

퍼지신경회로망을 이용한 동적 학습내용 기반 적응형 학습시스템의 설계 및 구현

박태오*, 황진* 이배호*
*전남대학교 전자컴퓨터공학과
e-mail:alrex@moiza.chonnam.ac.kr

Design and Implementation for Adaptive Learning System based Dynamic Contents Using Fuzzy Neural Network

Tae-O Park*, Jin Hwang*, Bae-Ho Lee*
*Dept. of Computer Engineering, Chonnam National University

요 약

최근 온라인교육의 필요성이 높아지고 요구 수준이 커짐에 따라 교육 서비스를 제공하는 시스템의 지능화된 처리능력이 필요하다. 퍼지신경회로망은 각각의 가중치(weight)를 갖는 채널로 연결한 망형태의 계산모델이다. 퍼지신경회로망을 학습시스템에 적용하여 학습자의 문항테스트 결과에서 학습과정을 재설정 할 수 있는 출력 값을 생성한다. 적응형 학습시스템은 퍼지신경회로망을 적용하여 개별화된 강의 코스로 학습을 진행하고 결과의 feedback을 통해 학습자의 최적 커리큘럼을 찾아내는 방법을 구현하였다.

1. 서론

최근 이러닝 산업이 급속하게 발전함에 따라 효율적인 LMS시스템과 학습 코스를 정의하는 방법에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 초기 이러닝 시스템은 시스템 제작단계에서 고정된 커리큘럼을 제안하고, 이용자들은 만들어진 틀에 따라서 학습을 해왔다. 이용자들은 개인의 능력차, 원하는 코스 등의 학습요구가 서로 다른 반면 시스템 제공자입장에서는 고정된 서비스만을 제공할 수밖에 없었다. 시간이 지나갈수록 이용자들의 요구도는 증가한다.

하지만 현재 서비스되고 있는 시스템들을 살펴보면 대부분이 단순한 VOD서비스에 다를 바 없는 구조를 가지고 있다. 일부 시스템이 학습자의 능력을 판별하기 위하여 문항 측정방법을 도입하고 있으나 아직은 미비한 현실이다. 오프라인 학습에 버금가는 시스템을 구현하기 위해서는 강의 콘텐츠의 난이도 등급화, 테스트 문항의 분석정보 객체화, 분석정보에 따라 강의 콘텐츠를 선택할 수 있는 기준 등이 필요하다. 본 논문에서는 퍼지 신경회로망의 다층 퍼셉트론(multi-layered perceptron)을 이용하여 시스템 자체에서 학습자의 수준에 맞는 강의 콘텐츠를 선택 할 수 있는 방법에 대하여 제안한다.

2. 관련 연구

퍼지개념은 실세계의 부정확하고, 애매한 정보를 효과적으로 다루고 그 결과를 이용해 합리적인 결정과 추론을

할 수 있다는 장점을 가지고 여러 응용분야에서 연구들이 수행되어 왔다. 그 중에서도 퍼지 개념을 이용한 교수·학습시스템은 각 평가 문제를 난이도에 따라 소속성을 부여한 후 퍼지 함수를 통해 문제 집합을 hard, moderate, easy로 구분한다. 학습자가 문제를 풀이한 후 정답수에 따라 5단계로 수준을 구분하고, 결과에 따라 다음 평가문항의 수준을 결정한다.[1] 이 연구는 반복적인 학습을 통해 학습자가 일정수준에 도달하는데 도움을 준다. 하지만 학습자의 능력을 결정함에 있어 문항의 난이도 값만을 가지고 산출하기 때문에 엄밀한 맞춤형 학습이라고 할 수 없는데 한계가 있다.

다른 방법은 퍼지의 소속성 함수를 이용하여 학습 결과의 수준을 평가하는 방법으로서, 평가 문제의 중요도와 난이도, 복잡도, 시간을 고려하고 있다. 이 연구의 특징은 문제풀이의 시간을 기준으로 문제풀이에 허용된 상한값과 하한값에 비해 실제 문제풀이에 소요된 시간을 비교하여 해결된 평가문제의 소속성을 퍼지함수를 이용하여 구한다.[2] 그러나 학습자가 진행하고 있는 학습내용의 수준을 고려하지 않고 평가문제가 일괄적으로 제공되기 때문에 학습자의 능력을 구분하기가 어렵다.

3. 제안시스템

질의/응답 정보만을 가진 기존의 온라인 테스트 문항들은 학습자의 능력을 테스트만으로 알아낼 수 있는 방법의 제공이 어려웠다. 서비스를 제공하기에는 그 범위가 너무

나도 방대하기 때문에 서비스를 위한 준비과정이 너무나도 복잡하고 강의를 제공하는 교수자가 주는 정보를 서비스를 제공하는 측에서 재가공 해야 하기 때문에 교육적인 지식을 가진 자와 기술적인 지식을 가진 자 사이의 시스템을 바라보는 시각적 차이가 형성될 수밖에 없었다. 본 논문에서는 퍼지신경회로망을 학습시스템에 적용하여 시스템 자체적으로 학습자의 학습능력을 분석하고 최적 학습코스를 찾는 방법에 대하여 제안한다.

3.1 퍼지신경회로망

퍼지신경회로망이란 퍼지이론과 신경회로망 이론을 어떤 형태로든 함께 사용하여 보다 나은 성능을 갖는 시스템을 만들려는 모든 이론과 방법론을 일컫는 말로 사용한다. 여기서는 퍼지추론 규칙의 조건부분의 퍼지 변수와 입력간의 Min연산은 뉴런의 입력과 연결선에 부여된 가중치의 곱셈 연산에 대응된다는 점을 이용한다.

신경회로망의 기본 구성요소인 뉴런은 그림 1과 같은 구조를 갖는 처리기이다.

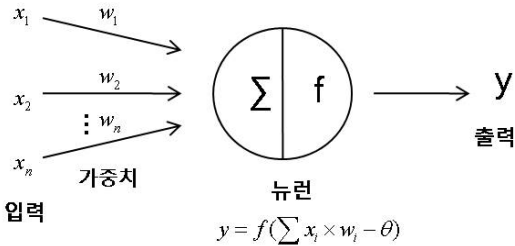


그림 1. 전형적인 뉴런의 구조

그림 1의 뉴런은 입력과 각 입력에 대응하는 가중치를 곱하여 합한 값($\sum x_i \times w_i$)에 대해 비선형(nonlinear) 함수 f를 적용한 값을 출력한다. 여기에서 θ 는 뉴런 자체의 역치(threshold)또는 바이어스(bias)로서 $\sum x_i \times w_i$ 이 역치 보다 작을 때는 뉴런이 활성화 되지 않도록 하는 역할을 한다.

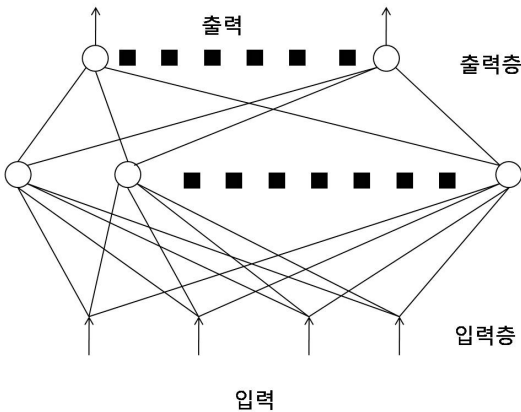


그림 2. MLP : 다층 퍼셉트론(전진형)

그림 2는 은닉층이 한개인 MLP를 보여주고 있다. 동그

라미는 뉴런을 나타내고, 동그라미를 연결하는 연결선은 데이터 통로를 나타낸다. 그리고 연결선에는 가중치가 부여되어 있다.

MLP (Multi-Layered Perceptron)는 입력층과 출력층 뿐만 아니라 출력층과 입력층 사이에 한개 이상의 은닉층(hidden layer)이 존재하는 sigmoid 함수를 전달 함수로 사용하는 신경회로망이다. 보통 사용되는 sigmoid함수는 $f(s) = \frac{1}{1+e^{-s}}$ 이다.

3.2 퍼지 신경망이 적용된 학습시스템

학습시스템을 구축함에 있어 실제로 발생하는 학습영역의 선별 우선순위를 정의하기 위해 학습자의 입력을 판단할 필요가 있다. 판단의 정보는 문항아이템의 피드백을 이용하여 얻을 수 있다. 문항아이템은 질의/선택 정보 이외에 문항의 난이도, 변별도, 정답률, 오답률, 관계영역, 관계영역의 가중치 값을 가진다. 영역의 선택은 관계영역과, 가중치 값의 분석을 통하여 정의될 수 있고 정의된 영역은 개인의 능력 값에 따라 난이도별 상, 중, 하로 나눌 수 있다. 퍼지이론을 학습시스템에 적용하기 위한 알고리즘은 다음의 단계를 따른다.

- 1) 학습자들의 평균에 가까운 학습 코스를 참여하여 학습을 마친다.
- 2) 각 단계에 해당하는 보편적인 문항을 이용해 테스트를 한다.
- 3) 시스템을 통해 학습자의 성향 및 학습능력을 분석한다.
- 4) 재 정의된 학습코스로 재학습을 실시한다.

<표 1> 영역 진행시 제시되는 문항데이터의 예

문항	난이도	I		II		III		IV	
		영역	가중치	영역	가중치	영역	가중치	영역	가중치
1	0.2	①	0.1	⑤	0.1	③	0.7	④	0.1
2	0.5	②	0.2	⑥	0.2	①	0.1	③	0.5
3	0.7	③	0.4	⑦	0.2	④	0.2	⑧	0.2
4	0.65	④	0.1	⑧	0.2	③	0.5	⑤	0.2
5	0.4	③	0.6	⑥	0.2	④	0.1	⑤	0.1

1, 2, 4단계는 보편적인 LMS시스템의 구조를 따른다. 하지만 3단계는 <표1>에 명시한 문항의 세부정보를 해석한다. 총 5개의 문항을 연속적으로 풀어나갈 때 각 영역의 가중치 값에 따라 영역의 결과 값이 계산된다. 결과 값의 계산하는 과정을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$x = \sum_i^n W_i \times D_i \times T \tag{1}$$

W는 0~1사이의 가중치 값이고, T는 해당 문항이 정답 처리 되었는지 오답처리 되었는지를 판별하는 값으로 1과 -1의 값을 가진다. 반복적인 테스트를 통해 x값은 누적 값이 되고 x의 크기에 따라 퍼지추론을 통해 영역을 선별

한다.

학습 목표의 중요도, 각 영역사이의 관련도, 학습영역의 난이도에 따른 각 항목의 수준별 집합을 구성하는데 이 집합은 퍼지집합으로 하고 각각의 소속성 함수에 의해 정의된다.[3]

일반 대집합 U에서 퍼지 집합 F는 다음과 같은 소속성 함수에 의하여 정의된다.

$$\mu_F : U \rightarrow [0,1]$$

여기서 $\mu \in U$ 일 때 $\mu_F(u)$ 는 퍼지집합 F에서 u의 소속성 정도를 표시한다.

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1/(1+((c_i-x)/k)^2), & x \leq c_i \\ 1, & x > c_i \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $i \in \{\text{최우수, 우수, 보통, 기초}\}$

함수에서 k와 c_i 는 전문가에 의해 입력된다.

4. 구현

문항아이템은 articulate 2007을 사용하여 제작하였다.. articulate 2007은 문항아이템 제작 단계에서 질의, 정답, 해설을 플래쉬 파일의 형태로 묶어주므로 문항아이템의 제작에 있어 효율성을 높여준다. 그리고 이미지 형태의 파일을 첨부 할 수 있으므로 문항 보조자료의 활용이 가능하다. 또한 객관식 문항의 경우 자동적으로 선택항목의 위치를 바꿔주기 때문에 비교적 소규모의 문제은행에서도 효율성을 발휘한다. 시스템 구현에 사용되는 데이터베이스는 MS-SQL 2005 EXPRESS version 이다.

데이터베이스의 주요구조는 <표 2>, <표 3>과 같다.

<표 2>question Table

field	data type	script	example
usercode	char	사용자 id	~
subject	char	과목명	수학
wide_section	char	대분류	행렬
small_section	char	소분류	역행렬
discrimination	double	변별도	0.2
difference	double	난이도	0.4
question	binary	문항정보	~
attribute1	char	1영역	역행렬
attribute_val1	int	1영역 값	0.5
attribute2	char	2영역	연립방정식
attribute_val2	int	2영역값	0.3
attribute3	char	3영역	사칙연산
attribute_val3	int	3영역값	0.1
attribute4	char	4영역	분수의 정의
attribute_val4	int	4영역값	0.1
call-value	int	호출회수	~
right_count	int	정답회수	~

<표 3>ability Table

field	data type	script	example
userid	char	사용자 id	~
subject	char	과목명	수학
wide_section	char	대분류	행렬
small_section	char	소분류	역행렬
value	double	ability	0.245847

시스템의 동작 단계는 그림3과 같다.

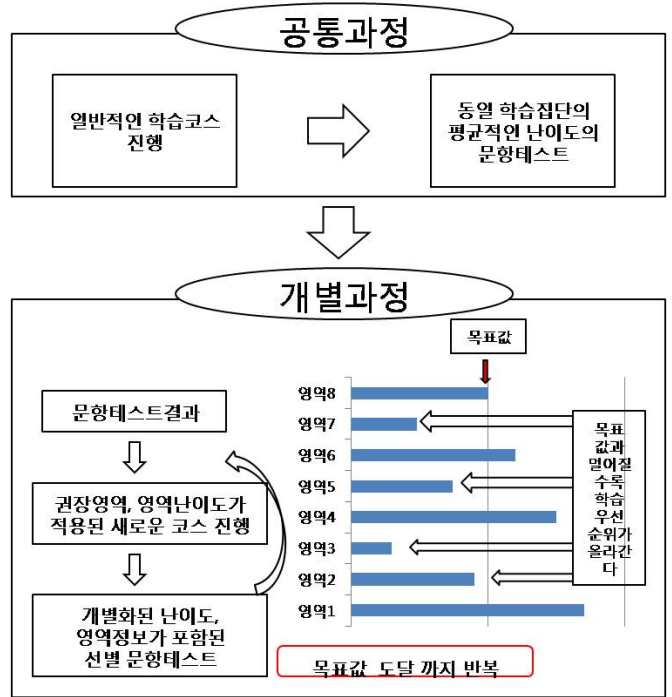


그림 3. 시스템 동작단계

5. 결론

본 논문에서 제안한 방법을 사용한다면 전용툴을 사용해서 강의를 제작한 교수자가 스스로 웹에 서비스 가능하도록 게시할 수 있고, 자신의 강의가 학생들에게 어떤 효율성 향상을 가져오는지 분석이 가능하다. 본 논문에서 언급되지 않은 오차에 대하여 수학적 접근을 통한 연구가 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] T. Vasileva, V. Trajkovic, D. Davcev, "Experimental Data about Knowledge Evaluation in a Distance Learning System", In the Proc. of IFSA/NAFIPS, pp.791-796, 2001
- [2] S. Weon, J. Kim, "Learning Achievement Evaluation Strategy using Fuzzy Membership Function." In the Proc. of 31th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, pp.19-24, 2001
- [3] 최숙영외 2인, "문항반응이론에 의한 컴퓨터 적응적 평가와 동적 학습내용 구성에 기반한 적응형 교수 시스템", 정보과학회논문지, 제32권 제 5호, pp.438-448, 2005