799	1.044	0.917	-1.357	1.799	-1.561
Bias 2 (b_2) = 1.704							

2.4 인공신경망 검증

동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 평가모델의 검증은 제안 인공신경망 모델의 학습에 활용되지 않은 참고문헌에서 수집한 20개의 새로운 데이터로 구성하여 수행하였다 (Trottier, 2022; Choi, 1997; Shang, 2012). Fig. 5 및 Table 6에 나타난 바와 같이 검증 결과의 평균 오차율이 10.4%로 나타났으며, 결정계수(R^2)는 0.70으로 나타나서 제안된 동결융해 저항성능 평가모델이 높은 정확도를 확보한 것으로 판단된다.

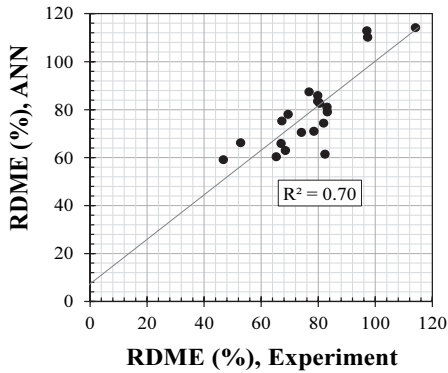


Fig. 5 ANN validation results

3. 회귀분석을 통한 동결융해 저항성능 평가모델

동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 산정식의 변수를 설정하기 위하여 각 변수에 대한 중요도 분석을 수행하였다. Fig. 6에 나타난 바와 같이 공기량, 물/시멘트비, 압축강도 및 잔골재비 순서로 동결융해 저항성능에 큰 영향을 미치는

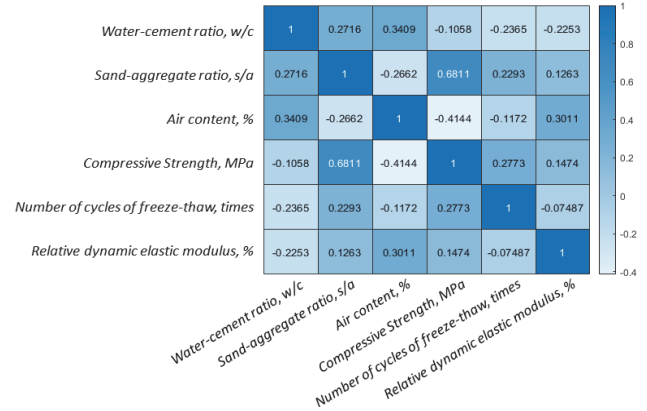


Fig. 6 Importance evaluation results

Table 6 Validation results of ANN model

No.	Water-cement ratio, w/c	Sand-aggregate ratio, s/a	Air content (%)	Compressive strength, f_c (MPa)	Number of freeze-thaw cycles	Relative dynamic modulus of elasticity, % (Experiment)	Relative dynamic modulus of elasticity, % (Predicted)	Error (%)
1	0.35	0.51	6.5	19	100	65.3	60.4	7.5
2	0.35	0.51	6.5	19	150	52.8	66.2	25.4
3	0.35	0.53	6.5	20	50	78.5	70.9	9.6
4	0.35	0.53	6.5	20	100	67.2	75.3	11.9
5	0.35	0.52	6.5	19	50	82.4	61.4	25.4
6	0.35	0.53	6.5	21	50	81.9	74.4	9.2
7	0.35	0.53	6.5	21	100	69.4	78.1	12.4
8	0.35	0.71	6.5	26	50	97.1	112.9	16.3
9	0.35	0.73	6.5	27	50	114.1	114.2	0.1
10	0.35	1.09	6.5	41	50	97.3	110.2	13.3
11	0.35	1.14	6.5	42	150	67.0	65.9	1.6
12	0.35	1.11	6.5	62	150	68.5	63.0	8.0
13	0.45	0.54	2	26.5	300	76.8	87.4	13.8
14	0.45	0.54	2	26.5	258	83.2	79.0	5.0
15	0.45	0.54	2	26.5	268	83.1	81.1	2.5
16	0.45	0.54	2	26.5	276	80.5	82.6	2.6
17	0.45	0.54	2	26.5	280	79.9	83.5	4.5
18	0.45	0.54	2	26.5	292	79.8	85.9	7.6
19	0.550	0.49	1.9	42.5	25	74.1	70.5	4.9
20	0.550	0.49	1.9	42.5	50	46.8	59.1	26.3
AVG.								10.40

것으로 나타났다.

중요도 분석과 함께 Fig. 7에 나타난 바와 같이 물/시멘트 비, 잔골재율, 공기량, 콘크리트의 압축강도 및 동결융해 사이클 수와 상대동탄성계수에 대한 상관관계를 분석하였으며, 상관관계 분석 결과를 기반으로 회귀분석을 통해 식 (2)와 같은 동결융해 저항성능 (RDME) 평가식을 다음과 같이 도출하였다.

$$RDME = \frac{A \times \beta^{0.2} \times f_c^{0.3}}{0.15 \times \alpha \times N^{0.2}} \quad (2)$$

여기서, A 는 공기량, β 는 잔골재율, f_c 는 압축강도, α 는 물/시멘트비, N 은 동결융해 사이클 수를 의미한다. 식 (2)에 의한 산정 값 실험결과값을 비교한 결과, Table 7과 Fig. 8에 나타난 바와 같이 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 평가식의 평균 오차율과 결정계수(R^2)는 각각 11.8%와 0.72로 나타났다.

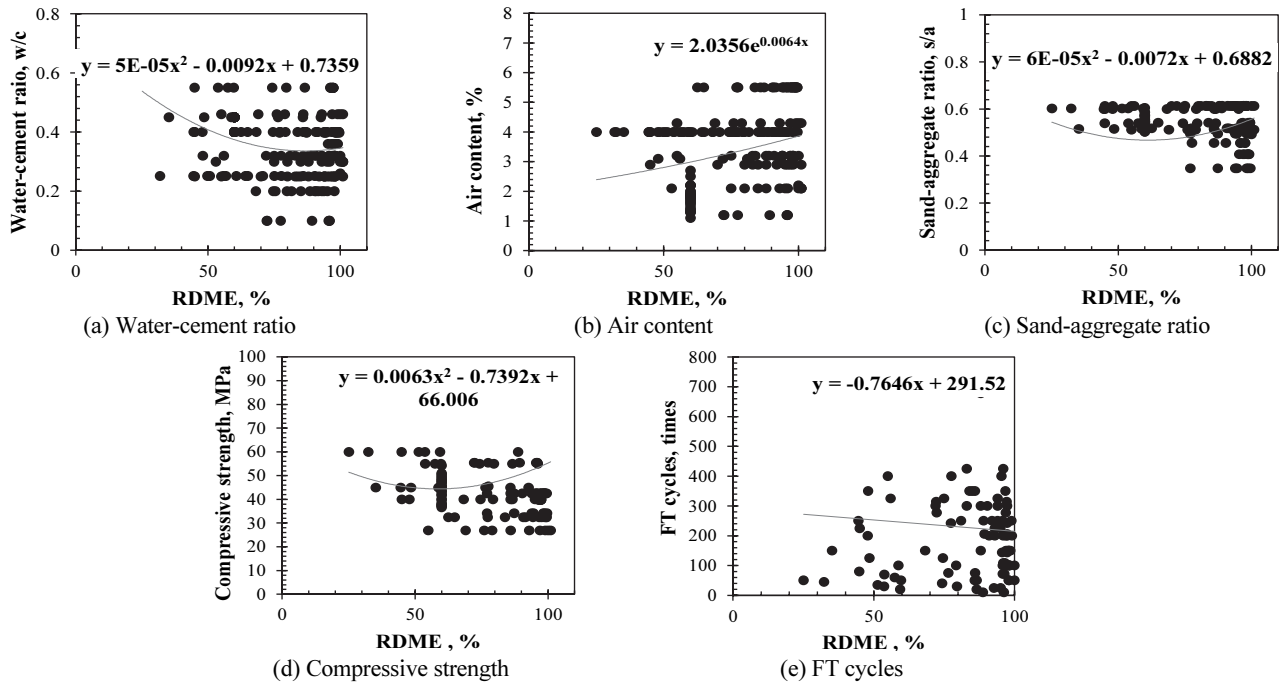


Fig. 7 Correlation for each variables with RDME

Table 7 Comparison between equation with experiment

No.	Water-cement ratio, w/c	Sand-aggregate ratio, s/a	Air content (%)	Compressive strength, f_c (MPa)	Number of freeze-thaw cycles	Relative dynamic modulus of elasticity, % (Experiment)	Relative dynamic modulus of elasticity, % (Equation)	Error (%)
	α	β	A	f_{ck}	N	$RDME$	$RDME$	
1	0.320	0.613	3.1	81.1	50	98.0	100.1	2.2
2	0.320	0.613	3.1	81.1	300	72.0	70.0	2.8
3	0.250	0.613	2.9	91.4	150	97.0	99.7	2.8
4	0.250	0.613	2.9	91.4	200	96.0	94.2	1.9
5	0.250	0.613	2.9	91.4	225	95.0	92.0	3.2
6	0.250	0.613	2.9	91.4	250	92.0	90.1	2.1
7	0.400	0.600	4	40	25	95.1	95.6	0.5
8	0.400	0.600	4	40	50	86.6	83.2	3.9
9	0.400	0.600	4	40	150	68.3	66.8	2.2
10	0.550	0.539	4	55	10	96.2	89.9	6.5
AVG.								11.8

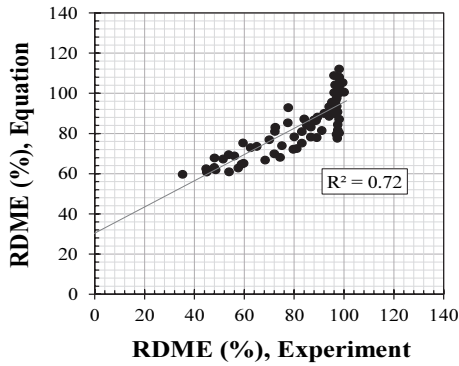


Fig. 8 Results of Resistance evaluation equation

4. 결론

이 연구에서는 기존 연구를 토대로 콘크리트 동결융해 실험 데이터베이스를 구축하였으며, 이를 활용하여 인공지능망 평가모델 및 회귀분석 산정식을 제안하였다. 이 연구를 통하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 구축된 데이터베이스를 기반으로 인공지능망 모델을 활용하여 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 평가모델을 도출하였다. 도출된 인공지능망 기반 콘크리트 동결융해 저항성능 평가모델의 평균 오차율 및 결정계수는 각각 10.4% 및 0.70로 나타나 평가모델이 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능을 매우 우수한 정확도로 평가하는 것으로 판단된다.
2. 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 산정식의 변수를 설정하기 위하여 각 변수에 대한 중요도 분석을 수행하였다. 공기량(중요도: 0.30), 물/시멘트비(중요도: 0.23), 압축강도(중요도: 0.15) 및 잔골재비(중요도: 0.13) 순서로 동결융해 저항성능에 미치는 영향이 큰 것으로 나타났다.
3. 회귀분석을 통해 도출된 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능 산정식의 평균 오차율과 결정계수(R^2)는 각각 11.8%와 0.72로 나타나서, 실용적이면서도 비교적 우수한 정확도를 확보한 것으로 판단된다.
4. 이 연구에서는 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 저항성능에 큰 영향을 미친다고 알려진 필수적인 변수만을 토대로 평가모델을 제안하였지만, 추후 다양한 혼화제에 대한 변수를 추가함으로써 제안모델의 적용범위가 더욱 확대될 것으로 기대된다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2023-00220019).

References

1. Neville, A. M. (1995), Properties of Concrete, Fourth and Final Edition, Logman.
2. Lee, S. T., and Park, K. P. (2018), Resistance to Freezing and Thawing of Concrete Subjected to Carbonation, *Journal of Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 19(2), 623-631.
3. Choi, H. J., Kim, R. R., Lee, J. S., and Min, J. Y. (2021), Evaluation of Freeze-Thaw Damage on Concrete Using Nonlinear Ultrasound, *Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection*, 25(4), 56-64.
4. Yoon, Y. G., Lee, I. B., Sa, M. H., and Oh, T. K. (2017), A Study on the Statistical Distribution of Ultrasonic Velocities for the Condition Evaluation of Concrete Wide Beam, *Journal of Korean Society of Safety*, 32(2), 98-104.
5. You, Y. C., Choi, K. S., and Kim, K. H. (2010), Freezing-Thawing Resistance of Fiber Reinforced Polymers in Strengthening RC Members, *Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection*, 14(1), 182-189.
6. Yan, W., Wu, Z., Niu, F., Wan, T., and Zheng, H. (2020), Study on the service life prediction of freeze-thaw damaged concrete with high permeability and inorganic crystal waterproof agent additions based on ultrasonic velocity, *Construction and Building Materials*, 259, 1-11.
7. Nimlyat, P. S., Audu, A. U., Ola-Adisa, E. O., and Gwatau, D. (2017), An evaluation of the fire safety measures in high-rise buildings in Nigeria, *Sustainable Cities and Society*, 35, 774-785.
8. Baek, E. S., Baek, G. J., Shin, H., Song, M. J., Kook, C. H., Kim, S. W. (2010), A study on the awareness of fire safety and evacuation guide system, *Journal of Korean Institute of Fire Science and Engineering*, 24(6), 45-53.
9. Stankovi, G, Petelin, S., Vidmar, P., and Perkovi. M., (2018), Impact of LNG Vapor Dispersion on Evacuation Routes inside LNG Terminals, *Journal of Mechanical Engineering*, 64(3), 176-184.
10. Popescu, I., Nikitopoulos, D.,Constantinou, P., and Nafornita, I. (2006), Comparison of ANN Based Models for Path Loss Prediction in Indoor Environment, *IEEE Vehicular Technology Conference*.
11. Yu, H., Ma, H., and Yan, K., (2017), An equation for determining freeze-thaw fatigue damage in concrete and a model for predicting the service life, *Construction and Building Materials*, 137, 104-116.
12. Shang, H., Song, Y., and Ou, J., (2009), Behavior of Air-Entrained Concrete After Freeze-Thaw Cycles, *Acta Mechanica Solida Sinica*, 22(3), 261-266.
13. Shang, H. S., and Yi, T. H., (2013), Freeze-Thaw Durability of Air-Entrained concrete, *The Scientific World Journal*, 2013, 1-6.
14. Wu, H., Liu, Z., Sun, B., and Yin, J., (2016), Experimental investigation on freeze-thaw durability of Portland cement pervious concrete (PCPC), *Construction and Building Materials*, 117, 63-71.
15. Duan, A., Tian, Y., Dai, J. G., and Jin, W. L., (2013), A stochastic damage model for evaluating the internal deterioration of concrete due to freeze-thaw action, *Materials and Structures*, 47, 1025-1039.
16. Cho, T., (2007), Prediction of cyclic freeze-thaw damage in

- concrete structures based on response surface method, *Construction and Building Materials*, 21(12), 2031-2040.
17. Janssen, D. J., and Snyder, M. B. (1994), Resistance of Concrete to Freezing and Thawing, Highway Research Program National Research Council, Washington DC.
 18. Russell, S., Norvig, P. (2010), Artificial Intelligence A Modern Approach.
 19. Cho, H. C., Lee, D. H., Ju, H. J., Kim, K. S., Kim, K. H., and Paulo, J. M. (2015), Monteiro. Remaining Service Life Estimation of Reinforced Concrete Buildings based on Fuzzy Approach, *Computers and Concrete*, 15(6), 879-902.
 20. Cho, H. C., Lee, D. H., Ju, H. J., Park, H. C., Kim, H. Y., and Kim, K. S. (2017), Fire Damage Assessment of Reinforced Concrete Structures Using Fuzzy Theory, *Applied Sciences*, 7(5), 1-16.
 21. Kang, H., Cho, H. C., Choi, S. H., Heo, I. W., Kim, H. Y., and Kim, K. S. (2019), Estimation of Heating Temperature for Fire-Damaged Concrete Structures Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, *Materials*, 12, 1-17.
 22. Darkhanbat, K., Heo, I. W., Han, S. J., Cho, H. C., and Kim, K. S. (2021), Real-Time Egress Model for Multiplex Buildings under Fire Based on Artificial Neural Network, *Applied Sciences*, 11 1-22.
 23. Hagan, M. T., and Menhaj, M. (1994), Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6), 989-993.
 24. Lee, J. S., and Suh, K. D. (2016), Calculation of Stability Number of Tetrapods Using Weight and Biases of ANN Model, *Journal of Korean Society of Coastal and Ocean Engineers*, 28(5), 277-283.
 25. Nielsen, R. H. (1989), Theory of the Backpropagation Neural Network, IEEE IJCNN, New York , 1593-1605.
 26. Trottier, C., Grazia, M. T., Macedo, H. F., Sanchez, L. F. M., Andrade, G. P. de., Souza, D. J. de., Naboka, O., Fathifazl, G., Nkinamubanzi, P. C., and Demers, A. (2022), Freezing and Thawing Resistance of Fine Recycled Concrete Aggregate (FRCA) Mixtures Designed with Distinct Techniques, *Materials*, 15(4), 1-23.
 27. Choi, S. G., and Kim, S. B. (1997), A Study on Freezing and Thawing Resistance of Concrete with the Ratio of Ground Granulated Blast-Furnace Slag Replacement, *Journal of Korea Concrete Institute*, 9, 149-155.
 28. Shang, H. S., Yi, T. H., and Song, Y. P. (2012), Behavior of Plain Concrete of a High Water-Cement Ratio after Freeze-Thaw Cycles, *Materials*, 5(9), 1698-1707.
 29. Zhao, N., and Zhang, A. (2013), Prediction of Concrete Freezing Resistance under Site Environment based on ANN, *Applied Mechanics and Materials*, 438-439, 202-206.
 30. Im, S. Y., and Chun, B. S. (2013), The Prediction of Flow and Strength of Controlled Low-Strength Material Using Artificial Neural Networks, *Research Institute of Korean Traditional Dance*, 3, 164-183.
 31. Yang, S. I., Yoon, Y. S., Lee, S. H., and Kim, G. D., (2002), High Performance Concrete Mixture Design using Artificial Neural Networks, *Korea Concrete Institute*, (2002.05a), 545-550.

Received : 11/15/2023

Revised : 12/04/2023

Accepted : 12/05/2023

요 지 : 이 연구에서는 동결융해 작용을 받는 다양한 콘크리트 배합에 대한 실험결과를 수집하여 데이터베이스를 구축하였다. 이를 바탕으로 동결융해 작용을 받는 콘크리트의 인공지능 기반 내구성능 평가모델을 개발하였으며, 회귀분석을 통해 상대동탄성계수 추정식을 도출하였다. 제안된 인공지능망 모델의 오류율과 결정계수는 각각 약 10.4%와 0.7이었으며, 회귀분석 추정식도 유사한 결과를 나타내었다. 따라서, 제안된 인공지능망 모델 및 회귀분석 추정식은 다양한 배합의 동결융해 작용을 받는 콘크리트에 대한 상대동탄성계수를 추정하는 데에 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

핵심용어 : 콘크리트, 동결융해, 저항성능, 인공지능망, 상대동탄성계수
