

퍼지 신경망에 의한 퍼지 회귀분석: 품질 평가 문제에서의 응용

권 기택
동양대학교 산업공학과

Abstract

This paper propose a fuzzy regression method using fuzzy neural networks when a membership value is attached to each input-output pair. First, an architecture of fuzzy neural networks with fuzzy weights and fuzzy biases is shown. Next, a cost function is defined using the fuzzy output from the fuzzy neural network and the corresponding target output with a membership value. A learning algorithm is derived from the cost function. The derived learning algorithm trains the fuzzy neural network so that the level set of the fuzzy output includes the target output. Last, the proposed method is applied to the quality evaluation problem of injection molding.

I. 서론

인간의 주관적인 평가, 판단 등과 같이 해석 대상의 시스템에 모호성이 포함되어 있는 상황을 해석하기 위한 선형 퍼지 회귀분석 기법(Tanaka et al., 1989)이 제안되어 있다. 또한 전문가에 따른 주관적인 판단을 데이터의 해석 분야에 도입하기 위하여 유사도를 도입한 퍼지 회귀분석 기법(Tanaka et al., 1990)도 제안되어 있다. 비선형 퍼지 회귀식을 구하는 기법으로서, Ishibuchi et al.(1992)은 종래의 다층 신경망을 이용하여, 일반적인 데이터(Crisp Data)에 대하여 퍼지 회귀분석을 행하는 기법을 제안하고 있다.

현실 세계에서 우리들이 사용하고 있는 데이터에는, 신뢰도가 높은 데이터와 높지 않은 데이터로 섞여 있는 경우도 적지 않다. 종래의 비선형 퍼지 회귀식을 구하는 기법은, 주어진 데이터에 대한 신뢰도가 모두 같다고 하는 전제 하에 제안되어 있다. 신뢰도가 높은 데이터와 낮은 데이터가 같은 레벨로 사용됨으로써, 해석 대상이 되는 데이터에 대한 신뢰도가 무시되는 경향이 있다. 예를 들면, 전문가로부터 얻어진 데이터와 비전문가로부터 얻어진 데이터가 같은 신뢰도를 가진다고는 말하기 어려울 것이다. 이와 같은 경우에는 데이터에 대한 신뢰도를 도입하는 것이 자연스러운 것이다.

본 연구에서는, 퍼지 신경망을 이용하여 신뢰도가 도입된 입출력 데이터에 대하여 비선형 퍼지 회귀분석을 행하는 기법을 제안하고, 제안된 기법을 사출성형의 품질 평가 문제에 적용한다.

II. 퍼지 신경망의 구조

2.1. 퍼지수 연결강도와 퍼지수 임계치

삼각형 퍼지수 A 를 그 하한 a^L , 중심 a^C 과 상한 a^U 으로부터 $A = (a^L, a^C, a^U)$ 로 표현하고, 다음의 소속함수로 정의한다.

$$\mu_A(x) \begin{cases} 0; & x < a^L \\ (x - a^L)/(a^C - a^L); & a^L \leq x \leq a^C \\ (a^U - x)/(a^U - a^C); & a^C < x \leq a^U \\ 0; & a^U < x \end{cases} \quad (1)$$

즉, 삼각형 퍼지수 $A = (a^L, a^C, a^U)$ 의 소속함수 값은 개구간 (a^L, a^U) 에서 양이고, 중심(a^C)에서 1이 된다.

대칭 삼각형 퍼지수로 주어진 결합강도와 임계치를 각각 다음과 같이 표현하기로 한다.

$$W = (w^L, w^C, w^U), \quad \Theta = (\theta^L, \theta^C, \theta^U) \quad (2)$$

여기서,

$$w^C = (w^L + w^U)/2, \quad \theta^C = (\theta^L + \theta^U)/2 \quad (3)$$

이다.

2.2. 입출력 관계의 정의

퍼지 신경망의 구조는 입력층에 n 개, 중간층에 n_2 개, 출력층에 1 개의 유니트를 가진 3층형으로 한다. 또한 모든 연결강도 및 임계치는 대칭 삼각형 퍼지수로 주어져 있다고 한다. 이와 같은 신경망에 일반적인 n 차원 입력벡터 $\mathbf{x}_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn})$ 가 입력되었을 경우, 각 유니트의 입출력 관계는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{입력층: } o_{pi} = x_{pi}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\text{중간층: } O_{pj} = f(\text{Net}_{pj}), \quad j = 1, 2, \dots, n_2 \quad (5)$$

$$\text{Net}_{pj} = \sum_{i=1}^n o_{pi} W_{ji} + \Theta_j, \quad j = 1, 2, \dots, n_2 \quad (6)$$

$$\text{출력층: } O_p = f(\text{Net}_p) \quad (7)$$

$$\text{Net}_p = \sum_{j=1}^{n_2} O_{pj} W_j + \Theta \quad (8)$$

여기서, 연결강도 W_{ji} , W_j 와 임계치 Θ_j , Θ 는 대칭 삼각형 퍼지수이고, O_{pj} , O_p , Net_{pj} 와 Net_p 는 퍼지수이다. 또한 간단하게 하기 위하여 $x_{pi} \geq 0$ 로 한다. 중간층과 출력층에 있는 함수 $f(\cdot)$ 는 다음과 같은 시그모이드(Sigmoid) 함수이다.

$$f(x) = 1 / \{1 + \exp(-x)\} \quad (9)$$

식(4)-(8)의 입출력 관계에 의한 퍼지수 연산은 확장원리(Zadeh, 1975)로부터 정의된다. 구체적인 퍼지 입출력을 계산할 경우에는 레벨 집합마다의 구간 연산이 이용된다. 폐구간이 되는 퍼지수 A 의 h -레벨 집합은 다음과 같이 표현된다.

$$[A]_h = [[A]_h^L, [A]_h^U] \quad (10)$$

여기서 $[A]_h^L, [A]_h^U$ 는 퍼지수 A 의 h -레벨 집합 $([A]_h)$ 의 하한과 상한이다. 특히 퍼지수 A 가 대칭 삼각형일 경우, h -레벨 집합의 하한과 상한은 다음과 같다.

$$[A]_h^L = (1-h/2) \cdot a^L + h \cdot a^U/2 \quad (11)$$

$$[A]_h^U = h \cdot a^L/2 + (1-h/2) \cdot a^U \quad (12)$$

III. 퍼지 신경망의 학습 알고리즘

3.1. 코스트 함수(Cost Function)의 정의

퍼지 신경망으로부터의 퍼지 출력치(O_p)와 소속함수 값을 가진 입출력 쌍(x_p, y_p, h_p)을 이용하여, 비선형 퍼지 회귀분석을 행하기 위한 퍼지 신경망의 코스트 함수를 정의한다.

(1) $[O_p]_{h_p}^L \leq [O_p]_{h_p}^U < y_p$ 가 성립될 경우

$$e_p = \omega \cdot e_p^L + e_p^U \quad (13)$$

여기서 ω 는 ($0 < \omega \ll 1$)을 만족하는 양의 실수, e_p^L 은 목표 출력치와 추정된 퍼지 출력치의 h_p -레벨 집합의 하한에 관한 오차 제곱의 총합이고, e_p^U 는 상한에 관한 오차 제곱의 총합이다. 학습에 있어서 최소화되는 코스트 함수 e_p^L, e_p^U 는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$e_p^L = h_p(y_p - [O_p]_{h_p}^L)^2/2 \quad (14)$$

$$e_p^U = h_p(y_p - [O_p]_{h_p}^U)^2/2 \quad (15)$$

(2) $y_p < [O_p]_{h_p}^L \leq [O_p]_{h_p}^U$ 가 성립될 경우

$$e_p = e_p^L + \omega \cdot e_p^U \quad (16)$$

(3) $[O_p]_{h_p}^L \leq y_p \leq [O_p]_{h_p}^U$ 가 성립될 경우

$$e_p = \omega \cdot e_p^L + \omega \cdot e_p^U \quad (17)$$

3.2. 학습 알고리즘의 도출

앞에서 정의된 코스트 함수를 이용하여 퍼지 신경망의 학습 알고리즘을 도출한다. 먼저, 식 (13), (16), (17)에서 정의된 코스트 함수(e_p)를 이용하여 중간층과 출력층 사이의 퍼지수 연결강도(W_j)에 대한 수정량을 구한다. 퍼지수 연결강도 W_j 의 하한 w_j^L 과 상한 w_j^U

에 대하여 Rumelhart et al.(1986)과 같은 방법으로 수정량을 각각 다음과 같이 정의한다.

$$\Delta w_j^L(t+1) = \eta(-\partial e_p/\partial w_j^L) + \alpha \Delta w_j^L(t) \quad (18)$$

$$\Delta w_j^U(t+1) = \eta(-\partial e_p/\partial w_j^U) + \alpha \Delta w_j^U(t) \quad (19)$$

여기서 t 는 학습 횟수, η 는 학습률(Learning Rate), α 는 모멘텀항 계수(Momentum Constant)이다. $\partial e_p/\partial w_j^L$ 및 $\partial e_p/\partial w_j^U$ 는 식(4)-(8)과 코스트 함수로부터 도출할 수 있다. 또한 식 (18), (19)를 이용하여 퍼지수 연결강도 $W_j(t+1)$ 의 하한 $w_j^L(t+1)$, 중심 $w_j^C(t+1)$ 과 상한 $w_j^U(t+1)$ 을 다음과 같이 수정한다.

$$w_j^L(t+1) = w_j^L(t) + \Delta w_j^L(t+1) \quad (20)$$

$$w_j^C(t+1) = w_j^C(t) + \Delta w_j^C(t+1) \quad (21)$$

$$w_j^U(t+1) = w_j^U(t) + \Delta w_j^U(t+1) \quad (22)$$

이와 같은 수정으로부터 퍼지 연결강도 $W_j(t+1)$ 의 하한 $w_j^L(t+1)$ 과 상한 $w_j^U(t+1)$ 과의 역전이 일어날 경우를 고려하여 수정 후의 퍼지 연결강도 $W_j(t+1)$ 를 다음과 같이 설정한다.

$$W_j(t+1) = (w_j^L, w_j^C, w_j^U) \quad (23)$$

여기서,

$$w_j^L = \text{Min}\{w_j^L(t+1), w_j^U(t+1)\} \quad (24)$$

$$w_j^C = (w_j^L + w_j^U)/2 \quad (25)$$

$$w_j^U = \text{Max}\{w_j^L(t+1), w_j^U(t+1)\} \quad (26)$$

이다.

입력층 유니트와 중간층 유니트 사이의 퍼지수 연결강도(W_{ji})와 퍼지수 임계치(θ, θ_j)의 수정도 퍼지수 연결강도 W_j 와 같은 방법으로 행할 수 있다.

IV. 품질 평가 문제への 응용

사출성형 weld-line의 단차량과 그 목측 평가치에 관한 데이터가 <표 IV-1>과 같이 주어 져 있다. <표 IV-1>은 Kuroda et al.(1990)에 의해 얻어진 덤벨 성형품의 샘플 15종류에 대해서, 사출성형 전문가(A-D)와 비전문가(E,F)가 weld-line의 외관 품질을 5 단계로 목 측 평가한 결과이다. 여기서, 평가치 1은 weld-line이 가장 많이 눈에 띄는 것이고, 5는 확인되지 않는 것이고, 2-4는 평가치 1과 5 사이이다.

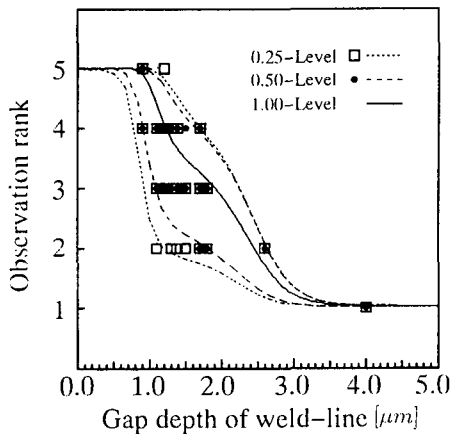
여기서의 해석 목적은 전문가와 비전문가로부터 얻어진 목측 평가치에 다른 신뢰도(소속 함수 값)를 부여함으로써, 인간의 주관적인 판단 결과와 계측기로부터 측정된 weld-line의 단차량이라고 하는 물리량과의 관계를 모델화하는 것이다.

퍼지 신경망의 학습에 있어서, 중간층 유니트 수는 8, 학습률은 1.0, 모멘텀항 계수는 0.9, ω 는 0.004, 학습횟수는 10000회로 행하였다. 단, 신뢰도 h_p 의 값으로서, 전문가 A, C, D 는 0.5, 전문가 B와 비전문가 E, F는 0.25로 설정했다. 학습 후의 퍼지 신경망으로부터의

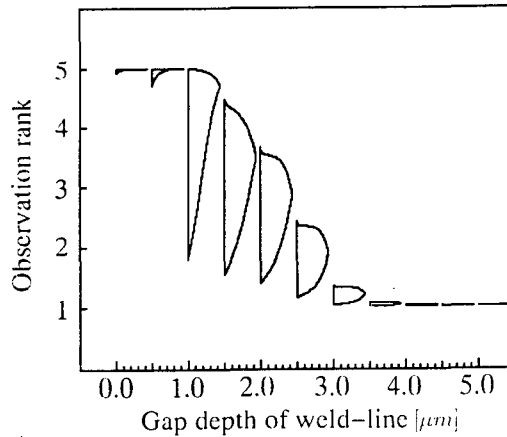
<표 1> weld-line의 목측 평가치와 그 단차량

sample No.	weld-line gap depth(μm)	Experts				Non-experts	
		A	B	C	D	E	F
1	0.9	5	4	5	5	5	5
2	0.9	5	4	5	5	5	5
3	0.9	5	5	4	5	5	5
4	1.1	4	2	3	3	3	4
5	1.2	4	4	4	3	3	5
6	1.3	4	2	3	4	4	3
7	1.4	4	2	3	4	4	3
8	1.5	3	3	3	4	3	2
9	1.7	3	2	2	3	3	3
10	1.7	4	2	3	3	4	4
11	1.8	3	3	2	2	2	2
12	1.8	3	2	2	2	2	3
13	2.6	2	2	2	2	2	2
14	4.0	1	1	1	1	1	1
15	4.0	1	1	1	1	1	1
Ave.	1.79	3.4	2.6	2.9	3.1	3.1	3.2

퍼지수 출력치의 레벨 집합을 <그림 IV-1>에 나타낸다. 또한 추정된 퍼지수를 <그림 IV-2>에 나타낸다. 이 결과로부터 단차량이 매우 작은 영역과 큰 영역에 대해서는 추정 퍼지수의 모호함이 작고, 중간 정도의 영역에서는 모호함이 크다는 것을 알 수 있다. 이와 같은 모호함은 인간의 주관적인 평가의 모호함과 대응하고 있다.



<그림 IV-1> 퍼지 출력치의 레벨 집합



<그림 IV-2> 추정된 퍼지수

V. 결 론

본 연구에서는 주어진 입출력 데이터에 신뢰도를 나타내는 소속함수 값이 붙여진 경우에 대하여 퍼지 신경망에 의한 퍼지 회귀분석을 행하는 기법을 제안하였다. 신뢰도를 도입한 비선형 퍼지 회귀분석을 행하기 위한 코스트 함수를 정의하고 학습 알고리즘을 도출하였다. 이 퍼지 신경망의 학습은 주어진 목표 출력치가 퍼지 신경망으로부터의 퍼지 출력치의 대응하는 레벨의 레벨 집합에 포함되도록 행해 진다. 제안 기법은 사출성형 품질 평가 문제에의 응용에서 나타낸 바와 같이 인간의 주관적인 판단, 평가 등과 같이 모호성을 포함하는 시스템의 모델화에 적합한 방법이다.

참 고 문 헌

1. Ishibuchi H. and Tanaka H., "Fuzzy Regression Analysis Using Neural Networks", Fuzzy Sets and Systems, Vol.50(1992), 257-265.
2. Kuroda H. and Shimohira K., "Quantification of weld-line and quantitative evaluation of its molding factors in injection molding", Journal of Japan Soc. Polymer Processing, Vol.2, No.2(1990), 159-165.
3. Rumelhart D.E., McClelland J.L. and PDP Research Group, Parallel Distributed Processing, Vol.1, Cambridge, MIT Press, 1986.
4. Tanaka H., Hayashi I. and Watada J., "Possibilistic Linear Regression Analysis for Fuzzy Data", European Journal of Operational Research, Vol.40(1989), 389-396.
5. Tanaka H., Ishibuchi H. and Hwang S. G., "Fuzzy Model of the Number of Staff in Local Government by Fuzzy Regression Analysis with Similarity Relations", Journal of Japan Industrial Management Association, Vol. 41, No.2(1990), 99-104.
6. Zadeh L.A., "The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning: Part 1,2 and 3", Information Sciences, Vol.8(1975), 301-357 and Vol.9(1975), 43-80.