

확률적인 신경망을 이용한 수도관 노후도 예측모델의 개발

Development of Deterioration Prediction Model for Water Distribution Systems using Probabilistic Neural Network(PNN)

○이 창 용¹⁾ · 신 현 석²⁾ · 김 중 훈³⁾ · 김 종 우⁴⁾

1. 서론

본 논문에서는 상수도 관망사고에 따른 손실을 예방하기 위해 관의 노후도를 판단하여 관을 보수하는 데 사용할 수 있는 노후도 예측 모델에 대해 연구하였다.

O'day, D. Kelly(1986)와 이현동(1994)은 현재 실용화된 수도관 평가모델에 대해서 설명했다. 노후도 예측모델은 크게 회귀모델과 점수평가법이 있다. 대표적인 회귀모델은 Clark 등(1982)에 의해 연구된 관의 특성과 주위환경에 따른 여러 인자를 고려하여 관의 파손 횟수와 다음 관의 파괴 시점을 예측하는 것이다. 또 노후된 관망의 관 파손에 관한 모델의 방법론은 Andreou 등(1897)에 의해서 제안되었다. Li 등(1992)은 메인 관(main pipe)에 대해 Semi-Markovian Model을 연구하였다. 점수평가법은 구체적으로 발표된 연구는 없으나 많이 사용되는 방법이다. 수자원공사(1995)에서는 대상관의 현재상태에 따라 각 인자에 대한 점수를 산출하고 이것을 합산한 점수로 관의 노후도를 평가하는 점수평가법을 이용한 모델을 연구하였다.

최근에는 PNN이라는 좋은 분류자가 연구되어 이로 노후화 상태를 분류할 수 있을 것이라 판단하였다. Donald F. Specht(1990)는 분류를 함에 있어 비선형적인 경계를 결정할 수 있는 PNN을 연구하였다. J. Bibb Cain(1990)은 향상된 PNN과 다른 모델에 대한 객관적인 수행성을 연구하였다.

본 연구는 기존의 점수평가법 모델의 보수의 필요성을 판단할 때의 선형적인 분류와 인자항목별 점수배분과 총점에 대한 인자 그룹별 기여도의 유동성에 대한 복잡함을 해결하기 위해 각각의 인자가 가진 노후도에 대한 영향을 PNN이라는 확률적인 개념을 도입해 모형을 구축하고 단순한 weight 조작으로 모형의 유동성을 간편하게 하여 모든 지역에서도 사용할 수 있는 일반적이고 간편한 모델을 개발해 그 적용성을 검토하며 PNN을 이용한 모델의 타당성과 유용성을 고려하는 데 있다.

2. 확률적 신경망(Probabilistic Neural Network): Specht의 P.N.N. 구조

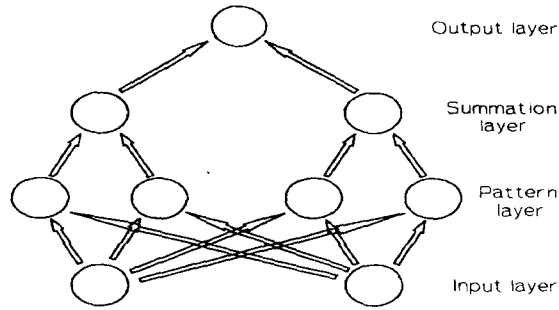
Donald Specht는 신경망(neural network)형식에 맞는 Bayes-Parzen 분류자를 발견하였다. Specht(1990a)에서는 어떻게 알고리즘이 각각의 전담 과정을 가지고 있고 평행하고 작동하는 많은 수의 단순한 과정(process)으로 나누어질 수 있는지를 보여주었다. 이것은 신경망의 근본이다. 이 발견은 알고리즘의 거대한 hardware의 도구 구축을 가능하게 하였다. 작은 망(network)에서의 Specht's PNN 구조는 그림 1과 같다.

1) 고려대학교 토목환경공학과 대학원 석사과정

2) 부산대학교 토목공학과 조교수

3) 고려대학교 토목환경공학과 부교수

4) 고려대학교 토목환경공학과 박사과정



<그림 1> Specht's PNN 구조

이 구조는 두 개의 입력층(input layer), 두 개의 classes와 그리고 각각의 class속에 두 개의 학습경우(training case)가 있다. 학습층(pattern layer)은 각각의 학습경우에 대해 하나의 신경(neuron)을 가지고 있다. 또 합산층(summation layer)은 각 class에 대해 하나의 신경을 가지고 있다. 실행은 입력 벡터를 모든 학습층에 동시에 전달하면서 시작된다. 그러면 각 학습신경(pattern neuron)은 각각의 신경을 나타내는 학습경우(training case)와 입력 벡터와의 거리를 측정 계산한다. 그런 다음 측정된 거리를 신경의 활동 함수(activation function)에 종속시킨다. 이것이 본질적인 Parzen window이다. 합산층은 알맞은 임무를 가지고 있는 합산단위(summation unit)를 포함하고 있다. 각각의 합산 신경은 하나의 class를 전달하고 있다. 또 그것은 합산 신경(summation neuron's) class의 일원에 대응하는 학습층을 단순히 합하게 되는 것이다. 합산의 활동을 마친 신경 k 는 모집단(population) k 의 밀도 함수 값으로 나타내어진다. 출력 신경(output neuron)은 단순한 분류기(threshold discriminator)이다. 그것은 합산 단위가 가장 큰 것으로부터 입력을 결정하게 된다. 이 PNN 구조는 정밀한 반면 단순하기도 하지만 만약에 pattern unit이 평행하게만 작동할 수 있다면 아주 빠른 실행 능력을 가질 수 있다.

3. 예측 모델을 개발의 입력자료 구성

3.1 모델 구성인자의 선정

모델을 구성하는 인자들을 결정함에 있어 관의 노후도에 영향을 미치는 여러 가지 인자로 관중, 매설년도, 관 연결, 밸브, 접합부, C값, 토양특성, ph, 황화물과 염화물, 최대수압, 매설지역, 도로폭, 관경, 그리고 관의 기초공을 선택하였다.

3.2 PNN 적용을 위한 각 인자별 조건 값의 구분과 그에 따른 weight

본 연구에서 개발하는 모델은 PNN을 이용하기 때문에 입력 데이터로 각각의 인자의 상태를 구분하여 1, 0.5, 0의 3개의 조건 값을 사용하였다. 각 인자마다의 조건 값을 구분하기 위해서는 우선 인자마다의 상태를 나타낼 수 있는 경계조건을 세워야 한다. 이 경계조건을 만들기 위해서는 인자의 조건마다 노후화에 영향을 미치는 정도를 실험으로 구해야 하나 여러 가지 여건상 기존의 점수평가법을 이용한 여러 모델에 나와있는 경계조건을 참조하여 본 모델에 맞는 조건으로 바꾸어 사용하였다. 기존의 점수배분법을 이용한 모델은 수원공사와 Denver시의 모델이며 이들을 분석하여 유사한 의미의 항목별로 그룹화 하여 조건 값을 결정하였다.

위에서 구한 경계조건을 가지고 노후화에 영향을 미치는 정도에 따라 조건 값을 구분하였다. 관의 노후화에 큰 영향을 미치는 조건에 해당되는 것은 1이라는 조건 값을 부여하였고 중간의 영향을 미치는 조건에는 0.5를 그리고 전혀 영향을 미치지 않는 조건에는 0을 부여하였다. 여기서 1은 가우시안 분포에서의 중앙점이라 할 수 있고 0은 꼬리부분인 것이다.

이렇게 하여 구하여진 인자항목 상태에 대한 조건 값을 <표 1>에 수록하였다. 따라서 현장 자료의 각 인자별 상태를 측정하여 어떠한 조건에 해당하는지를 알아본 후 <표 1>의 구분항에 비교하여 조건 값으로 구성된 입력 데이터를 구할 수 있다.

<표 1> 각 인자 항목별 조건에 따른 binary와 weight

영향인자번호	영향인자	구분	Binary
1	최대수압	5kg 이상	1
		3~5kg	0.5
		3kg 이하	0
2	배설지역	공인, 배설, 배안	1
		수도관 지역	0.5
		기타 지역	0
3	도로 쪽	고속, 상업도로	1
		기타차도	0.5
		비차도	0
4	관종	분크리드관	1
		상관	0.5
		덕타일, 주철관	0
5	배설연수	20년 이상	1
		10~20년	0.5
		10년 이내	0
6	누수 및 과수기록	3회 이상 5년	1
		2회 5년	0.5
		1회 이하 5년	0
7	pH	6 이하	1
		8.5 이상	0.5
		6~8.5	0
8	황화량	황산량 500 이상, 염화량 250 이상	1
		황 200~500, 염 100~250	0.5
		황 200 이하, 염 100 이하	0
9	c값	80 미만	1
		80~100	0.5
		100 이상	0
10	기준값	비단교각기	1
		사정도기호	0.5
		conc. 기호, pile 기준	0
11	외배출노양	점토	1
		silt loam	0.5
		도래질	0
12	관경	150mm 이하	1
		150~600mm	0.5
		600mm 이상	0
13	valve, 분기, 연결관	없음	1
		모듬	0.5
		없음	0
14	잠수관	있음	1
		없음	0

또한, 노후화에는 각각의 인자들이 같은 비율로 영향을 주진 않을 것이다. 어떤 인자는 많은 영향을 줄 것이고, 또 다른 인자는 그러치 않을 것이다. 따라서 각 인자들이 노후도에 차지하는 비중을 고려하기 위하여 weight를 부여하였다. 이는 점수평가법에서 점수배분을 할 때 weight를 고려하여 점수를 주는 의미와 같게 되는 것이나, 본 연구의 목적 중 하나인 인자항목별 점수배분과 총점에 대한 인자 그룹별 기여도의 유동성 갖게 하기 위해 간단한 weight 조작으로 점수배분을 여러 가지로 바꾸어 보면서 적절한 weight를 보다 쉽게 찾을 수 있게 하였다. 이를 보이기 위하여 여러 가지 weight set을 무작위로 만들었다. 무작위로 만들 수 있었던 이유는 weight를 쉽게 유동적으로 바꿀 수 있다는 점을 보이기 위함이다. 이 무작위 weight set은 <표 2>에 수록하였다. <표 2>의 weight set에서 set 번호 1에 해당하는 것은 기존의 모델과 비교하기 위하여 그 모델에서 사용했던 인자항목별 점수배분과 총점에 대한 인자 그룹별 기여도를 그대로 사용한 것이고, 나머지 set들은 무작위로 취한 것이다.

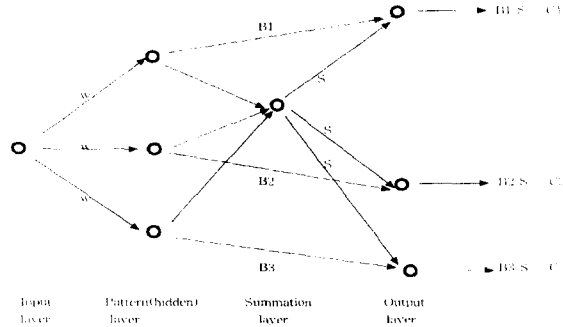
<표 2> 각 영향 인자들의 점수 비중에 따른 Weight Set

영향인자 번호 weight set의 번호	영향인자 번호														평균
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
1	1.1	0.9	0.9	1.8	0.9	1.4	0.6	0.6	1.4	0.8	1.4	0.6	0.8	0.8	1.00
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1.00
3	0.8	0.9	0.9	1.1	1.2	1.1	0.8	0.9	0.9	1.1	1.2	1.1	0.8	1.2	1.00

4. 확률적 신경망(PNN)을 이용 컴퓨터 모델 구현

위에서 구한 입력자료를 가지고 등급을 나눌 수 있는 프로그램을 만들었다. 프로그램 구

현에는 matlab을 사용하였다.
 학습패턴의 구조는 그림 2에 나타내었다.



<그림 2> 실제모델에서의 PNN 적용성의 구축

입력층에는 한 시료에서 구해진 각 인자마다의 binary가 들어간 [14*1]의 행렬이 들어갔다. 학습층의 첫 번째 큰 신경에는 binary 1만으로 이루어진 [14*1]의 행렬이 들어 갔고, 둘째 큰 신경에는 0.5만으로, 마지막에는 0으로만 이루어진 [14*1]의 행렬이 들어갔다. 또, 입력층과 출력층 사이에는 무작위로 구할 수 있는 weight 행렬을 곱해주었다. 학습층에서 중앙과 폭과 넓이를 결정해주는 weight function에는 가우시안 함수가 사용되었다. 출력층에서 class를 구분함에 있어 class를 어떠한 퍼센트로 나눈 것이 아니라 입력 데이터가 들어가 학습되어진 자료를 B1, B2, B3로 나타낼 경우, 각각의 값을 합산층에서 구한 단순합 S를 가지고 나누었다. 이것을 CP1, CP2, CP3라 한다. CP1이라 함은 B1/S로서 binary중에 1만을 담당하는 신경에 포함될 확률 값인 것이다. 이렇게 하여 구하여진 CP1, CP2, CP3 중 가장 큰값을 가지는 것을 택해 CP1이 가장 클 경우 그것에 class1을 부여하였다. 여기서 class의 의미는 그다지 크지 않다. 이 class로서 관의 상태를 나타낼 수도 있으나 본 모델에서는 각각의 class에 포함될 확률을 가지고 평가하기 때문에 class보다는 CP1, CP2, CP3의 값이 더 큰 의미를 부여하였다.

5. 노후화 예측모델의 실제 관로에 적용

완성된 노후화 예측 모델을 수자원공사에서 사용했던 실제 대상 관로 13개를 이용하여 모델에 적용시켜 class를 구분 지었고 결과를 수자원공사 보고서와 비교하였다.

노후화 예측모델에 들어가는 입력 데이터를 만들어 13개의 대상 관로에 각 인자별 binary를 만들었고 그 결과를 <표 3>에 나타내었다.

<표 3> 실제 관로에 적용한 인자별 Binary Set

인자\인번호	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
과대수압	1	1	1	1	1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	1	1	1
배관직역	1	1	0	0	1	0.5	0.5	0	0.5	0.5	1	1	1
도로폭	0	0	0	0	0.5	1	1	0	1	1	0.5	0.5	0.5
전선	0	0	1	1	0.5	1	1	0	1	1	0.5	0.5	0.5
배관노수	0.5	0.5	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1
노수 및 관경치	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0.5	0.5	0.5	1	1	1
ph	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0.5	0.5	0	0.5	0.5	0.5	1	0.5
황화물,염화물	1	1	1	0.5	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	1	1	1
c값	0	0	0	0.5	0	0	0.5	0.5	0.5	0	0.5	0.5	0.5
기포량	0.5	0.5	0.5	1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0.5
비배출노양	0	0	0.5	1	0	0.5	0.5	0	0.5	0.5	0.5	1	0.5
전경	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
밸브,분기,연결관	0.5	0.5	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	1
검정관	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
총점(합산)	6.5	6.5	6	7	6	5	5.5	5.5	8	6.5	9	9.5	9

인자 항목별 점수배분과 총점에 대한 인자 그룹별 기여도의 유용성을 보이기 위하여 <표 2>에 나와있는 weight의 set을 2가지로 하여 2가지 경우로 모델을 실행해 보았다.

Weight set 번호 1을 가지고 실행한 결과는 <표 4>에 나타내었다. Weight set 번호 1은 수자원공사 보고서의 점수 배분과 같은 비율로 만든 것으로 후에 두 모델간의 비교가 될 수 있을 것이다. <표 4>에서의 CP1은 class 1(노후화가 많이 진행된 그룹)에 들어갈 확률을 나타내고 CP3는 class 3(노후화가 덜 진행된 그룹)을 나타낸다. 따라서 노후화 정도가 아주 심한 class1에 속한 관은 4, 9, 10, 11, 12, 13번이었다. 그 class를 나타내었던 CP1을 살펴보면 같은 class에 속하나 CP1의 값은 서로 다름을 알 수 있다. 이 CP1 값이 크면 클수록 그 class에 들어 갈 확률이 높은 것이므로 여기서는 12번 관로가 가장 시급한 교체 대상으로 나타났다. 나머지 관은 class3에 속했고 6번관의 CP3 값이 0.7281로 커 이 관이 가장 노후화가 덜 진행된 관으로 나타났다. 또, 모델의 적용성 검토를 위해 점수평가법을 이용한 수자원공사 보고서의 결과와 비교하였다. 그 보고서에서는 각 인자들에 부여한 점수를 합해 합산의 값이 큰 관이 상태가 대체로 양호한 관으로 평가하였다. 또, 60점을 기준으로 교체의 여부를 평가하였다. 수자원공사의 모델 적용결과는 <표 5>에 나타내었다. 수자원공사의 보고서에서도 9, 10, 11, 12, 13번 관로가 낮은 점수로 좋지 않은 상태를 나타내었고 특히, 12번 관은 가장 낮은 점수를 받아 교체가 가장 시급한 것으로 나타내어 본 연구의 모델과 비슷한 결과를 보였다. <표 4>과 <표 5>을 비교하면 비슷한 판단을 했음을 알 수 있다.

<표 4> Weight Set 1로 하였을 때의 class 분리와 class에 포함될 확률

시료 결과	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
CLASS	3	3	3	1	3	3	3	3	1	1	1	1	1
CP1	0.1306	0.1306	0.3253	0.6811	0.2903	0.1404	0.2330	0.0754	0.6525	0.3971	0.7002	0.8554	0.7002
CP2	0.3456	0.3456	0.1306	0.0754	0.2889	0.1315	0.1790	0.3039	0.2080	0.2058	0.2231	0.0940	0.2231
CP3	0.5238	0.5238	0.5441	0.2435	0.5018	0.7281	0.5880	0.6207	0.1395	0.3971	0.0767	0.0506	0.0767

만약 우리가 각 인자가 노후도에 미치는 weight를 바꾸고 싶을 때, 즉 어느 곳에서는 관 내 수압이 노후화에 큰 영향을 주고 다른 곳에서는 C값이 큰 영향을 준다 했을 때 우리는 기존의 weight를 바꾸어야 하는 것이다. 따라서 본 모델은 어떻게 간편하게 weight를 바꿀 수 있는냐를 보여주기 위하여 weight set을 변화시키면서 모델을 수행하였다. Weight set 2는 무작위로 만든 것으로 어떠한 weight set으로 하여도 무방하다 할 수 있다. 그 결과를 살펴보기 위해서는 <표 5>과 <표 6>를 비교하면 될 것이다.

서로를 비교하면 class 구분에는 큰 변화를 찾을 수 없다. 하지만 각각의 표에서 CP1, CP2, CP3를 비교하면 그 차이를 알 수 있다. Weight의 변화가 class의 변화에는 영향을 못 주었지만, CP1, CP2, CP3의 값의 변화는 큼을 알 수 있다. CP의 변화가 크다는 것은 각각의 class에 포함될 확률의 변화가 크다는 것이고, 이로서 노후화 정도를 예측할 수 있다.

<표 5> 수자원공사의 모델의 실제관로 적용결과

인자	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
최대수압	4	4	4	4	4	6	6	6	6	6	4	4	4
배설지역	2	2	6	6	2	4	4	2	4	4	1	1	1
도로 폭	6	6	6	6	4	2	2	5	2	2	4	5	1
관종	5	5	2	2	5	1	10	2	2	5	5	5	5
비상인수	4	4	2	2	2	6	6	0	2	2	0	0	0
누수발생률	7	7	7	7	7	10	10	7	7	7	5	5	5
dh	2	2	2	2	5	1	1	5	2	2	2	1	2
연기온차화량	1	2	0	2	5	2	2	3	2	2	1	0	2
C값	10	10	10	7	10	10	7	7	7	10	7	7	7
가중점	5	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	5	5
신에울도양	5	5	5	1	5	3	3	5	3	5	3	0	3
관경	5	5	5	5	5	5	5	2	5	5	5	5	5
벤트분기연결관	5	5	13	13	5	13	13	5	10	10	5	5	5
급속관	3	3	5	5	5	5	5	5	5	3	5	5	5
총점	62	63	68	64	67	71	68	65	60	61	50	48	50

<표 6> Weight Set 2로 하였을 때의 class 분리와 class에 포함될 확률

사료 결과	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
CLASS	3	3	3	1	3	3	3	3	1	2	1	1	1
CP1	0.2468	0.2468	0.1898	0.3473	0.1898	0.0804	0.1103	0.1252	0.4008	0.2127	0.6289	0.7832	0.6289
CP2	0.3404	0.3456	0.2792	0.3054	0.2792	0.2908	0.3740	0.2889	0.4558	0.4315	0.2908	0.1570	0.2908
CP3	0.4128	0.5238	0.5310	0.3473	0.5310	0.6289	0.5158	0.5859	0.1433	0.3558	0.0804	0.0599	0.0804

6. 결론

본 연구는 땅속에 묻어 있는 상수도 관망의 노후화 정도를 알 수 있는 기존모델인 점수 평가법을 보완한 모델을 PNN을 이용하여 개발하였다. 또한 수자원공사(1995)의 보고서에 있는 점수평가법과도 비교·검토하였다. 본 연구의 주요 결론은 다음과 같다.

관의 노후화 정도에 따라 등급을 결정함에 있어서 관의 노후화에 영향을 미치는 여러 인자의 상태를 나타내는 조건을 복잡하게 세분화시킨 것이 아니라 경계조건을 3가지로 나누어 프로그램의 입력자료로 1, 0.5, 0의 조건 값을 사용하였다. 따라서 기존의 복잡한 manual을 간략하게 줄일 수 있었다.

기존의 점수평가법이 관의 교체를 판단하는 기준으로 일정한 점수를 부여하는 선형적인 분류였다면 본 연구의 모델은 정확한 기준을 세우지는 않으나 각각의 등급에 속할 수 있는 확률의 크기로 분류하는 비 선형적인 모델이라 할 수 있다.

인자항목별 점수배분과 총점에 대한 인자 그룹별 기여도의 유동성을 가지고 있다. 기존의 점수평가법은 점수배분과 기여도가 달라졌을 때, 많은 양의 manual을 고치는 번거로움이 있었으나 본 모델은 간단한 weight행렬의 조작만으로도 그 점을 보완할 수 있다.

본 연구에서 개발된 노후화 예측모델은 점수평가법의 수 작업의 계산을 컴퓨터로 이용하여 실행하는 데 또한 의의가 있다할 수 있다. 그러나 class의 의미보다는 그 class에 속할 확률인 CP의 값이 관의 노후도를 판명하는 데 더 큰 의미를 갖는다. 따라서 향후 이러한 점을 극복하기 위하여 바로 class가 바로 노후도를 나타낼 수 있는 모델을 만들어야 할 것으로 판단된다.

참고문헌

1. 이현동(1994, 4) “수도관의 노후화 판정기법” <건설기술정보>, 한국건설연구원 통권 125호, pp. 9-15
2. 수자원공사(1995) “수도관 개량을 위한 의사결정 시스템 개발” <보고서>
3. Andreou, S. A., and D. H. Marks(1987) “Maintenance decisions for deteriorating water pipelines.” J. Pipelines, Vol 7, pp. 21-31
4. Clark, R. M., C. L. stafford, and J. A. Goodrich(1982) “Water distribution systems: A spatial and cost evaluation.” J. Water Resour. Plann. Manage. Div. Am. Soc. Civ. Eng., Vol. 108, pp 243-256
5. D. F. Specht(1990) “Probabilistic Neural Network, Neural Networks.” Vol. 3, pp. 109-118
6. J. Bibb Cain(1990) “An improved probabilistic neural networks and its performance relative to other models.” Applications of Artificial Neural Networks. Vol. 1294, pp 354-365
9. O'day, D. Kelly(1986) “Guidance Manual : Water Main Evaluation for Rehabilitation/Replacement.” AWWA Research Foundation, No.CR810988. pp. 55-86