

인공신경망을 이용한 사용자의 퍼지값 선호도 학습방법

나현중, 이지형
성균관대학교 컴퓨터공학과
e-mail:hanbando@ece.skku.ac.kr

A method for learning a user's preference over fuzzy values using neural network

Hyun-Jong Na, Jee-Hyong Lee
Dept of Computer Engineering, Sungkyunkwan University

요 약

퍼지값을 크기 순서에 의해 나열하는 연구는 많이 이루어져 왔다. 그러나 기존의 방법들은 퍼지값을 제안된 기준에 의해 독자적으로 해석하여, 비교결과를 산출하는 것이 대부분이다. 본 논문에서는 사용자의 의견 또는 선호도를 반영한 학습데이터를 신경망을 이용하여 학습하는 방법을 제안한다. 이 학습이 끝난 후 얻어지는 신경망은 주어진 학습데이터를 이용하여 사용자의 퍼지값에 대한 모델을 생성하게 된다.

1. 서론

인터넷에는 정형화 되지 않은 많은 양의 정보가 존재한다. 하지만 우리가 원하는 정보를 정확히 찾기란 어려운 것이 현실이다. 이러한 이유로 퍼지이론이 이런 정보들에 대해 근사추론을 수행하여, 자연어의 의미를 정량화하고 정보를 가공처리 하여, 좀 더 사용자에게 적합한 정보를 제공하는데 이용되기 시작하였다.

그러나 퍼지이론을 정보에 적용함에 있어서 사용자의 의견이나 선호도를 반영하는 측면에서는 부족한 점이 많이 발견된다. 같은 정보라 하더라도 사용자의 관심과 취향에 따라 원하는 정보는 다를 것이다.

예를 들면, 서비스를 제공하는 시스템에서 사용자로부터 얻은 정보를 여러 가지 기법으로 처리하여 사용자에게 맞는 정보를 그림1과 같이 두개의 퍼지값으로 표현했다고 하자. 이때, A, B는 사용자에게 맞는 정보를 표현하고, x축에서 큰 값을 갖는 것이 좀더 정확히 사용자의 정보에 매칭된다고 한다면, 과연 시스템에서는 어떤 정보를 제공할 것인가? 하는 의문이 생길 것이다. 이와 같이 두 퍼지값에서

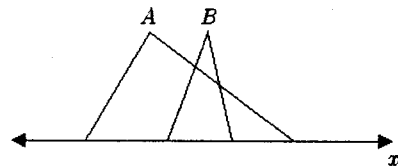


그림 1 두 퍼지값

어느 것을 선택할 것인가는 단순한 문제가 아니다. 이와 유사한 연구와 방법으로는 산술연산 및 대소비교연산, 퍼지숫자의 정렬 같은 방법들이 있다[1-3].

하지만 이러한 연구들도 사용자의 선호도와는 관계없이 연구자 독자적으로 해석하여, 비교 결과를 산출하는 것이 대부분이다. 따라서 본 논문은 사용자의 관심과 취향을 학습하여 정보를 가공하여 제공할 수 있는 새로운 방법론을 제안한다.

제안하는 방법은 사용자로부터 얻은 의견 또는 선호도를 인공신경망을 통해 학습을 한 후, 얻은 학습데이터를 이용하여, 사용자의 퍼지값에 대한 모델을 생성하게 된다. 여기서 사용자로부터 얻은 의견 또는 선호도에 대한 자료는 두 퍼지값이 겹칠 수 있는 여러 경우에 대하여 사용자에게 어느 것을 어느

정도로 선호하는지 물어 사용한다. 이렇게 얻어진 사용자의 선호도 모델은 보다 사용자에게 적합한 정보를 제공하는 시스템에 이용할 수 있을 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 학습에 사용될 인공신경망을 설명하고, 3절에서는 사용자에게 주어질 데이터의 정의 및 조건, 그리고 학습 방법에 대해 설명하고, 4절에서는 실험 및 예제를 보이며, 5절에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 인공신경망

본 절에서는, 학습에 사용될 인공신경망에 대하여 기술한다. 인공신경망의 구조는 여러 종류가 있으나, 본 논문에서는 3-layer feedforward network를 사용하고, 학습 알고리즘은 오차역전파를 이용한다.

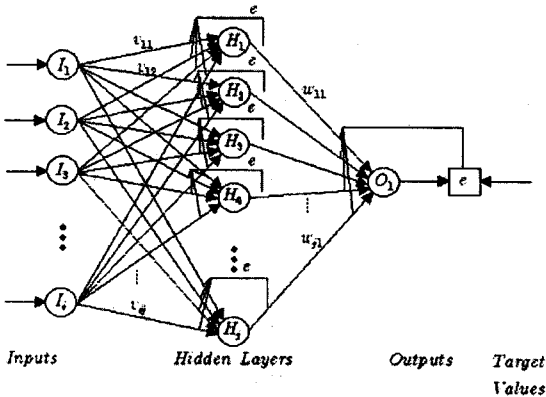


그림 2 오차역전파 신경망

그림2에서 v_{ij} 와 w_{jl} 각각 입력층과 히든층, 출력층 사이의 연결강도를 나타낸다. 각 층의 노드들은 가중된 연결들을 매개로 하여, 출력층을 제외하고는 연속하는 층에 있는 각 노드에 서로 연결된다. 입력패턴이 신경망에 표현될 때 각 입력층 노드는 입력패턴 성분값들 중에 하나로 할당된다. 다음 층에 있는 노드들은 링크들을 통해서 입력노드값들을 받고 다음 층으로 전달하기 위해서 그 자신이 출력값들을 계산한다. 이 과정은 각 출력층 노드가 최종 출력을 산출할 때 까지 계속된다. 그림 2에서의 최종출력은 식(1)과 같이 표시된다.

$$O_1 = f(\sum_j w_{j1} \cdot f(\sum_i v_{ij} I_i)) \quad (1)$$

입력패턴에 대한 목표값은 출력층으로부터 산출된 결과값에 대한 오차값을 계산하기 위해 사용된다. 오차값은 목표치에 대한 오차를 줄이기 위해 가

중치들을 조절할 때 역전파된다. 이런 반복적인 학습은 출력값이 주어진 총 오차값의 이하가 될 때까지 계속된다. 일단 훈련이 완료되면 역전파 신경망에 새로운 입력패턴들이 제시되고 학습과정으로부터 얻어진 가중치를 기초하여 출력을 산출한다 [4-5].

$$E = \frac{1}{2} \sum (t - O_1)^2 \quad (2)$$

E 는 총 오차값을 나타내고, t 는 목표값, O_1 는 현재 출력값을 나타낸다. 그리고 연결 강도를 변화시키는 일반적인 방법은,

new weight = (old weight + learning rate × gradient descent) + (momentum × (old weight - older weight)) 이다. 여기서 모멘텀은 가중치 조절식에 관성을 주어 학습기간을 단축하고 성능의 향상을 주기 위해 사용된다.

3. 학습조건 및 방법

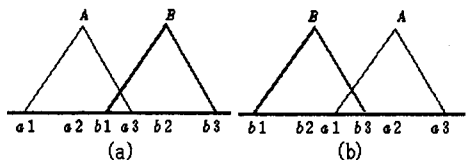
본 절에서는 앞 절에서 설명한 인공신경망을 이용한 사용자 선호도의 학습 모델 생성에 대해서 기술하고 사용자에게 주어질 데이터들의 조건들을 기술한다.

3.1 학습데이터

사용자의 선호도를 학습하기 위해서는 사용자의 선호도를 나타내는 학습데이터가 필요하다. 학습데이터를 얻기 위해서는 퍼지값이 접칠 수 있는 가능한 많은 경우에 대해서 사용자에게 물어 봐야 하지만 지나치게 많은 경우에 대해서 물어 볼 수는 없다. 따라서 사용자의 퍼지값 선호도 학습에서 중요한 것은 어떻게 사용자에게 물어보는 것을 최소화 하면서 사용자의 선호도를 파악하는 것이다.

이를 위해서 먼저 본 연구에서는 삼각 퍼지값만 사용된다고 가정을 하고, 두 삼각 퍼지값이 서로 겹치는 모양에 대해서 조사하였다.

삼각 퍼지값 A의 각 꼭지점을 a1, a2, a3라하고 삼각 퍼지값 B의 각 꼭지점을 b1, b2, b3라 했을때 이 6개의 점이 x축위에 겹치는 모양은 다음 그림3과 같이 6개로 나눌 수 있다.



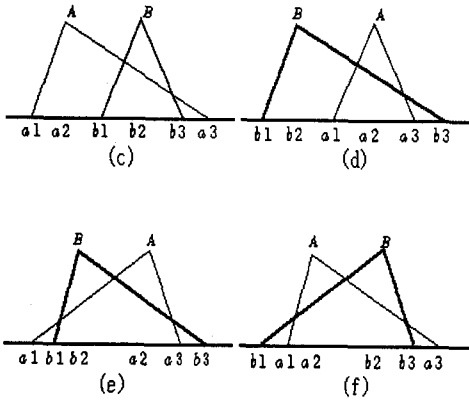


그림 3 두 퍼지값이 겹치는 모양

여기서 학습데이터를 선정하는 조건은,

조건1. 그림 3-((a),(c),(e))는 각각 그림 3-((b),(d),(f))에 겹치는 순서만 바뀐 것이므로 학습데이터로는 그림 3-((a),(c),(e))만 사용한다.

조건2. 직각인 모양의 퍼지값은 제외한다. 예를들면, $a_1=a_2, b_1=b_2$ 와 같은 경우의 퍼지값은 학습대상에서 제외한다.

조건3. 모든 겹치는 경우의 퍼지값들은 그 크기를 확대, 축소, 이동하였을 때 선호도 값은 같다 라고 가정한다. 조건 1에서 선정된 퍼지값들을 x축 구간 $[0.0, 1.0]$ 으로 그 크기를 조절하여, 시작점과 끝점을 각각 0.0과 1.0으로 맞춘다.

이러한 조건들을 갖고 구간 $[0.0, 1.0]$ 를 점 6개로 표현했을 때, 나올 수 있는 경우의 수는 다음과 같다.

번호	a1	a2	a3	b1	b2	b3
1	0	0.2	0.4	0	0.2	1
2	0	0.2	0.4	0	0.4	1
3	0	0.2	0.4	0	0.6	1
4	0	0.2	0.4	0	0.8	1
5	0	0.2	0.4	0.2	0.4	1
6	0	0.2	0.4	0.2	0.6	1
7	0	0.2	0.4	0.2	0.8	1
8	0	0.2	0.6	0	0.4	1
9	0	0.2	0.6	0	0.6	1
10	0	0.2	0.6	0	0.8	1
11	0	0.2	0.6	0	0.8	1
12	0	0.2	0.6	0.2	0.4	1
13	0	0.2	0.6	0.2	0.6	1
14	0	0.2	0.6	0.2	0.8	1
15	0	0.2	0.6	0.4	0.6	1
16	0	0.2	0.6	0.4	0.8	1
17	0	0.2	0.8	0	0.4	1
18	0	0.2	0.8	0	0.6	1
19	0	0.2	0.8	0	0.8	1
20	0	0.2	0.8	0	0.8	1
21	0	0.2	0.8	0.2	0.4	1
22	0	0.2	0.8	0.2	0.6	1
23	0	0.2	0.8	0.2	0.8	1
24	0	0.2	0.8	0.4	0.6	1
25	0	0.2	0.8	0.4	0.8	1
26	0	0.2	0.8	0.6	0.8	1
27	0	0.2	1	0	0.4	1
28	0	0.2	1	0	0.6	1
29	0	0.2	1	0	0.8	1

그림 4 101개의 데이터의 일부

그림 3-(a),(e)에서, ($a_1=0.0, b_3=1.0$)이고,

A : a_1 고정, $a_2 < a_3 \rightarrow {}_5C_2 = 10$

B : b_3 고정, $b_1 < b_2 \rightarrow {}_5C_2 = 10 \therefore 10 \times 10 = 100$

그림 3-(c)에서, ($a_1=0.0, a_3=1.0$)이고,

A : a_1, a_3 고정, ${}_6C_3 \rightarrow 2$ 점 고정 ${}_4C_1=4$

B : $b_1 < b_2 < b_3, {}_6C_3 \rightarrow 20 \therefore 4 \times 20 = 80$

위의 계산에 의해서 그림 3-(a),(c),(e)에서 나올 수 있는 경우의 수는 180개이다. 그리고 조건1, 2이외의 겹치는 모양을 제외하면 최종적으로 101개의 데이터를 얻을 수 있다. 그림 4는 101개의 데이터의 일부를 나타낸다.

3.2 학습방법

두 퍼지값 A, B에 사용자 선호도값은 A가 B보다 어느 정도 큰 지에 대해 계산한다. 학습 방법은 위의 조건을 통해 얻은 101개의 데이터들은 사용자에게 주어진다. 그러면 사용자는 101개의 데이터에 대해 각각 어느쪽이 얼마나 큰 지에 대한 자기의 선호도를 나타낸다.

예를들면, 어느 한 겹치는 경우, 사용자가 B가 A보다 클 가능성이 0.7이라 한다면, A가 B보다 클 가능성이 0.3이라 목표치를 세워 학습을 한다. 하지만 101개의 데이터 모두를 사용자에게 물어 보는 게 가장 좋은 방법이 되겠지만, 101개의 데이터 모두를 사용자에게 물어 본다는 것은 무리이다.

따라서 본 논문에서는 101개의 데이터에 대해 그룹핑으로 질문 데이터 수를 줄였다. 그룹핑은 이미 사전에 제안된 퍼지값의 비교방법을 이용하였다. 어떤 퍼지값 비교방법을 f라 하면 $f(A,B)$ 는 A가 B보다 방법 f에 의해서 선호되는 정도라 하자. 이때 위의 101가지 경우에 대해서 f를 적용하여 각 경우를 $f(A,B)$ 에 따라서 그룹핑하였다. 본 논문에서 사용한 것은 Yager의 무게중심법이다[6]. Yager의 무게중심법은 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$F(A) = \frac{\int g(x) \mu_A(x) dx}{\int \mu_A(x) dx}$$

여기서 A는 퍼지값을 나타내고, $g(x)$ 는 x값의 중요도의 크기를 나타낸다. 각 퍼지값에 대한 무게중심을 F(A)와 F(B)라 할때, A가 B보다 클 정도에 대해 $F(A)/(F(A)+F(B))$ 의 수식을 통해 같은 값들끼리 그룹핑을 지었다.

101개에 대해 그룹핑 된 수는 총 26개가 있었다.

따라서 사용자에게는 26개에 대한 자료로만 질문을 하고, 사용자로부터 얻은 값으로 나머지 75개의 값을 유추한 뒤, 인공신경망에 학습을 하면, 사용자에 대한 모델이 생성된다.

4. 실험 및 예제

다음은 위에서 제안한 방법을 통해 그림 6과 같은 애매한 경우에 사용자에 어떻게 적용되었는지 살펴본다. 그림 6에서와 같이 퍼지값 3개를 각 사용자별로 생성된 모델을 통해 추론을 하였다. 사용한 인공신경망의 환경은 히든층의 노드수는 14개와 최대 오차율은 1.0으로 학습을 하였다.

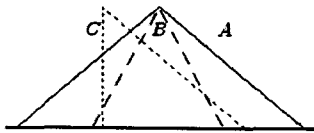


그림 6 퍼지값 A=(0.0,0.5,1.0) B=(0.3,0.5,0.7) C=(0.35,0.35,0.78)

5. 결론 및 향후 연구방안

본 논문에서는 사용자의 의사를 토대로 학습을 하여, 사용자에 맞는 모델을 산출하는 방법을 제안 하였다. 사용자는 제시된 데이터로부터 자기가 원하는 퍼지값에 어느 정도 선호하는지를 표현하면 된다. 사용자로부터 얻은 정보는 신경망을 통해 사용자에 맞는 모델을 생성하게 된다.

이렇게 생성된 모델은 두 퍼지값이 겹치는 애매한 상황을 사용자에 맞게 추론하여 제공할 것이다. 즉, 개개인의 맞는 서비스를 개별적으로 제공할 수 있을 것이다. 이 논문은 특정 응용기술이라기 보다는, 여러 분야에 널리 사용될 수 있는 기초 기술적 성격이 강하므로, 이를 바탕으로 하는 여러 가지 응용연구나, 특히 사용자와 상호교류가 많은 응용분야에 이 제안이 적용한다면, 사용자 중심적인 정보 환경의 구축에 좋은 결과가 예상된다.

향후 연구로는 사용자에 주어질 데이터의 일반화된 그룹핑방법과 생성된 모델이 사용자의 의사를 잘 반영하였는지 검증하는 연구가 필요 할 것이다.

참고문헌

[1] K.P. Yoon, "A probabilistic approach to rank complex fuzzy numbers," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.80, pp.167-176, 1996.
 [2] H. Lee-Kwang, J.H. Lee, "A method for ranking fuzzy numbers and its application to decision making," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol.7, pp.677-685, 1999.
 [3] C.-H. Cheng, "A new approach for ranking fuzzy nubers by distance method," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.95, pp.307-317, 1998.
 [4] MILab Homepage : http://www.milab.co.kr/sub_special_ann2_3.htm, 2001.
 [5] Dan W. Patterson, *Artificial Neural Network theory and applications*, Printice Hall, pp.141-155, 1995.
 [6] R.R. Yager, "A procedure for ordering fuzzy subsets of the unit interval," *Information Science*, vol.24, pp.141-161, 1981.

입력번호	a1	a2	a3	b1	b2	b3	user1	user2
1	0	0.2	0.4	0	0.2	1	0.3	0.35
2	0	0.2	0.4	0	0.4	1	0.25	0.15
3	0	0.2	0.4	0	0.6	1	0.25	0.15
4	0	0.2	0.4	0	0.8	1	0.2	0.12
5	0	0.2	0.4	0.2	0.4	1	0.25	0.15
6	0	0.2	0.4	0.2	0.6	1	0.2	0.12
7	0	0.2	0.4	0.2	0.8	1	0.15	0.1
8	0	0.2	0.6	0	0.2	1	0.35	0.47
9	0	0.2	0.6	0	0.4	1	0.3	0.4
10	0	0.2	0.6	0	0.6	1	0.3	0.35
...
91	0	0.4	1	0.2	0.4	0.8	0.6	0.52
92	0	0.4	1	0.2	0.6	0.8	0.55	0.49
93	0	0.4	1	0.4	0.6	0.8	0.4	0.49
94	0	0.6	1	0.2	0.4	0.6	0.75	0.7
95	0	0.6	1	0.2	0.4	0.8	0.65	0.54
96	0	0.6	1	0.2	0.6	0.8	0.6	0.52
97	0	0.6	1	0.4	0.6	0.8	0.55	0.49
98	0	0.8	1	0.2	0.4	0.6	0.8	0.8
99	0	0.8	1	0.2	0.4	0.8	0.7	0.6
100	0	0.8	1	0.2	0.6	0.8	0.65	0.54
101	0	0.8	1	0.4	0.6	0.8	0.6	0.52

그림 7 사용자로부터 얻은 학습데이터

그림 7에서 a1-b3은 두 퍼지값의 각 꼭지점, 사용자1과 사용자2는 각 겹치는 경우에 A가 어느정도 선호하는지에 대한 값이다. 이 학습데이터를 통해 생성된 모델에 그림 6의 예제를 적용하였을 때 결과는 다음과 같이 나왔다.

	A > B	A > C
사용자 1	0.474	0.626
사용자 2	0.799	0.820
무계중심법	0.288	0.5

표 1 각 사용자의 A, B, C의 비교