

쌍방향 방식을 이용한 가상대학 연구

홍 유 식*

A Study on the Virtual University using Full Duplex Method

You-Sik Hong*

요 약

강사가 강의실에서 누가 강의를 이해했는지 이해를 못했는지를 아는 것은 매우 어렵다. 그러므로 본 논문에서는 쌍방향 방식을 이용해서 학생 점수 평가 알고리즘을 제안한다. 뿐만 아니라, 퍼지 규칙 및 신경망을 이용한 전 방향 방식이 시험에서 어떤 문제를 이해 못했는지를 말해 줄 수 있음을 확인하였다. 컴퓨터 모의실험결과 쌍방향 가상 수업시스템이 이해하지 못한 학생을 고려하지 않은 기존의 단 방향 가상 수업 시스템 보다 훨씬 효과적인 것을 입증하였다.

Abstract

It is very difficult for the teacher to know who understands the lecture or not in the classroom. Therefore, in this paper, it proposed the algorithm of student score evaluation algorithm using full duplex method. Moreover, it confirms that full duplex method using fuzzy rules and neural network can tell where misunderstanding of the problems in the test. The computer simulation results shows that the full duplex virtual learning system has been proven to be much more efficient than one way traditional method which unfortunately does not consider the students understanding.

▶ Keyword : Cyber university, Fuzzy, Neural network, Item difficulty

• 제1저자 : 홍 유식

• 접수일 : 2006.02.28, 심사완료일 : 2006.05.23

* 상지대학교 컴퓨터정보공학부 교수

* 본 논문은 2004년도 상지대학교 교내 연구비로 수행되었습니다.

I. 서론

병원에서는 피 한 방울로 환자의 병명을 진단할 수 있게 되었다. 뿐만 아니라, 같은 병명이라도 환자의 연령이나, 성별, 체중, 신장에 따라서 약 처방법이 달라진다. 왜냐하면, 똑 같은 병에 걸렸어도 나이가 많은 노인과 어린이는 약 처방이 1일 1회 1캡슐이지만, 반면에 20대의 청년처럼 건강한 경우에는 약 처방이 1일 2회 1-2 캡슐로 약간 많은 편이다. 이러한 병원의 환자 진료처럼, 학교에서도 60점이 넘는 학생에게는 합격을 시키고, 60점미만인 경우에는 불합격을 시키면, 일단 수준별 학습을 위한 기본 단계는 만족을 시키지만 60점 이상으로 합격을 한 상위권학생도 강의의 난이도 조절을 할 필요가 생긴다. 왜냐하면 비록 60점 이상을 부여받아서 똑같이 합격은 했지만, 85점 이상의 수학을 잘하는 학생과 그렇지 못한 학생은 같은 강의실에서 선생님이 강의하는 내용을 알아듣는 수준이 틀리기 때문이다[1]. 그러므로 수학점수가 60점인 학생에게는 다음 과정의 Lesson으로 넘어 갈 때에 수준이 낮은 문제로 학습을 하고, 수학 점수가 80점 이상인 학생에게는 다음 과정의 Lesson으로 넘어 갈 때에 수준이 높은 문제로 학습을 해야만 한다. 그러므로 이러한 문제점을 해결하기 위해서 퍼지 규칙을 이용해서 성적 평가를 보다 객관적으로 하는 연구가 이루어지고 있다[2-3]. 쌍방향 학습이 필요한 이유는 다음과 같다. 첫 번째로, 기존의 학교에서는 강의 내용을 80% 이상 이해하는 학생과, 강의내용을 30% 정도 미만 이해하는 학생이 한 강의실에서 교사의 똑같은 강의를 같이 듣고 있는 실정이다. 그러므로 학습 효율은 많이 떨어질 수밖에 없다. 다시 말해서, 강의를 80% 이상 이해하는 학생은 강의의 내용이 너무 쉽기 때문에 학생한테, 오히려 큰 도움이 안 되고 강의를 30% 미만 이해하는 학생은 강의를 전혀 이해를 못해서 시간 낭비가 되는 결과를 초래하게 된다. 이러한 문제점을 개선하기 위해서, 중학교 및 고등학교에서는 우열반을 대신하여, 수준별 학습을 실행하고 있다. 수준별 학습이란 말 그대로 강의시간에 학생이 자기 수준에 맞게끔 학습을 하도록 하는 것이다. 뿐만 아니라, 우리나라에서는 기사자격증 시험 및 수능시험 입사시험 등이 많이 있지만 시험난이도에 따라서 어떤 경우에는 합격자가 많은 경우도

생기고 적게 생길 수 있는 문제점이 있다. 기존의 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서, 문항분석 및 문항난이도를 이용하여 시험 난이도에 따른 학생의 진 점수를 산출하는 방법을 사용하였다. [4-5]. 본 논문에서는, 수준별 학습을 위해서 강의실을 이동할 필요 없이 가상대학 강좌에서는 학생이 점수에 근거한 수준별 학습 평가방식 알고리즘 및 모의 실험결과를 개발하였다. 두 번째로, 시험문제의 상대적 난이도의 차이는 심각한 결과를 초래할 수 있다. 예컨대 대학의 본 고사 제2외국어 선택에서 학생 A가 독어를 선택하고 학생 B는 불어를 선택하였는데 독어가 평균 80점 정도로 쉬웠던 반면 불어가 평균 60점 정도로 어려웠다면 A와 B가 설혹 동일하게 70점을 받았더라도 B가 상대적으로 불이익을 당했음을 알 수 있다. 이를 위해서 사후적으로 시험 차등화(Test Equating) 즉, 표준 점수제라는 통계적 보정 방법을 사용하거나 문제의 난이도를 조정하는 연구가 활발하게 움직이고 있다[5-8]. 다시 말해서 가상대학에서는 국어과목을 90점을 취득한 학생이, 일반대학의 국어 과목에서는 70점을 취득했다면, 과연 이러한 학생의 진짜 국어 성적은 몇 점 인지를 분석하여, 그 학생의 정확한 점수를 환산해야지만 상대적 난이도의 차이로 인한 불이익을 막을 수 있기 때문이다[9-14]. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 2장에서는 문항난이도에 의한 변별력을 평가하여 각 문제의 문항 변별도를 분석한다. 3장에서는 개인별 능력 학습을 알아보고, 4장에서는 쌍방향방식을 이용한 난이도별 문항수의 결정을 이용한 알고리즘과 모의실험결과를 제시하고 5장에서는 결론을 제시한다.

II. 문항난이도

1장에서 살펴본 이러한 문제점을 해결하기 위해서 문항난이도를 측정하는 방법은 다음과 같다. 전통적 방식으로 교실 수업을 위주로 가르쳐온 일반대학이 정보통신기술을 도입하여 전 과정을 가상공간에서 제공하는 형태로, 문항난이도(item difficulty)는 문항의 쉽고 어려운 정도를 나타내는 지수로서, 총 피험자 중 정답을 맞힌 피험자의 비율, 즉 확률이 된다. 영문을 그대로 직역하여 문항 곤란도라고 표현하기도 하고, 일부 미국 학자들도 지수가 높을수록 문항이 쉽다는 것을 의미하므로 Item easiness로 표현하여야

한다고 주장하고 있다. 그러나 오랜 세월 Item difficulty로 사용하였고 의미상 문항의 쉽고 어려운 정도를 나타내므로 문항난이도로 번역하는 것이 바람직하다. 문항난이도를 계산하는 공식은 다음과 같다.

$$P = \frac{R}{N} \times 100 \dots\dots\dots (1)$$

N : 총 피험자 수
R : 문항의 답을 맞힌 피험자 수

200명의 피험자에게 5문항으로 구성된 검사를 실시하여 얻은 응답 자료와 그에 따른 각 문항난이도는 표 1과 같다.

표 1 문항난이도 추정
Table 1 1 Deduction of item difficulty

문항	N	R	P
①	200	10	.05
②	200	80	.4
③	200	50	.25
④	200	180	.9
⑤	200	100	.5

가장 어려운 문항은 ①번 문항으로 200명의 피험자 중 10명이 문항의 답을 맞혔으므로 문항난이도는 .05이다. 가장 쉬운 문항은 ④번 문항으로 200명의 피험자 중 180명이 문항의 답을 맞혔으므로 문항난이도는 0.9이다. 문항난이도에 의하여 문항을 평가하는 절대적 기준은 없으나 30미만이면 매우 어려운 문항., 30이상에서 80미만이면 적절한 문항, 그리고 80이상이면 매우 쉬운 문항이라 평가하였으며, 문항난이도에 따른 평가기준을 표 2와 같이 제시하였다.

표2 문항난이도에 의한 문항평가
Table 2 Item evaluation for item difficulty

문항난이도	문항평가
.25이하	어려운 문항
.25-.75	적절한 문항
.75이상	쉬운 문항

문항변별도 지수를 구하기위해서, 상위 집단과 하위 집단을 구분하여 변별도 지수를 산출하는 방법은 정확성이 떨어지는 단점이 있다 수식 1에서는 시험문제 에서 총점이 낮은 학생과 높은 학생을 구분해 줄 수 있는 변별력을 산출하

는 과정을 설명 하고 있다. 예를 들어서, 어떤 문항에서 총점이 높은 학생들은 대부분 맞게 응답하였고 총점이 낮은 학생들은 틀리게 답하였다면 그 문항은 변별력이 높다. 반면에 문제가 너무 쉬워서 총점이 높은 학생이나 낮은 학생 모두 정답을 했다면 그 문항은 변별력이 낮고, 문제가 너무 어려워 총점이 높은 학생과 낮은 학생 모두 오답을 했다면 그 문항도 역시 변별력이 낮다고 볼 수 있다. 그러므로 문항변별도 지수를 가장 정확하게 계산하는 방법은 상관계수를 산출하는 방법이다. 문항변별도의 정의에 따라 검사의 총점이 높은 학생은 어떤 문항에서 높은 점수를 보이는 경향이 강하다면, 즉 두 가지 점수간의 상관계수가 높으면 그 문항의 변별도가 높은 것으로 본다. 양분상관계수를 구하는 공식은 다음과 같다.

$$r_{bis} = \frac{M_R - M_W}{S_t} \times \frac{P(1-P)}{Y} \dots\dots\dots (2)$$

M_R : 정답반응 학생들의 득점 평균 값

M_W : 오답반응 학생들의 득점 평균 값

S_t : 전체 점수분포의 표준편차

P : 전체 학생의 정답률

Y : 정규분포곡선에서 P(정답 부분)와 1-P(오답부분)을 나누는 Z점에 상응하는 종축치

III. 개인별 능력학습

학점에 영향을 미치는 요인은 재적상태, 입학일, 나이, 졸업여부, 성별, 이수학점 변인들이다. 이 변인들 중, '재적상태'변인은 학점과 가장 깊은 상관관계를 가진다. 즉, 학점이 안 좋은 학생들은 다음 학기에 자퇴를 하거나 미등록제적을 당할 가능성이 높으며 이 결과는 통계적으로 유의미(significant)하다. 그 다음으로 깊은 상관관계를 가지는 변인은 이수학점이다. 즉, 이수학점이 많으면 많을수록(학점을 많이 신청할수록) 좋은 학점을 받을 가능성이 높다. 또한 고학년일수록, 나이가 많으면 많을수록, 전적학교에서 중퇴

한 학생들보다 한 학교에서 연속으로 공부한 학생이 일수록, 좋은 학점을 받을 가능성이 많다. 어려운 문제를 풀 수 있는 능력을 가진 사람은 하위 쉬운 난이도의 문제를 모두 풀 수 있다고 가정한다. 현재 예에서 출제되는 문제에서 난이도 10%에 해당되는 인원은 20명 중 2명이다. 어려운 문제를 풀 수 있는 10% 해당 인원은 하위 쉬운 문제를 다 풀 수 있다고 가정하므로 100점으로 예상하고 다음 난이도에서 해당인원과 배점을 줄여나가면서 0점 또는 마지막 점수까지 계산을 한다.

표 3 난이도와 문항수 관계
Table3 Relationship of item difficulty and number of item

단계	0	1	2	3	4	5
난이도	10%	30%	40%	50%	70%	90%
문항수	1	3	2	3	4	3

표 4 난이도와 문항수를 이용한 점수계산
Table 4 Calculation of score using item difficulty and number of item

단계	난이도 (%)	출제된 문 제수	출제된 문제의 점수	난이도에 따른 득점자	총 정답자수 (%)	총 오답자수 (%)
0	10	1	10	2	20	80
1	30	3	30	6	75	25
2	40	2	20	8	82	18
3	50	3	30	10	89	11
4	70	4	40	14	95	5
5	90	3	30	18	34	66

표 3에서는 난이도를 이용하여 점수분포를 알아내고 점수분포에 따른 인원수를 알아보았다. 이와는 반대로, 표 4에서 처럼, 점수분포와 인원수를 통하여 해당 난이도와 문항수를 알아볼 수 있다. 난이도에서 비율은 득점자수가 차지하는 비율이므로 득점자수에 따라 난이도가 결정되며 점수분포에서의 각 점수에 의하여 문항수를 알아낼 수 있다.

온라인 평가에서 본인여부를 판단할 수 있는가 하는 문제는 가상교육시스템의 평가 영역에서 가장 큰 문제라 볼 수 있다. 사이버 학습 평가 방법은 다음과 같다.

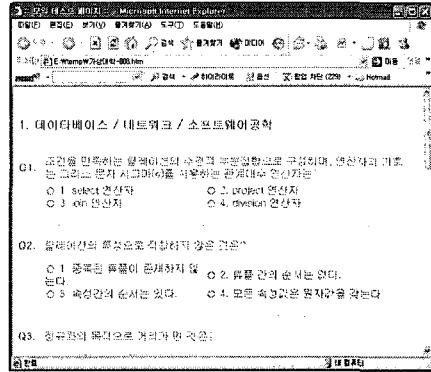


그림 1 문항난이도를 고려한 on line test
Fig. 1 On line test using item difficulty

그림 1은 문항난이도를 고려한 문제를 보여 주고 있다. 학생은 강의의 이해도를 알기위해서 주어진 문제를 다 풀고 나면, 그림 2처럼 점수와 어떤 부분이 취약한 지를 보다 자세하게 설명해 준다.

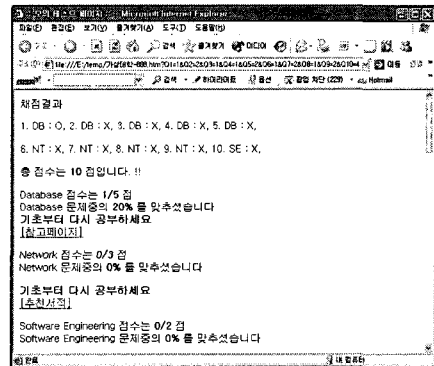


그림 2 쌍방향 학습 테스트 결과 - A
Fig 2. Test result for full duplex learning -A

Virtual University : E-Learning Test			
Course Name : CS302Multimedia		Processor Name : Alice	
E-mail : yshong@sungil.ac.kr		Tel : 033-742-1121	
[Submit]		[Rewrite]	
student1	student2	student3	student4
High	medium	low	High
student5	student6	student7	student8
High	medium	High	High
student9	student10	student11	student12
medium	High	medium	High
student13	student14	student15	student16
High	High	High	medium
student17	student18	student19	student20
High	low	medium	High
Total Students :: 20			
Understanded :: high : 10 medium : 6 low : 4			
Current Date : 2003-05-09 Current Time : 21:30:08.34			

그림 3 쌍방향 학습 테스트 결과 B
Fig. 3 Test result for full duplex learning -B

그림 3은 학생들의 최종점수 및 이해도를 판단하여 결과를 교사용 컴퓨터에게 보여 주는 과정을 나타내고 있다. 그러므로 교사는 학습단원이 끝날 때 마다, 학생들의 점수 및 이해도를 정확하게 알 수 있기 때문에, 이해가 떨어지는 학생에게는 복습을 하는 문제를 개별적으로 가르칠 수 있고, 이해를 많이한 학생은 난이도가 보다 높은 문제를 공부할 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서는 신경망 및 퍼지 전문가시스템을 이용하여 수준별 학습결과 시뮬레이션 결과를 제시한다. 본 논문에 사용된 수요예측과정은 다음과 같으며, X축에는 시간, Y축에는 변수의 값(과거 데이터 값)을 의미한다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \varepsilon \dots\dots (3)$$

- 단, Y : 난이도를 고려한 최종점수
- X₁ : 종속변수에 영향을 주는 요인1
- X₂ : 종속변수에 영향을 주는 요인2
- X₃ : 종속변수에 영향을 주는 요인3
- X₄ : 종속변수에 영향을 주는 요인4
- X₅ : 종속변수에 영향을 주는 요인5

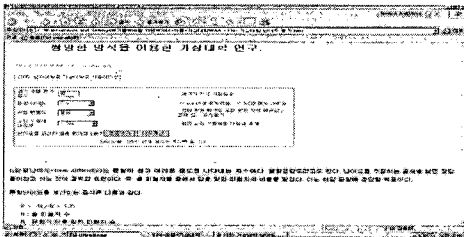


그림 4 난이도를 고려한 최종 결과
Fig. 4 Final result considering of item difficulty

그림 4에서는 쌍방향 학습방식으로 매 단원이 끝날 때 마다 학생의 시험결과를 난이도를 고려한 최종 성적을 고려하여 교사용 컴퓨터에 전달됨 으로서, 학생 중에서, 어떤 학생이 어떤 부분을 이해를 못했는지를 실시간으로 강의시간에 알 수 있는 기능을 보여주고 있다.

표 5. 신경망 입력 조건
Table 5. Input data for neural network

신경망 초기 입력 조건		
1. 과거 1개월 치 학습자 시험점수	small	Big
2. 시험문제 오답률	small	Big
3. 시험문제 정답률	Big	Small
4. 시험문제 난이도	Big	Small
5. 과거 1개월 치 학습자 태도/출석	Small	Big

[Step 1] 초기화
과거 1개월 치 학습자 시험점수, 오답률, 출석율, 학습태도, 정답율을 신경망 입력 데이터에 입력한다..

[Step 2] 실 데이터에 의한 학습
주어진 입력데이터 5개 값을 사용하여 최종 산출점수 네트워크를 학습시킨다. 이는 전 방향 연산(단계3) 과정과 역방향 에러 전파(단계4) 과정의 반복적인 적용을 의미한다.

[Step 3] 전 방향 연산
입력벡터를 네트워크에 투입하고 각 계층의 뉴런 값은 입력 층에서 은닉 층을 거쳐 출력 층으로 전 방향으로 진행한다.

[Step 4] 역방향 에러 전파
학습에 사용된 전체 데이터 셋에 반응하는 네트워크의 총 오차를 감소시키기 위해 gradient descent 방식에 의해 출력 층에 따라 local gradient를 다음과 같이 구한다.

$$\delta_j^{(L)} = e_j^{(L)} o_j [1 - o_j]$$

출력 층의 뉴런일 경우

$$\delta_j^{(l)} = y_j^{(l)} [1 - y_j^{(l)}] \sum_k \delta_k^{(l+1)} w_{kj}^{(l+1)}$$

은닉 층의 뉴런일 경우

$$w_{jk}^{(l)}(n+1) = w_{jk}^{(l)}(n) + \eta \delta_j^{(l)}(n) y_k^{(l-1)}(n) + \alpha [w_{jk}^{(l)}(n) - w_{jk}^{(l)}(n-1)]$$

따라서, n+1 번째의 반복시점에 적용되는 각 계층 간의 연결 가중치는 이전의 반복시점(n번째, n-1번째)의 연결가중치에 대해 다음과 같이 갱신된다.

여기에서, η 는 학습율, α 는 모멘텀(momentum) 계수이며 3번째 항은 모멘텀으로서 방향에 따른 속도를 조절한다.

[Step 5] 학습종료조건
네트워크에 대한 학습의 종료는 데이터 셋에 대한 오차가 적절한 수준에 다르거나, 또는 네트워크의 해당 파라미터들이 안정되는 시점으로 결정한다.

표 5는 예측하기 위한 5가지 서로 다른 조건을 입력 하였을 때 예측하는 과정을 나타내고 있다. 그림5는 신경망 구조를 설명하고 있다.

- ① 신경망을 이용하여 10개의 서로 다른 조건 테스트 데이터를 학습시킨다.
- ② 10개의 테스트 데이터에 대하여 예측을 한 뒤 테스트 데이터와 예측 데이터의 오차를 계산한다.

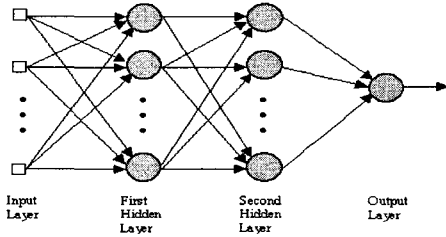


그림 5 신경망 구조
Fig. 5 Structure of neural network

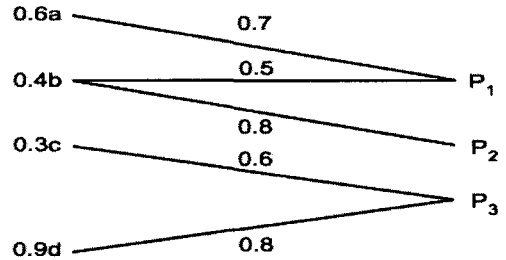


그림 6. 퍼지 규칙을 이용한 최종 점수 산출
Fig 6. Calculation of final score using Fuzzy rule

IV. 쌍방향 학습을 위한 퍼지 알고리즘

퍼지 관계 (fuzzy relation) 는 수학에서 통상적으로 사용하는 관계 (relation) 라는 개념을 퍼지 화 (fuzzification) 한 것이다. 예를 들면 'X 와 Y 가 매우 닮았다' 든가, 'X 가 Y 보다 적극적이다' 라는 관계는 퍼지 관계가 된다. 퍼지 관계는 퍼지 추론에서 퍼지 조건 문을 표현하는 중요한 방법이 된다.

그림 6에서는 만약 a, b, c, d 4명의 학생이 시험점수를 표현 하고 있다. 0.8-1.0 으로 표시하고 시험점수가 80 점에서 100점으로 상위권학생을 의미하고, 중위권 학생은 50점에서 70점으로 0.5-0.7로 표시할 수 있다. 마지막으로 하위권 학생은 40점미만 으로 0.1에서 0.4로 표시할 수 있다. 여기서, P₁, P₂, P₃ 는 난이도를 고려한 최종성적점수를 표시하고 있다 여기서, 여기서 연결선에 표시된 숫자는 난이도 및 학생 학습상태 조건을 의미한다.

그러므로 똑같은 90점을 취득한 학생이라도 시험 난이도가 높거나(0.8) 낮은 경우(0.6) 에는 난이도를 고려한 학생의 최종점수가 환산 되어서, 1 장 및 2 장에서 문제점을 제기한 것을 보완 할 수 있도록 하였다.

강의를 똑같이 들은 학생이라도 학생들의 수준에 따라서 강의를 이해한 정도가 80%이상인 학생과 50 % 미만을 이해한 학생들로 나누어 질 수 있다. 강의시간에, 어떤 학생이 강의를 얼마만큼 이해했는지를 파악하는 것은 거의 불가능한 일이다. 서로 다른 학습능력을 가진 학생들이 똑 같은 강의를 같이 수강하면, 강의를 이해한, 우수한 학생 위주로 강의가 이루어 질 가능성이 높다. 그러므로, 이러한 문제를 해결하기 위해서는 수준별 이동수업을 선진국과 우리나라에서도 일부 학교에서 이루어지고 있다.

그러나, 이러한 수준별 학습을 하기 위해서는 똑같은 교과서를 가지고는 큰 효과를 얻기 어렵다.

우반 학생에게는 약간 어려운 교과서를 제작하여, 기초적인 내용보다는 심화 학습을 하며, 열반 학생에게는 어려운 내용 대신에, 쉬운 기초문제를 제작하면 더 좋은 효과를 얻을 수 있을 것이다. 그러므로, 진정한 수준별 학습을 하기 위해서는 같은 강사가, 우반 학생과 열반 학생을 같이 가르치는 것 보다는 일대일로 학생의 어려운 점을 알 수 있도록 전문 강사 2명이 더 효율적으로 가르칠 수 있을 것이다.

본 논문에서는 쌍방향 학습을 이용하여 On Line 학교나, 가상대학교에서, 강사가 학생들의 컴퓨터에 설치된 버튼을 이용해서 다음 단계의 학습으로 진도를 나갈 수 있도록 학생들이 20개의 문제를 풀 후에 난이도를 고려한 개별 점수가, 환산된다. 뿐만 아니라, 60점 이상을 취득했다라도 각 과목의 부분별 이해도 및 점수가 최소를 기록하면, 어떤 부분이 가장 취약하다는 것을 학생에게 가르쳐 줄 수 있는 기능을 추가하였다. 표 6은 쌍방향학습을 고려한 최종 점수 산출 과정을 설명하고 있다.

표 6. 쌍방향학습을 고려한 최종 점수 산출
Table 6 Calculation of final score using full duplex learning

문제수	내용	점수	상위 집단 점수	학생 점수	성적 오름세	최종 판단
Q1-Q3	운영체제 메모리관리	12	12	8	중	Pass
Q4-Q6	운영체제 Dead Lock	12	8	8	상	Pass
Q7	운영체제 CPU 관리	4	4	4	중	Pass
Q8-Q10	주기억장치 운영	12	12	0	상	Fail
Q10-Q12	프로세스 스케줄링	12	8	4	중	Pass
Q13-Q15	파일시스템	12	12	4	하	Fail
Q16-Q17	Dead Lock	8	8	0	중	Fail
Q18	Spool	4	4	4	중	Pass
Q19-Q21	인터럽트	12	8	4	상	Pass
Q22-23	가상메모리	8	4	4	중	Pass
Q24-25	Loader	8	8	0	하	Fail

- (RULE 1) IF DPSV IS PB
AND USPC IS PB
THEN OPRG IS BIG
- (RULE 2) IF DPSV IS PB
AND USPC IS NS
THEN OPRG IS MEDIUM
- (RULE 3) IF DPSV IS NS
AND USPC IS NS
THEN OPRG IS SMALL

여기서,
DPSV : 실제점수
USPC : 시험 난이도
OPRG : 난이도를 고려한 성적 (10등급)

```
xy_puts(5,6,"인수분해 기본과정을 이해했습니까 . ");
else xy_puts(5,6,"다음으로 넘어 가십시오.");
xy_puts(5,3,"이차방정식근의 식을이해했습니까? ");
cscanf("%c",&a[2]);
if (a[2]=='Y' || a[2]=='y')
xy_puts(5,6," 이차방정식 근의 조건 2가지를
복습 하십시오 ");
```

```
liver_normal() /*학습 이해도가 정상일때를 표시 */
char buff(4000);
gettext(2,5,79,23,buff);
window(2,5,79,23);
clrscr();
window(1,1,80,25);
box(4,6,77,21,1,0x1b,1);
window(5,7,76,20);
clrscr();
textcolor(15);
xy_puts(5,3," 점검 결과 ");
xy_puts(5,6," 당신은 이 단원을 많이이해하셨습니다. ");
xy_puts(10,14,".....아무키나 누르세요..... ");
getch();
```

표 7은 학습자가 가상대학을 Log in 할 때마다, 최근의 성적이 10점 이상 떨어지면 1차 학습경고를 화면에 알려주며 부족한 과목을 복습할 수 있도록 알려 주는 기능을 설명하고 있다.

표 7. 신경망과 퍼지 규칙을 이용한 합격점수 산출
Table 7 Calculation of passing score using neural network and fuzzy rules

시험 점수	전처리 (신경망 예측)			후처리 (퍼지규칙)			지능형 합격점수 (%)	
	전체 학생 정답율	난이도	최종 점수 산출	오답 문제 내용	단위별 오답 점수	최근 성적 오름세	개인별 처방	기존 방식
92	BIG	LOW	84	8	8	SMALL	합격/정상	합격
68	BIG	MED	58	10	8	BIG	불합격/복습요망	합격
45	SMALL	HIGH	56	6	0	BIG	합격/복습요망	불합격
92	SMALL	MED	90	10	6	SMALL	합격/정상	합격
72	medium	HIGH	84	4	0	medium	합격/복습요망	합격
56	SMALL	LOW	62	12	12	SMALL	불합격/정상	불합격
84	SMALL	HIGH	76	12	10	BIG	합격/복습요망	합격
70	BIG	MED	68	6	6	BIG	합격/정상	합격
58	BIG	LOW	62	10	8	BIG	합격/복습요망	불합격

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 가상대학과는 다르게 60점 이상은 합격, 60 점미만은 불합격으로 처리하는 것이 아니라, 60점 이상을 취득해서 합격한 학생일 지라도, 4장에서 설명한 것처럼 각 과목당, 단위별 학습과정의 문제를 모두 틀렸거나 점수가 매우 낮은 경우에는 다음 학습 진도를 나가기 전에, 경고 메시지를 출력할 수 있기 때문에 학생 자신이 어떤 부분이 취약한지를 알 수 있도록 하였다.

다시 말해서, 본 논문에서는 전 처리 로 사용된 신경망 시스템에서는 전체 학생수의 정답률 및 오답 율을 고려하여 60점 이상이 항상 합격하는 것이 아니라, 상위권 학생의 점수가 매우 부진하면, 50 점미만 도 합격 할 수 있도록 하였다. 후처리에서는 27가지 퍼지 규칙을 사용해서, 전 처리 에서 합격한 학생이라도 단위별 오답점수가 퍼지 척도로 0.7 이상인 경우에는 시험에 합격은 했으나 단위별 학습 중 에서 기초가 부족하여 다음번 학습에서도 반드시 복습을 해야 할 부분을 지적할 수 있는 기능을 보강하였다. 본 논문에서는 난이도를 고려한 학생의 성적을 퍼지 규칙 및 신경망을 이용해서 자신의 취약한 과목 및 이해도를 측정할 수 있는 알고리즘을 이용해서 모의실험을 하였다. 모의 실험결과 난이도가 표준 보다 쉽거나 어렵게 출제 되었을 때에도 학생의 합격점수를 꼭 60점이 아니라 난이도가 어려운 경우에는 40점도 합격을 할 수 있고, 난이도가 쉬운 경우에는 80점도 불합격시킬 수 있도록 하였다.

그러므로 본 논문에서는 전 처리 에서 신경망을 사용하여 학생의 시험점수와 난이도를 고려하여 기존의 방식에서는 불합격 된 학생도 난이도에 따라서 합격을 할 수 있도록 난이도 조정을 통한 최종 점수 산출을 하는 모의실험 기능을 추가하였다. 후처리에서는 전체 시험문제 중에서, 단위 학습별 로 오답 점수를 환산하여 0.3 미만인 경우에는 합격 및 불합격을 구별하는 기존의 방식 외에, 어떠한 부분이 취약한 점인지를 학생에게 알려줌으로서, 다음 심화학습이나 시험에 대비해서, 맞춤형 학생 관리를 할 수 있는 기능을 추가하였다.

마치, 의사가 환자에게 똑같이 약 처방전 을 내리는 것이 아니라, 환자의 건강상태 및 질병의 정도에 따라서, 알약을

3알씩 섭취 하는 환자와 1알을 섭취하는 환자가 있듯이, 본 논문에서는 이러한 맞춤형 치료를 On line 강좌 및 가상대학에서 교사가 한 단원을 끝내고 다음 단원으로 진도를 나갈 때 에 컴퓨터에 설치된 모의고사를 치르게 되면 난이도를 고려한 그 학생의 점수와 취약점이 교사에게 자동으로 보고 되는 기능을 추가하였다. 아무리 훌륭한 강사가, 수준별 학습을 진행을 하는 중에는 학생의 이해도 및 어떤 부분이 취약한지를 알 수 가없다. 본 논문에서는, 학생을 단지 점수로 평가하는 것이 아니라, 그 학생이 어떠한 부분이 부족한지를 알 수 있는 기능을 쌍방향 강의 학습 모의실험을 개발하였다. 이러한 쌍방향 학습 문제를 과목별로 개발한다면, 매시간 교사가 강의를 종료한 후에, 난이도를 고려한 학생의 점수뿐만 아니라, 학생의 취약한 과목을 동시에 분석할 수 있기 때문에, 강의를 이해한 상위권학생에게는 심화학습을 할 수 있을 것이고, 하위권 학생에게는 어떠한 부족한 부분인지를 반복학습 시키는 좋은 쌍방향 학습모형이 개발되어서 상용화 될 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 김 하균, 배 경을, " 퍼지이론을 이용한 학점 전문가 시스템연구", 한국정보시스템학회, 1996
- [2] 박 정수, 노 석준, " 문항 및 검사의 편파성 검정을 위한 통계적 방법", 교육 평가 연구, 제 6 권 2 호, 1993
- [3] 성 태제, " 문항반응이론 입문", 양서원, 1991.
- [4] 지 은림, " 서답형 문항을 위한 부분 점수 모형", 「교육 평가 연구」, 제 6 권 2 호, 1993
- [5] 성 태제, " 문항제작 및 분석의 이론과 실제", 학지사, 1996.
- [6] 송 인섭, " 통계학의 이해", 학지사, 1994.
- [7] 한국교육과정평가원, " 대학수학능력시험 결과 보고 및 분석방안 연구", 연구보고 PRE 98-5, 1998.
- [8] 정명현, 정순호, " 교수자의 출제를 위한 개방형 문제는 행시스템", 한국정보처리학회, 2004년 추계학술대회, VOL.11 NO. 02 pp.1073-1076, 2004 . 11.
- [9] 김명순, 정환목, " 신경망을 이용한 효율적인 학업 성취도 측정 시스템 모델", 퍼지및지능시스템학회 2000년 춘계학술대회, VOL.10 NO. 01 pp.21-26, 2000, 05

- [10] 정명현, 정순호, "교수자의 출제를 위한 개방형 문제은행 시스템", 한국정보처리학회 2004년 추계학술대회, VOL.11 NO. 02 pp.1073-1076, 2004. 11.
- [11] 한경돈·김미현(2005). 초등학생용 웹 기반 응용 프로그램의 GUI에 관한 연구. 한국컴퓨터정보학회. Vol 10(1) pp. 53-58.
- [12] 김광백, 김영주, "퍼지 소속 함수를 이용한 개선된 이진화 방법," 한국컴퓨터정보학회논문지, 제10권, 1호, pp.67-72, 2005.
- [13] 류희열, 김은정, "웹기반 학습시스템에서 난이도와 학습영역을 이용한 자동 문제 출제 알고리즘의 개선", 한국정보처리학회 2004년 추계학술대회 VOL. 11 NO. 02 pp.1111-1114, 2004. 11.
- [14] 충청북도교육청, 교실수업개선안 학습자료,2002
- [15] 吳東建, TQM(Total Quality Management)을 적용한 가상교육 프로그램의 질 개선방안에 관한 연구, 漢陽大學校 大學院, 1999
- [16] 허명희, SPSS 설문지 조사입문, SPSS 아카데미, 2002

저자 소개



홍유식

1984년 경희대학교 전자공학과 (학사)
 1989년 뉴욕공과대학교 전산학과 (석사)
 1997년 경희대학교 전자공학과 (박사)
 1985년-1987년 대한항공 (N.Y.지점 근무)
 1989년-1990년 삼성전자 종합기술원 연구원
 1991년-현재 상지대학교 컴퓨터공학부 교수
 2000년-현재 한국 퍼지 및 지능시스템학회 이사
 2004년-현재 대한 전자 공학회 ITS 분과위원장
 2001년-2003 한국 정보과학회 편집위원
 2001년-2003 한국 컴퓨터 교육산업학회 이사, 편집위원
 2004-현재: 건설교통부 ITS 전문심사위원
 2004-현재: 원주시 인공지능신호등 심사위원
 2005-현재: 정보처리학회 이사
 2005-현재: 인터넷 정보학회 이사
 2005-현재: 정보처리학회 강원지부 부회장
 2006-현재: 인터넷 방송통신 TV학회 상임이사

관심분야: 퍼지 시스템, 전문가시스템, 신경망, 교통제어