



신경망 이론을 이용한 염소이온 걸보기 확산계수 추정 및 이를 이용한 염화물 해석

이학수¹⁾ · 권성준^{1)*}

¹⁾한남대학교 건설시스템공학과

Analysis Technique for Chloride Behavior Using Apparent Diffusion Coefficient of Chloride Ion from Neural Network Algorithm

Hack-Soo Lee¹⁾ and Seung-Jun Kwon^{1)*}

¹⁾Dept. of Civil Engineering, Hannam University, Daejeon 306-791, Korea

ABSTRACT Evaluation of chloride penetration is very important, because induced chloride ion causes corrosion in embedded steel. Diffusion coefficient obtained from rapid chloride penetration test is currently used, however this method cannot provide a correct prediction of chloride content since it shows only ion migration velocity in electrical field. Apparent diffusion coefficient of chloride ion based on simple Fick's Law can provide a total chloride penetration magnitude to engineers. This study proposes an analysis technique to predict chloride penetration using apparent diffusion coefficient of chloride ion from neural network (NN) algorithm and time-dependent diffusion phenomena. For this work, thirty mix proportions with the related diffusion coefficients are studied. The components of mix proportions such as w/b ratio, unit content of cement, slag, fly ash, silica fume, and fine/coarse aggregate are selected as neurons, then learning for apparent diffusion coefficient is trained. Considering time-dependent diffusion coefficient based on Fick's Law, the technique for chloride penetration analysis is proposed. The applicability of the technique is verified through test results from short, long term submerged test, and field investigations. The proposed technique can be improved through NN learning-training based on the acquisition of various mix proportions and the related diffusion coefficients of chloride ion.

Keywords : chloride attack, neural network algorithm, learning, apparent diffusion coefficient of chloride ion, concrete

1. 서 론

콘크리트로 침투된 염화물 이온은 내부의 매립된 철근을 부식시키고 이러한 내구성 문제는 구조적인 문제로 진전된다.¹⁾ 염해와 이에 따른 철근부식의 중요성은 점점 증가하고 있으며, 이에 대하여 많은 연구들이 진행되어 왔다. 초기에는 주로 염소이온 걸보기 확산계수를 이용하여 실태조사에 근거한 연구들이 진행되었으나,²⁻⁴⁾ 최근 들어 마이크로 모델링을 이용하여 초기재령 거동인 수화도 및 공극률을 고려한 해석과 열역학적 평형관계를 이용한 해석기법들이 제시되고 있다.⁵⁻⁷⁾ 또한 건전부 뿐 아니라 균열부의 투수 및 확산특성을 고려한 염화물 해석도 진행되고 있어, 다양한 환경에서의 정량적인 염화물 침투를 모사하려는 연구가 시도되고 있다.⁸⁻¹⁰⁾

염화물 침투를 해석하기 위해서는 일반적으로 걸보기

확산계수와 Fick 2법칙을 기준으로 한 해석이 가장 보편적으로 사용되고 있으나, 최근 들어 장기침지에 대한 불편함과 장기간의 실험기간에 따라 축진에 따른 확산계수 도출과^{11,12)} 이를 이용한 염화물 침투 해석기법들이 제시되고 있다. 전기영동실험(축진확산실험)을 통해서 도출된 염화물확산계수는 전기장 속에서의 염화물 이동을 나타내고 있으며, Fick 2법칙에 직접 적용할 수 없으므로 물질 이동향, 흡착향 등이 고려된 연성해석을 통하여 염화물 침투 해석이 가능하다.^{9,10,13)} 염소이온 걸보기 확산계수는 실무자에게 직접적인 염화물량의 이동을 제시하고 있으며, 최근 Life 365와 같은 프로그램을 통하여 더욱 간편하게 이용되고 있다.^{3,14)} 최근에는 전기장속의 이온이동과 염소이온 걸보기 확산계수가 혼용되어 사용되고 있으므로 이에 대한 명확한 관계정립이 필요한 시점이다.

NN(neural network) 알고리즘은 최적화기법의 하나로 콘크리트 분야에서는 주로 배합설계 및 강도평가에 사용되고 있다.^{15,16)} 외국의 연구에서도 NN의 적용은 고성능 콘크리트의 강도 평가 등에서 주로 발견되고 있으며,¹⁷⁻¹⁹⁾

*Corresponding author E-mail : jjuni98@hnu.kr

Received April 24, 2012, Revised June 5, 2012,

Accepted June 18, 2012

©2012 by Korea Concrete Institute

최근 들어 수화반응으로 연계시킨 연구도 진행되고 있으나 매우 제한적이라고 할 수 있다.²⁰⁾

내구성 분야에서는 RCPT(rapid chloride penetration test) 결과인 염화물 확산계수를 NN을 이용하여 학습시키고 최적의 확산계수를 도출하여 염화물 침투를 해석한 연구가 시도되었다.^{21,22)} 그러나 영동실험 결과(축진실험 결과), 미세공극구조, 염화물 상평형, 열역학적 연성해석 등을 모두 포함한 광범위한 연구이므로 기술자가 사용하는데 어려움이 있다. 또한 탄산화에 대해서도 기존의 실험자료에 NN을 적용하여 이산화탄소의 확산계수를 도출하고 탄산화 거동을 예측한 연구가 있다.²³⁾

이 연구는 30개의 고성능 콘크리트 배합에 대하여, 6개월간 장기 침지된 시편을 기준으로 도출된 염소이온 겉보기 확산계수를 분석하였으며,²⁴⁾ NN을 적용하여 배합에 따른 염소이온 겉보기 확산계수의 학습을 수행하였다. 배합인자(물-결합재비, 단위시멘트 및 혼화재량, 잔골재, 굵은 골재)를 뉴런(neuron)으로 선택하고 data process를 통하여 NN을 적용하였다. 이후 학습자료(염화물 확산계수)와 NN을 통하여 도출된 결과를 비교하여 겉보기 확산계수 예측 적용성을 검증하였다. 또한 염화물 확산계수의 시간의존성을 고려하여 Fick 방정식을 수정하였으며, 최종적으로 단기 및 장기 침지된 실험 결과와 해석 결과를 비교하여 이 연구의 검증을 수행하였다. 이를 고려한 이 연구의 개요도는 Fig. 1과 같다.

2. 신경망 및 학습이론

McCulloch과 Pitts등에²⁵⁾ 의해 처음 시도되었다고 알려진 신경망이론은 자극과 반응의 정보처리 과정의 단위인

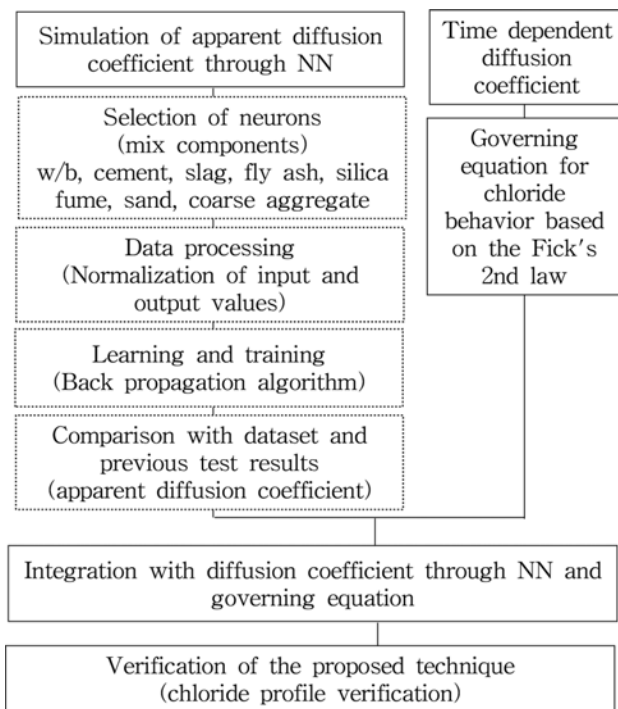


Fig. 1 Flowchart for this study

뉴런에 대한 모형을 일반화한 것이다. Fig. 2에서는 인공 신경망의 학습처리 개요를 나타내고 있다.

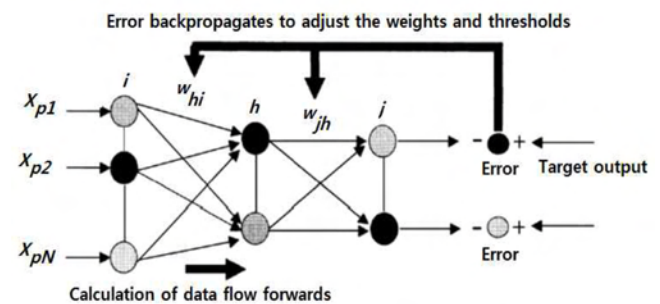
기존의 회귀분석방법과는 다르게, 다수의 데이터에 대하여 가중치(weight)를 가지는 연결강도(connection strength)를 이용하여 학습을 수행하게 된다. 이러한 학습수행을 통한 기대값의 오차는 학습 횟수의 증가에 따라 감소하게 되어 최종적인 오차범위에 수렴하였을 때 학습을 중단하게 된다. 일반적인 인공 신경망이론에서는 3개의 층(layer)을 가지게 되는데, 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되어 있다.

Fig. 2에서 알 수 있듯이, 입력벡터 X_p 는 N 개의 요소($x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN}$)를 가지고 있으며, 각 층은 연결강도(w_{hi}, w_{jh})로 연결되어 있다. 역전파 알고리즘(back propagation algorithm)은 다수의 뉴런을 기본으로 하고 있는데, 뉴런은 정보처리요소의 단위를 의미한다. 활성화함수(activation function: f)을 통하여 출력층 값(O_j)이 산정되며, 활성화 단계에서 θ_j (threshold)가 고려된다.

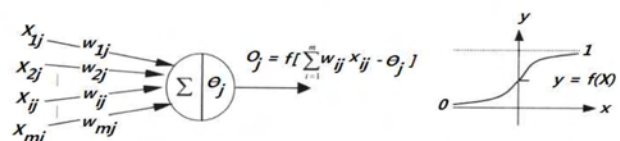
신경망 이론을 통한 출력값을 도출하기 위해서는 입력값의 데이터 처리를 통하여 정규화 과정을 거치는 것이 일반적이다. 각각의 물성치를 가진 숫자는 학습인식 과정에서 하나의 값으로 정규화되어야 하는데, 데이터의 전처리 또는 후처리는 전달함수(f)의 특성에 따라 0.0~1.0의 범위를 가지게 된다. 자료의 전처리는 일반적으로 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.^{15,26)}

$$P_n = \frac{P_{act} - P_{min}}{P_{max} - P_{min}} \quad (1)$$

여기서, P_n 은 학습과정을 위한 입력치, P_{act} 는 실제 변수값, P_{min} 은 변수값 중 최소값, P_{max} 는 변수값 중 최대값을 의미한다. 데이터의 전, 후 처리 및 신경망에 대한 자세한 이론은 기존의 문헌을 참고하는 것이 바람직하다.^{22,23,25-27)}



(a) Simple neural network architecture



(b) Activation function

Fig. 2 Outline of neural network algorithm²⁶⁾

Table 1 Properties of cement and mineral admixtures

Items Types	Chemical composition (%)							Physical properties	
	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	CaO	MgO	SO ₃	Ig. loss	Specific gravity (g/cm ³)	Blaine (cm ² /g)
OPC	21.96	5.27	3.44	63.41	2.13	1.96	0.79	3.16	3,214
GGBFS	32.74	13.23	0.41	44.14	5.62	1.84	0.2	2.89	4,340
FA	55.66	27.76	7.04	2.70	1.14	0.49	4.3	2.19	3,621
SF	93.3	0.5	1.21	0.27	1.03	0.02	1.1	2.21	190.620

3. NN을 이용한 겔보기 확산계수의 추정

3.1 학습을 위한 실험 프로그램²⁴⁾

이 절에서는 NN의 학습(learning) 및 교육(training)을 위해 입수된 실험값에 대하여 요약하였다. 30개의 배합을 가진 고성능 콘크리트에 대하여 28일간 수중양생을 실시하였으며, 이후 3.5% NaCl 용액에 6개월간 침지하여 실험을 수행하였다. 일방향 유입을 위하여 한 면을 제외한 다른 면은 모두 에폭시로 코팅하였으며, 6개월 침지 후 AASHTO T 260 방법에 준하여 질산은적정(AgNO₃)법으로 염화물 프로파일을 평가하였다. 도출된 염화물 프로파일은 선형회귀분석을 통하여 표면염화물량 및 겔보기 확산계수를 도출하였다.²⁴⁾ 시멘트로는 보통 포틀랜드 시멘트(OPC: ordinary portland cement)를 사용하였으며, 혼화재료로서 고로슬래그 미분말(GGBFS: ground granulated blast furnace slag), 플라이애쉬(FA: fly ash), 실리카 폼(SF: silica fume)을 사용하였다.

Table 1에서는 시멘트 및 혼화재료의 화학성분 및 물리적 특성을 나타내고 있으며, Table 2에서는 골재의 물리적 성질을 나타내고 있다. 한편 Table 3에서는 이 연구에서 학습 뉴런으로 이용하게 될 배합표를 나타내고 있다. 인용된 실험에서는²⁴⁾ 슬럼프 150±15 mm, 공기량 4.5±1.0%를 목표로, 물-결합재비를 37%, 42% 및 47% 3단계로 변화시켜 30개 배합의 콘크리트를 제조하였다.

3.2 NN을 통한 겔보기 확산계수 도출

3.2.1 배합자료 및 염소이온 겔보기 확산계수

기존의 연구에서는,²⁴⁾ 30개의 배합에 대하여 6개월간 침지실험을 수행하여 염소이온 겔보기 확산계수를 도출하였다. Table 4에서는 그 결과를 나타내고 있다.

물-결합재비가 낮을수록 낮은 확산계수가 도출되었으며 혼화재료를 사용한 배합에서는 보통 시멘트만을 사용

한 배합보다 낮은 확산계수를 도출하고 있음을 알 수 있다. 낮은 물-결합재비에서는, 즉 많은 결합재량을 가진 배합에서는 수화물 생성량이 많아지고 공극률이 작아지므로, 이온의 확산성이 저해된다.^{7,13)} FA를 사용한 배합에서는 포졸란반응에 따라 수화물량이 많아지며, 낮은 공극률로 인해 염화물의 확산성이 저해된다. 잠재수경성을 가지고 있는 고로슬래그 미분말을 가진 배합에서도 이러한 경향을 확인할 수 있는데, 염화물의 확산 뿐 아니라, 염화물 구속이 보통포틀랜드 시멘트보다 높으므로 염화물 이온의 확산성이 저해된다.^{5,6,28)}

3.2.2 다중회귀분석 결과와 NN 결과의 비교

콘크리트 배합에 따른 강도 및 확산계수 도출에서는 다중회귀분석이 많이 사용되고 있다. 이 절에서는 다중회귀분석을 통한 경향과 NN을 통해 도출된 결과와의 비교를 나타내도록 한다. 이 해석에서 적용한 P_{max} 및 P_{min} 에 대하여 Table 5에 나타내었다.

Table 5에 있는 7개의 배합성분(물결합재비, 단위 결합재량, 단위혼화재량, 잔골재 및 굵은 골재량)은 뉴런으로 입력되었으며, 결과는 염소이온 겔보기 확산계수 한개로 고정하였다. 이 연구에서는 범용프로그램인 MATLAB을

Table 4 Results of apparent diffusion coefficient

Mixture	Diffusion coefficient (m ² /sec)	Mixture	Diffusion coefficient (m ² /sec)
OPC100-37	4.1E-12	F30N70-37	3.9E-12
OPC100-42	5.2E-12	F30N70-42	4.3E-12
OPC100-47	7.3E-12	F30N70-47	5.9E-12
G30N70-37	2.1E-12	F10S05-37	2.2E-12
G30N70-42	3.0E-12	F10S05-42	2.8E-12
G30N70-47	3.2E-12	F10S05-47	3.3E-12
G50N50-37	1.4E-12	F20S05-37	2.5E-12
G50N50-42	1.6E-12	F20S05-42	3.6E-12
G50N50-47	1.7E-12	F20S05-47	3.8E-12
F10N90-37	3.5E-12	G30S05-37	1.4E-12
F10N90-42	5.2E-12	G30S05-42	1.9E-12
F10N90-47	6.2E-12	G30S05-47	1.8E-12
F20N80-37	3.2E-12	G35F15-37	1.8E-12
F20N80-42	4.0E-12	G35F15-42	1.9E-12
F20N80-47	5.9E-12	G35F15-47	2.3E-12

Table 2 Physical properties of aggregate

Items Types	G _{max} (mm)	Specific gravity (g/cm ³)	Absorption (%)	FM
Fine aggregate	-	2.58	1.01	2.90
Coarse aggregate	25	2.64	0.82	6.87

Table 3 Mix proportions for high performance concrete

Names of mix.	Items	w/b (%)	Unit weight (kg/m ³)						Binder×%		
			W	Binder materials				S	G	Admixture	
				C	GGBS	FA	SF			SP	AE
OPC100-37		37	168	454	-	-	-	767	952	1.0	0.017
OPC100-42		42	168	400	-	-	-	787	976	0.9	0.015
OPC100-47		47	168	357	-	-	-	838	960	0.85	0.017
G30N70-37		37	168	318	136	-	-	762	946	0.8	0.018
G30N70-42		42	168	280	120	-	-	783	972	0.75	0.013
G30N70-47		47	168	250	107	-	-	835	956	0.65	0.015
G50N50-37		37	168	227	227	-	-	760	943	0.75	0.017
G50N50-42		42	168	200	200	-	-	780	969	0.7	0.0135
G50N50-47		47	168	178	179	-	-	832	853	0.6	0.015
F10N90-37		37	168	409	-	45	-	760	943	0.75	0.018
F10N90-42		42	168	360	-	40	-	780	969	0.9	0.021
F10N90-47		47	168	321	-	36	-	832	952	0.75	0.017
F20N80-37		37	168	363	-	91	-	752	934	0.75	0.018
F20N80-42		42	168	320	-	80	-	774	961	0.85	0.025
F20N80-47		47	168	286	-	71	-	826	946	0.7	0.017
F30N70-37		37	168	318	-	136	-	745	952	0.75	0.2
F30N70-42		42	168	280	-	120	-	768	953	0.75	0.015
F30N70-47		47	168	250	-	107	-	820	939	0.65	0.019
F10S05-37		37	168	386	-	45	23	756	938	1.0	0.023
F10S05-42		42	168	340	-	40	20	777	965	0.9	0.021
F10S05-47		47	168	303	-	36	18	829	950	0.9	0.021
F20S05-37		37	168	340	-	91	23	749	929	0.9	0.023
F20S05-42		42	168	300	-	80	20	771	957	0.85	0.025
F20S05-47		47	168	268	-	71	18	810	927	0.9	0.025
G30S05-37		37	168	295	136	-	23	759	942	0.75	0.015
G30S05-42		42	168	260	120	-	20	765	949	0.75	0.015
G30S05-47		47	168	232	107	-	18	832	952	0.8	0.015
G35F15-37		37	168	227	159	68	-	751	932	0.65	0.014
G35F15-42		42	168	200	140	60	-	773	959	0.65	0.014
G35F15-47		47	168	178	125	54	-	804	921	0.7	0.014

Note) w/b: water to binder ratio, S: sand, G: gravel, SP: super-plasticizer, AE: air entrainer

사용하였으며 일반적인 역전파 알고리즘(back propagation algorithm)을 사용하였다. 전달함수로는 Linear Transfer, Log-Sigmoid 등 다양한 함수들 있으나 일반적으로 사용되는 Tan-Sigmoid 전달함수를 사용하였다.²⁷⁾ 학습훈련은 2,000번, 학습인식시의 오차(E)는 10⁻¹²로 설정하여 확산계수를 추정하였다. 뉴런의 수가 많지 않아서 보통 2,000번 이내에서 수렴이 확보되었다. 반복횟수

(epoch)의 증가에 따른 오차의 감소를 Fig. 2에 나타내었다. 이 연구는 사용자가 목표 슬럼프 및 공기량을 위해 임의로 화학혼화제를 사용할 수 있다는 가정을 하였다. 실제로도 사용자가 배합이 정해지면 화학 혼화제를 몇 번의 시도를 통하여 목표슬럼프 및 공기량을 얻을 수 있으므로, 이 연구에서는 Table 3에 있는 화학혼화제(SP, AE)를 뉴런으로 선택하지 않았으며 학습고려사항에서 제

Table 5 Data processing for NN

37	w/b	C	GGBFS	FA	SF	S	G	Diffusion coefficient (10 ⁻¹⁵ m ² /sec)
<i>P_{max}</i>	100	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000
<i>P_{min}</i>	0	0	0	0	0	0	0	0

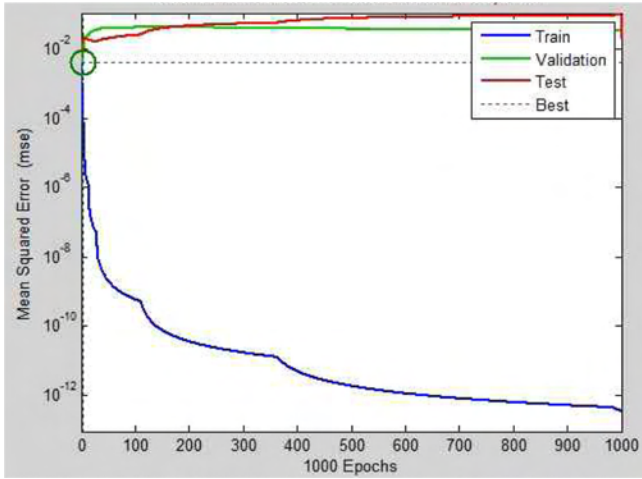


Fig. 2 Decreasing error with iteration

의하였다.

다중회귀분석으로 도출한 식은 Table 6에 제시하였다. 다중회귀분석 결과, 상대오차는 19.8%로 비교적 추정을 잘하고 있으나, G50N50-47의 경우에는 70.6%라는 큰 상대오차를 나타내기도 하였다.

Fig. 3에서는 다중회귀분석 결과와 NN을 통하여 도출된 확산계수 추정값의 비교를 나타내고 있다. Fig. 3에서 알 수 있듯이 NN을 통하여 도출된 겉보기 확산계수는 기존 실험 결과를 잘 추정하고 있음을 알 수 있으며, NN을 통하여 도출된 상대오차의 평균은 4.1%로 평가되었다. 이는 다중회귀분석의 상대오차 평균인 19.8%에 비하여 매우 낮은 수준임을 알 수 있다. 만일 비선형 회귀분석을 수행하면 19.8%보다는 낮은 상대오차를 구현할 수 있으나 복잡한 식의 구현이므로 사용이 어렵고 NN을 통해 도출된 결과보다는 높은 상대오차를 나타낼 것으로 예상된다.

4. 시간의존성 염소이온 겉보기 확산계수를 이용한 염화물 해석

4.1 시간의존성 염화물 해석

Fick's 2nd Law에 근거한 염화물 이동에서 겉보기 확산계수는 시간에 따라 감소하는 것으로 알려져 있는데, 식 (2)에서는 확산법칙에 따른 염화물 지배방정식을 나타내었으며, 식 (3)에서는 확산계수의 변화를 나타내고 있다.^{8,14)}

$$C(x, t) = C_s \left[1 - \operatorname{erf} \left(\frac{x}{2\sqrt{\bar{D}t}} \right) \right] \quad (2)$$

$$\bar{D} = D_0 \left(\frac{t_0}{t} \right)^m \quad (3)$$

여기서, t_0 및 D_0 는 기준시간 (28일)에서의 시간 및 염화물 확산계수, \bar{D} 는 시간의존성이 고려된 염화물 확산계

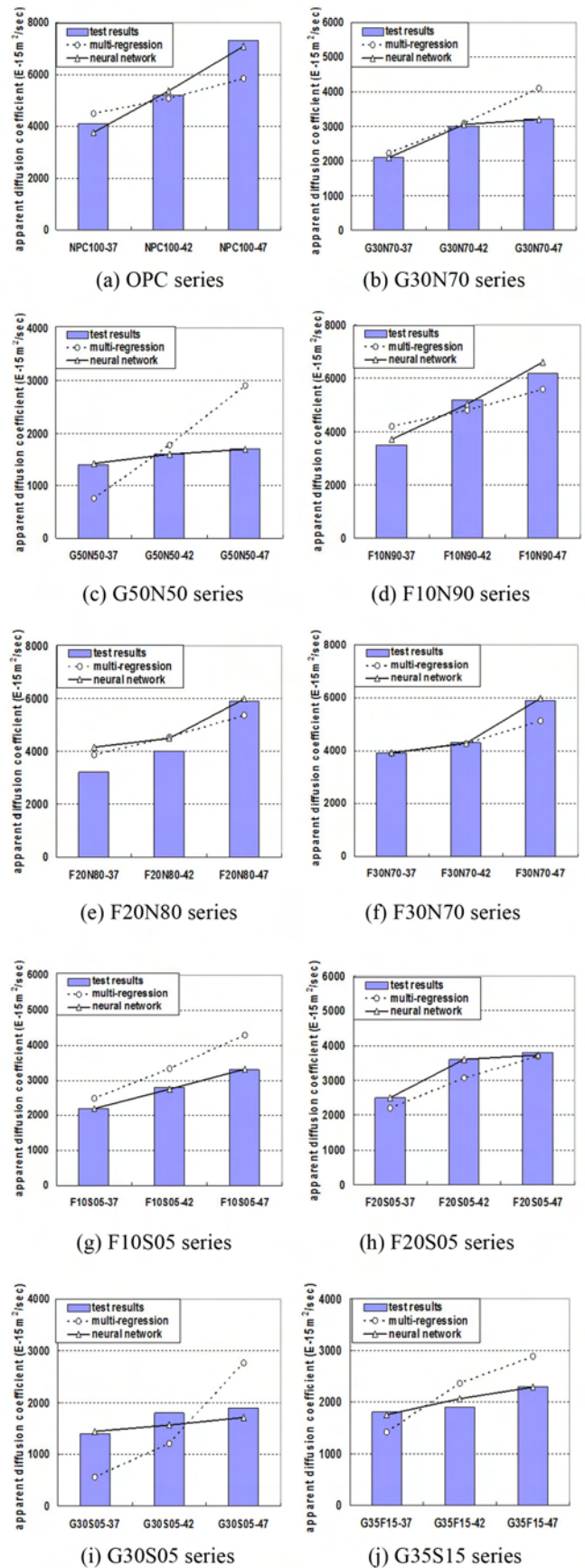


Fig. 3 Comparison with results from test, multi-regression, and NN

수를 나타내며, m 은 시간의존 함수로서 혼화재료의 치환율에 따라 증가하게 된다.¹⁴⁾ 기존이론에서는 m 을 식

Table 6 Results of multi regression analysis

$$D = [a_1(w/b) + a_2(C) + a_3(GGBFS) + a_4(FA) + a_5(SF) + a_6(S) + a_7(G) + I] \times 10^{-15}$$

D: apparent diffusion coefficient

a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	I
293.86	26.58	11.01	24.34	-42.41	12.78	11.80	-39491.61

(4)와 같이 나타내고 있다.¹⁴⁾

$$m = 0.2 + 0.4(FA/50 + SG/70) \quad (4)$$

여기서, *FA* 및 *SG*는 플라이애쉬 및 고로슬래그의 치환율(%)를 나타낸다. 식 (3)에 식 (2)에 직접적으로 대입하여 풀기 위해서는 유한차분법과 같은 수치해석방법이 필요하다. 그러나 해수에 존치하는 시간을 고정시키면 시간에 따른 평균화된 확산계수를 도출할 수 있는데 식 (5a), (5b)로 정리할 수 있다.²⁹⁾

$$\bar{D} = \frac{1}{t} \int_0^t D_0 \left(\frac{t_0}{t}\right) d\tau = D_0 \frac{t_0^m}{t} \left[\frac{\tau^{1-m}}{1-m} \right]_0^t = \frac{D_0}{1-m} \left(\frac{t_0}{t}\right)^m \quad (5a)$$

($t < t_c$)

$$\bar{D} = D_0 \left[1 + \frac{t_c}{t} \left(\frac{m}{1-m}\right) \right] \left(\frac{t_0}{t_c}\right)^m \quad (t \geq t_c) \quad (5b)$$

여기서, t_c 은 시간의존성이 작아지는 시점, 즉 확산계수가 일정하다고 가정되는 시점을 의미하며, 일반적으로 30년으로 가정되고 있다.¹⁴⁾

4.2 NN를 이용한 염화물 침투 해석

이 연구에서는 NN를 이용한 염소이온 걸보기 확산계

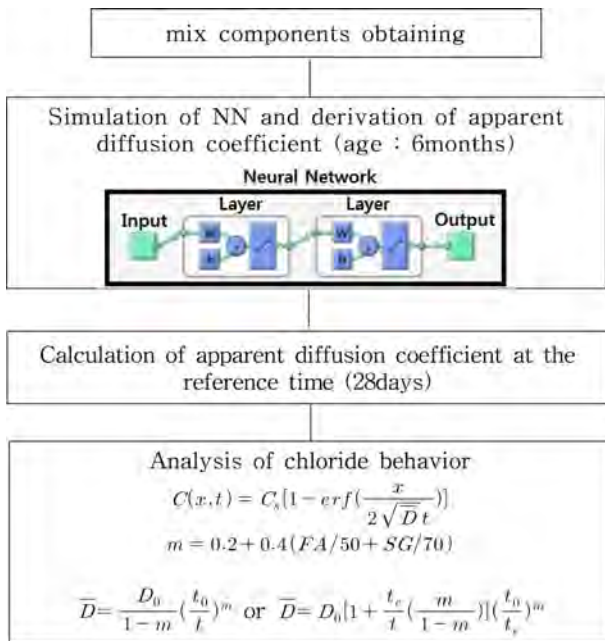


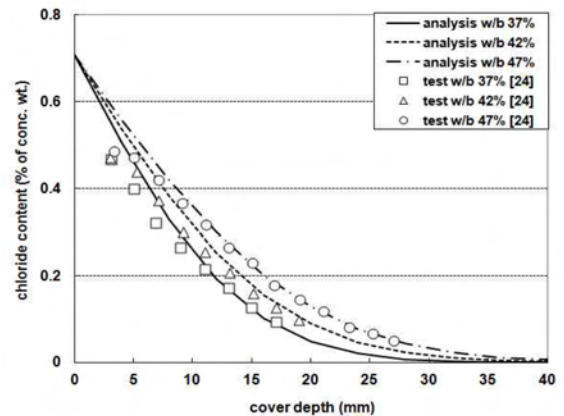
Fig. 4 Prediction of chloride penetration using NN and time-dependent diffusion coefficient

수의 추정 및 이를 이용한 침투 해석기법을 제시하도록 한다. NN을 이용하여 도출된 실험자료가 6개월 침지후의 염소이온 확산계수값이므로 기준시간인 28일로 변환시키는 작업을 포함하도록 한다. Fig. 4에서는 NN을 이용한 염화물 침투 해석을 나타내고 있다.

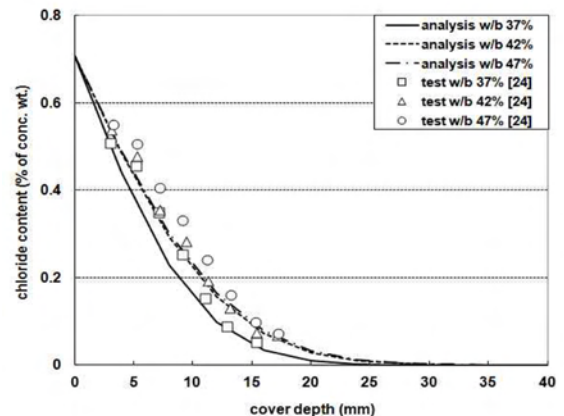
4.3 기존 실험과의 검증

4.3.1 단기침지된 실험 결과와의 비교

추정된 염소이온 걸보기 확산계수 및 시간의존성 확산계수를 통하여 염화물 침투를 평가하기 위해 6개월 침지된 시편의 염화물 프로파일을²⁴⁾ 비교하였다. Fig. 5에서는 NN을 통하여 모사된 확산계수를 이용한 염화물 침투와 실험값과의 비교를 나타내었다. 물결합재비가 낮은 콘크리트에서는 염화물 분포가 낮게 평가되었으며, 혼화

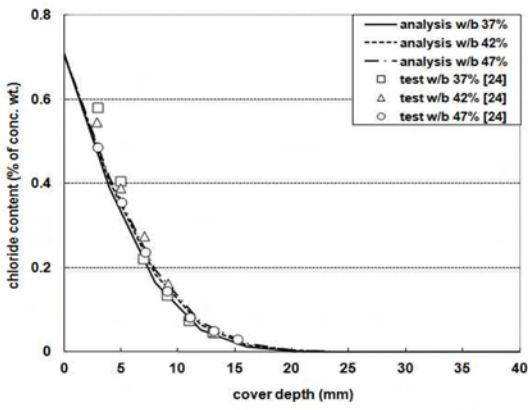


(a) Chloride profile in OPC 100 series

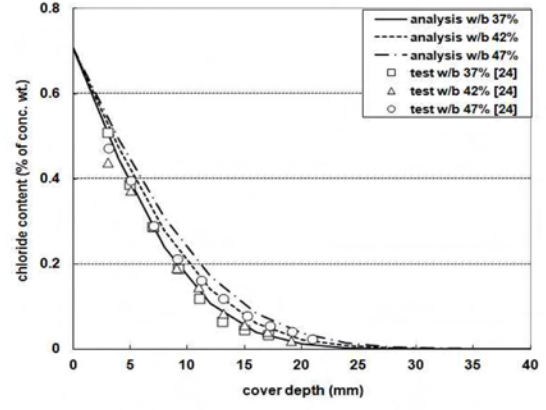


(b) Chloride profile in G30N70 series

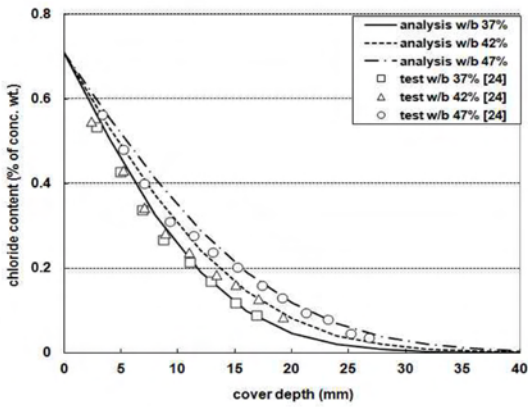
Fig. 5 Comparison of chloride profile between NN and test results²⁴⁾



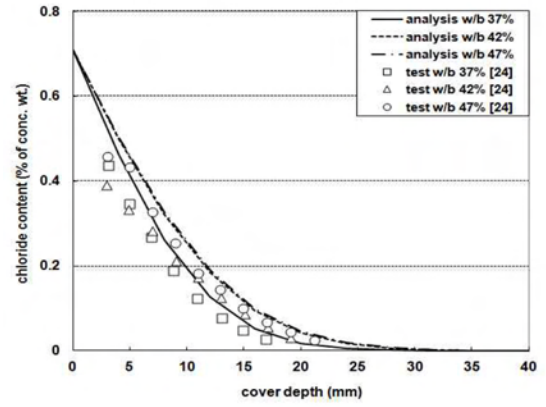
(c) Chloride profile in G50N50 series



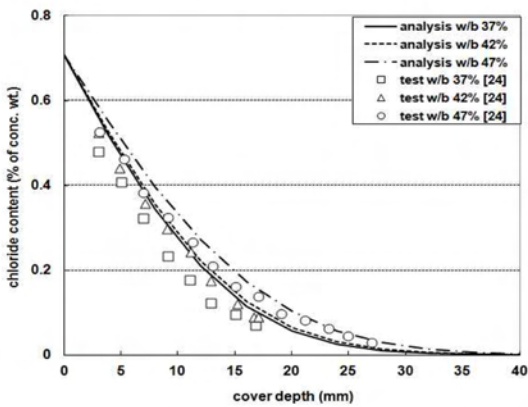
(g) Chloride profile in F10S05 series



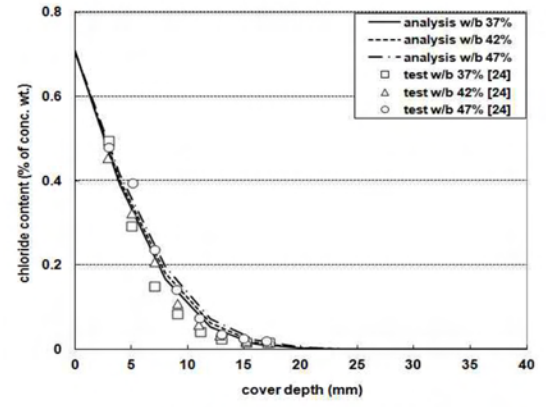
(d) Chloride profile in F10N90 series



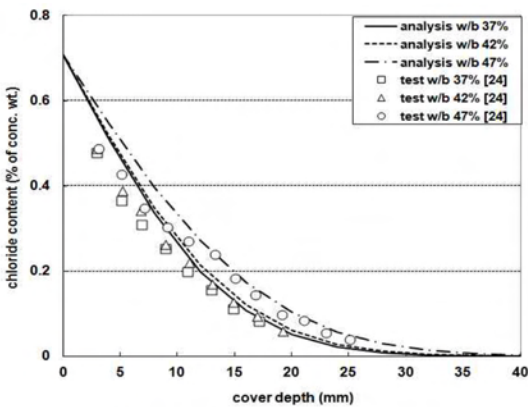
(h) Chloride profile in F20S05 series



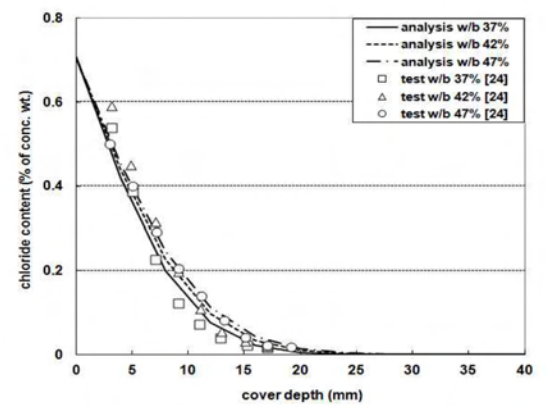
(e) Chloride profile in F20N80 series



(i) Chloride profile in G30S05 series



(f) Chloride profile in F30N70 series



(j) Chloride profile in G35F15 series

Fig. 5 Comparison of chloride profile between NN and test results²⁴⁾ (continued)

Table 7 Mix proportions for verification (long term submerged condition)²⁸⁾

Type	w/b	Binder (kg/m ³)		Sand (kg/m ³)	Coarse aggregate (kg/m ³)
		C	FA		
OPC 100%	38.1	449	0	616	1,050
OPC 80% and FA20%	38.1	359	90	616	1,050

Table 8 Analysis condition for verification (submerged condition)

Type	m	D from NN (m ² /sec)	D ₂₈ (m ² /sec)	Surface chloride content (% of conc.wt.)
OPC 100%	0.20	2.509	2.912	0.709
OPC 80% and FA20%	0.36	1.801	2.252	0.709

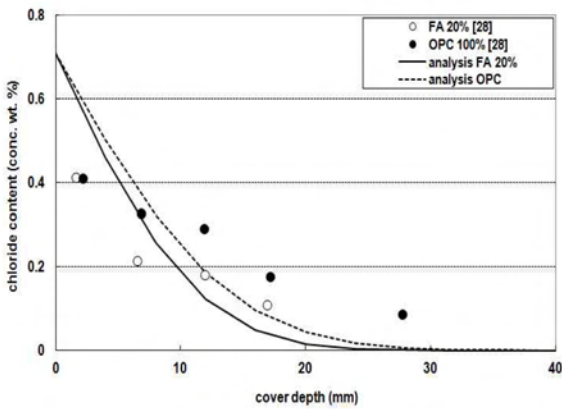


Fig. 6 Comparison of chloride profile between results from test and this study

재료 치환량의 증가에 따라 감소하는 염화물 분포와 깊이별로 감소하는 염화물 분포를 확인할 수 있었다. 제안된 기법을 통한 결과와 염화물 침투분포가 잘 일치하고 있음을 알 수 있다.

4.3.2 장기 침지된 실험 결과와의 비교

이 연구에서는 제안된 기법을 이용하여 기존의 실태조사 및 장기실험자료와의 검증에 수행하였다. 기존의 연구에서 46주 동안 장기침지된 염화물 분포를 이용하였다.²⁸⁾ Table 7에서는 인용된 시험의 배합표를 나타낸다.

해석을 위한 조건은 Table 8에 나타내었으며 그 결과를 Fig. 6에 나타내었다. 장기침지 결과와의 비교할 때, 약간 낮은 확산계수와 높은 표면 염화물량이 도출되었음을 알 수 있으나 비교적 염화물 분포와 잘 일치하고 있다.

또 다른 검증을 위하여 기존의 실태조사 결과와의 비교를 수행하였다. 기존의 연구에서는 1년 및 10년 경과된 교각에서 시편을 채취하여 염화물 분석을 수행하였는데, 정확한 배합을 알 수 없었으며, 물결합재비가 55%인

Table 9 Mix proportions for verification (field investigation)²⁸⁾

Type	w/b	Cement (kg/m ³)	Sand (kg/m ³)	Coarse aggregate (kg/m ³)
OPC 100%	55.0	352	653	1,173

Table 10 Analysis condition for verification (field investigation)

Type	m	D from NN (m ² /sec)	D ₂₈ (m ² /sec)	Surface chloride content (% of conc.wt.)
OPC 100%	0.2	3.647	4.233	0.709

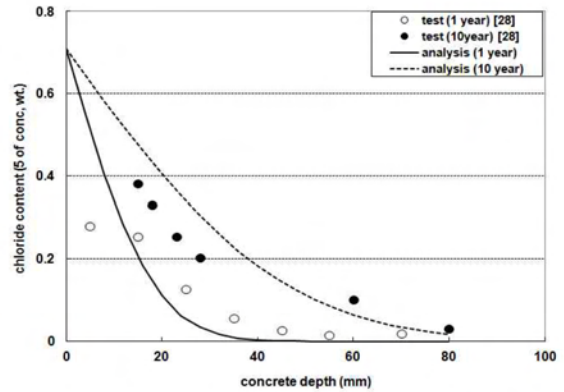


Fig. 7 Comparison of chloride profile between results from field investigation and this study

것만 제시되고 있었다.²⁸⁾ 일반적인 배합조건을 기준으로 배합을 Table 9와 같이 인용하였으며,³⁰⁾ 이에 대한 해석 조건은 Table 10에 나타내었다.

Fig. 7에서는 1년 및 10년 경과한 교각에서의 염화물 침투와 이 연구를 통하여 도출된 결과와의 비교를 나타내고 있다. 경과년수에 따라 염화물 침투가 크게 증가하였는데, 제안된 기법을 통한 결과는 비교적 정확하게 염화물 침투 결과와 일치하고 있었다.

이 연구는 최적화 기법의 하나인 NN가 주로 콘크리트 배합이나 강도 등에만 국한되어 사용되었던 기존의 연구와는 다르게 내구성 분야로 그 영역을 확대한 것이 의미를 가지고 있다. 기존의 배합자료를 이용하고 data process를 거쳐 NN를 통한 최적의 확산계수 도출을 수행하였다. 또한 시간의존성 염화물 확산계수 개념을 도입하여 유한차분법 같은 수치해석없이 단순한 Fick의 법칙으로도 염화물 거동을 예측할 수 있는 기법을 제시하였다. 그러나 입수된 데이터의 범위의 제한성(w/b: 0.37~0.47, 확산계수 1.4~7.3 × 10⁻¹² m²/sec²)을 가지고 있으므로 좀 더 폭넓은 배합군을 학습시킬 필요가 있다. 또한 혼화제의 사용, 다양한 염화물 노출에 따른 표면 염화물량의 변동성 등 추가적인 연구사항이 필요하다.

5. 결 론

신경망 이론을 이용한 걸보기 확산계수 추정 및 이를

이용한 염화물 해석을 통해 도출된 결론은 다음과 같다.

- 1) 기존의 연구를 통하여 입수된 30개의 배합에 대하여 인공신경망 이론을 적용하여 염소이온 겉보기 확산계수를 도출하였다. 7개의 배합인자(물결합재비, 단위시멘트량, 고로슬래그, 플라이애쉬, 실리카퓌, 잔골재 및 굵은 골재)를 뉴런으로 가정하고 학습시켜 결과를 도출하였다. 다중회귀분석을 통하여 도출된 확산계수의 상대오차 평균이 19.8%인 것에 비하여, NN으로 도출된 확산계수의 상대오차 평균은 4.1%로 매우 정확하게 배합조건에 따른 확산계수의 변화를 잘 나타내고 있었다.
- 2) NN으로 도출된 겉보기확산계수와 시간의존성 확산계수를 이용하여 염화물 침투 해석을 수행하였다. 단기 및 장기침투 실험 결과, 실태조사 결과와의 비교에서도 염화물 침투를 비교적 정확하게 예측하고 있었다.
- 3) 제안된 기법은 정량화된 실험자료를 기반으로 하고 있으므로, 다양한 배합군과 이에 따른 염소이온 겉보기 확산계수를 추가적으로 입수한다면, NN를 통하여 더욱 합리적인 확산계수가 도출될 수 있고, 사용범위가 확대될 것으로 사료된다.

참고문헌

1. Broomfield, J. P., "Corrosion of Steel in Concrete: Understanding," *Investigation and Repair*, London, E&FN, 1997, pp. 1~15.
2. RILEM, "Durability Design of Concrete Structures," *Report of RILEM Technical Committee 130-CSL*, E&FN, 1994, pp. 28~52.
3. Thomas, M. D. A. and Bentz, E. C., *Computer Program for Predicting the Service Life and Life-Cycle Costs of Reinforced Concrete Exposed to Chlorides*, Life365 Manual, SFA, 2002, pp. 12~56.
4. CEB-FIP, *Model Code for Service Life Design*, The International Federation for Structural Concrete (fib), Task Group 5.6, 2006, pp. 16~33.
5. Song, H. W., Pack, S. W., Lee, C. H., and Kwon, S. J., "Service Life Prediction of Concrete Structures under Marine Environment Considering Coupled Deterioration," *Journal of Restoration of Building and Monument*, Vol. 12, No. 1, 2006, pp. 265~284.
6. Maekawa, K., Ishida, T., and Kishi, T., "Multi-Scale Modeling of Concrete Performance," *Journal of Advanced Concrete Technology*, Vol. 1, No. 2, 2003, pp. 91~126.
7. 송하원, 권성준, 변근주, 박찬규, "혼화제를 사용한 고성능 콘크리트의 배합특성을 고려한 염화물 확산 해석기법에 관한 연구," 대한토목학회 논문집, 25권, 1A호, 2005, pp. 213~223.
8. Kwon, S. J., Na, U. J., Park, S. S., and Jung, S. H., "Service Life Prediction of Concrete Wharves with Early-Aged Crack: Probabilistic Approach for Chloride Diffusion," *Structural Safety*, Vol. 31, No. 1, 2009, pp. 75~83.
9. Park, S. S., Kwon, S. J., Jung, S. H., and Lee, S. W., "Modeling of Water Permeability in Early Aged Concrete with Cracks Based on Micro Pore Structure," *Construction and Building Materials*, Vol. 27, No. 1, 2012, pp. 597~604.
10. Park, S. S., Kwon, S. J., and Jung, S. H., "Analysis Technique for Chloride Penetration in Cracked Concrete Using Equivalent Diffusion and Permeation," *Construction and Building Materials*, Vol. 29, No. 2, 2012, pp. 183~192.
11. Tang, L., "Electrically Accelerated Methods for Determining Chloride Diffusivity in Concrete-Current Development," *Magazine of Concrete Research*, Vol. 48, No. 176, 1996, pp. 173~179.
12. NORDTEST, *Chloride Migration Coefficient from Non-Steady-State Migration Experiments*, NT BUILD 492, 1999, pp. 1~11.
13. Maekawa, K., Ishida, T., and Kishi, T., *Multi-Scale Modeling of Structural Concrete*, Tylor & Francis, London and Newyork, 1st Ed., 2009, pp. 291~352.
14. Thomas, M. D. A. and Bamforth, P. B., "Modeling Chloride Diffusion in Concrete: Effect of Fly Ash and Slag," *Cement and Concrete Research*, Vol. 29, No. 4, 1999, pp. 487~495.
15. 양승일, 윤영수, 이승훈, 김규동, "신경망을 이용한 고성능 콘크리트의 배합설계," 한국콘크리트학회 봄 학술대회, 14권, 1호, 2002, pp. 545~550.
16. 오주원, 이종원, 이인원, "콘크리트 배합설계에 있어서 신경망의 이용," 콘크리트 학회지, 9권, 2호, 1997, pp. 145~151.
17. Wang, J. Z., Ni, H. G., and He, J. Y., "The Application of Automatic Acquisition of Knowledge to Mix Design of Concrete," *Cement and Concrete Research*, Vol. 29, No. 12, 1999, pp. 1875~1880.
18. Yeh, I. C., "Modeling of Strength of High-Performance Concrete Using Artificial Neural Networks," *Cement and Concrete Research*, Vol. 28, No. 12, 1988, pp. 1797~1808.
19. Stegemann, J. A. and Buenfeld, N. R., "Prediction of Unconfined Compressive Strength of Cement Paste with Pure Metal Compound Additions," *Cement and Concrete Research*, Vol. 32, No. 6, 2002, pp. 903~913.
20. Park, K. B., Noguchi, T., and Plawsky, J., "Modeling of Hydration Reactions Using Neural Networks to Predict the Average Properties of Cement Paste," *Cement and Concrete Research*, Vol. 35, No. 9, 2005, pp. 1676~1684.
21. Song, H. W. and Kwon, S. J., "Evaluation of Chloride Penetration in High Performance Concrete Using Neural Network Algorithm and Micro Pore Structure," *Cement and Concrete Research*, Vol. 39, No. 9, 2009, pp. 814~824.
22. 권성준, 송하원, 변근주, 박찬규, "신경망 이론과 마이크로 모델링을 통한 혼화제를 사용한 콘크리트의 염화물 침투해석," 대한토목학회 논문집, 27권, 1A호, 2007, pp. 117~129.
23. 권성준, 송하원, 변근주, "인공신경망을 통한 확산계수의 도출과 공극구조변화를 고려한 콘크리트 탄산화 해석," 대한토목학회 논문집, 27권, 1A호, 2007, pp. 107~116.
24. 삼성건설 기술 연구소, 고내구성 콘크리트의 염소이온 확산특성 평가, 2003, pp. 17~68
25. McCulloch, W. and Pitt, W., "A Logical Calculus of the Ideas Immanent," *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5,

- 1943, pp. 115~133.
26. Kwon, S. J. and Song, H. W., "Analysis of Carbonation Behavior in Concrete Using Neural Network Algorithm and Carbonation Modeling," *Cement and Concrete Research*, Vol. 40, No. 1, 2010, pp. 119~127.
 27. Demuth, H. and Beagle, M., *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB*, ver. 4, The MathWorks, 2002, pp. 21~85.
 28. Jang, S. Y., "Modeling of Chloride Transport and Carbonation in Concrete and Prediction of Service Life of Concrete Structures Considering Corrosion of Steel Reinforcement," Ph. D. Dissertation, Dept. of Civil Engineering, Seoul National University, Korea, 2003, pp. 32~48.
 29. Poulsen, E., *On a Model of Chloride Ingress into Concrete, Nordic Miniseminar, Chloride Transport*, Building Materials, Chalmers University of Technology, Gothenburg, 1993, pp. 1~8.
 30. 한국레미콘 공업협회, 콘크리트의 배합설계, 2005, pp. 319~330.

요 약 염화물 이온은 콘크리트 내부로 유입되어 철근부식을 야기하므로 염화물 침투 평가는 매우 중요하다. 전기 영동실험을 통한 촉진확산계수가 현실적으로 많이 쓰이고 있지만, 이는 자유염화물 이온에 대한 전기장 내의 이온속도를 나타낼 뿐이므로 염화물량에 대한 명확한 해를 제공하지 못한다. 겔보기 확산계수는 단순한 Fick의 이론을 배경으로 엔지니어에게 전염화물의 확산을 명확하게 제공할 수가 있다. 이 연구는 인공신경망이론을 이용하여 최적의 확산계수를 도출하고 시간의존성 확산계수를 이용하여 염화물 침투를 평가할 수 있는 기법을 제시하는 것이다. 이를 위해 기존의 연구에서 30개의 배합 및 염소이온 겔보기 염화물 확산계수를 인용하였으며, 배합인자(물결합재비, 단위시멘트량, 슬래그, 플라이애쉬, 실리카폼, 단위 잔골재 및 굵은 골재)를 뉴런으로 선택하여 확산계수에 대한 학습을 훈련하였다. 또한 시간의존성 확산계수를 고려하여 단순한 Fick 법칙으로 염화물 침투를 평가할 수 있는 기법을 제시하였다. 장기침지 실험 및 신타조사 결과를 이용하여 제안된 기법의 결과와 비교를 수행하였으며, 그 적용성을 평가하였다. 이 기법은 다양한 배합 및 관련 확산계수의 입수 및 학습을 통하여 더욱 합리적인 기법으로 발전할 수 있다.

핵심용어 : 염해, 인공신경망, 학습, 염소이온 겔보기 확산계수, 콘크리트