

# 퍼지논리를 이용한 자기 주도적 학습 능력과 시험 능력 평가 방법

정회인\* · 양황규\*\* · 김광백\*\*\*

## 요 약

본 논문에서는 학습자 스스로가 학습 능력을 조절하고 학습 능력과 시험 능력을 객관적으로 판단할 수 있는 자기 주도적 학습 능력 및 시험 능력 평가 방법을 제안하였다. 제안된 자기 주도적 학습 능력 및 시험 능력 평가 방법은 삼각형 타입의 소속 함수와 퍼지 논리를 이용하여 학습 능력과 시험 능력의 소속도를 계산하고 각각에 대해 퍼지 등급도를 부여하였다. 학습 능력의 소속도와 시험 능력의 소속도에 대해서 퍼지 관계의 연산 및 합성에 의해 최종 소속도를 계산하고 퍼지 등급도를 결정하여 학습자가 학습 능력의 소속도와 시험 능력의 소속도 및 최종 퍼지 등급도를 분석하여 스스로 학습을 조정할 수 있도록 하였다. 그리고 제안된 연구 내용을 인터넷 정보 검색사 필수 과목에 적용하여 구현하였다.

## A Study on Self-Directed Learning and The Test-Performing Abilities Assessment Methods by Using Fuzzy Logic

Hwi-In Jung\* · Hwang-Kyu Yang\*\* · Kwang-Baek Kim\*\*\*

## ABSTRACT

In this thesis, We propose the self-directed learning and test-performing abilities assessment method to evaluate the learning and the test-performing abilities in which learners can not only control their own learning abilities for themselves, but also judge objectively learning and test-performing abilities. This method shows the membership degree of learning and test-performing abilities by using both the triangle-type membership function and the fuzzy logic. In addition, it gives the fuzzy grades to each item. The final membership degrees are calculated and the fuzzy grades are decided by the operation and composition of fuzzy relations on the membership degrees of learning and test-performing abilities.

In this method, which is applicable to a writing subject for information searchers, learners are asked to analyse the membership degrees of the learning and test-performing abilities and the final fuzzy grades and to adjust a learning process for themselves.

**Keywords** : Fuzzy Logic, Self-Directed Learning

### 1. 서 론

제7차 교육 과정에서 정보통신기술(ICT) 활용 교육이 강조됨에 따라 웹은 수업보조 도구 뿐 아니라 교육적 및 비교육적 목적을 위한 비중 있는 자료원으로 중요시되고 있다. 웹은 학생과 교사

사이의 효율적인 의사 소통 매체이며, 교실 밖에서 교사와 학생 상호간의 교육적인 메시지를 주고받을 수 있는 교육적 수단으로의 역할이 강조되고 있다.

자기 주도적 학습은 학습 경험을 계획하고 필요를 진단하고 자료를 찾고 학습을 평가하는데 있어서 개인이 주도권을 갖는 과정이라 할 수 있다[1]. 그러나 기존의 제시된 웹을 이용한 자기 주도적 학습은 학습자 스스로가 학습 능력의 정도를 평가하고 학습 능력에 따라 학습을 할 수가

\* 정회원 : 부산 대덕여자고등학교 교사

\*\* 정회원 : 동서대학교 인터넷공학부 조교수

\*\*\* 정회원 : 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수

논문접수: 2003년 10월 28일, 심사완료: 2004년 1월 28일

없어 자기 주도적 학습의 효율성에 대하여 부정적인 시각도 있다. 학습 평가의 목적은 학습자 스스로가 학습 능력에 따라 학습할 수 있어야 한다. 그러나 기존의 학습 평가는 대부분 선다형 또는 단답형 문항에 대해서만 학습에 대한 평가가 시험 점수로 제공되었다[2]. 따라서 창의력이나 문제 해결 능력, 분석 능력 같은 고등 사고 능력을 평가하는 지능적인 평가 방법들이 필요하게 되었다[3].

본 논문에서는 학습자 스스로가 학습 능력을 조절하고 학습 과정을 평가할 수 있는 소속 함수(membership function)와 퍼지 논리(fuzzy logic)를 이용한 자기 주도적 학습 능력과 시험 능력 평가 방법을 제시한다. 웹 환경에서 제시된 자기 주도적 학습 능력과 시험 능력 평가 방법을 정보 검색사 필기 내용을 대상으로 구현하여 자기 주도적 학습에 적용될 수 있는 가능성을 제시한다.

## 2. 자기 주도적 학습과 웹 기반 학습

자기 주도적 학습은 학습자 스스로가 공부할 의욕을 가지고, 능동적인 자세로 과제를 선택하고, 과제를 해결하며, 평가까지 스스로 관리하는 과정이다.

### 2.1 자기 주도적 학습의 개념 및 특징

자기 주도적 학습이란 넓게 말해서 다른 사람의 도움 유무에 관계없이 개인 스스로가 학습의 필요성을 인식하여 목표를 세우고 학습을 위한 여러 자료를 확인한 후에 자신에게 알맞은 학습 방법을 선택하여 학습하고 학습 결과를 평가하는 과정을 말한다[4].

자기 주도적 학습은 학습자 자신을 학습의 모든 과정에서 의사 결정과 행동의 주체로 내세우기 때문에 자기 주도적 학습은 학습자 자신이 그의 내면적, 외면적인 상황을 어떻게 지각하고 해석하느냐에 따라 크게 영향을 받는다.

이런 자기 주도적 학습의 특징은 외부로부터 주어지는 강제·강압이나 물질 보상에 유인되는 외발적 동기보다는 학습자 자신이 내적 에너지에서 발산되는 내발적 동기를 가지며, 또한 학습자는 자기 결정에 의한 행동, 생각, 자주적인 행동

을 하는 자율성을 갖는다. 학습 과정에서 자기 주도적 학습은 교사 자신의 공동 계획을 통한 학생 스스로의 학습 설계를 강조하고 있다.

### 2.2 WBI의 개념 및 특징

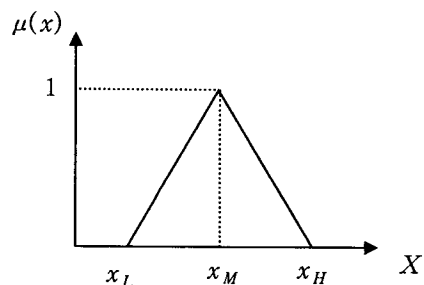
WBI(Web-Based-Instruction)는 학습자 모델링에 의한 개별화된 학습 전략, 교사, 학생, 시스템 등 다수간의 상호 작용, 웹 검색, 멀티미디어 형태의 자료, 전자 우편, 게시판, 실시간 피드백 등의 웹 기능이 교수-학습과 연계된 형태이다. 효율적인 WBI는 어떤 주제이든 학습자가 스스로 목표를 정하고, 그에 따라 학습할 수 있어야 하고, 학습자에게 적절한 학습 방법을 제공해야 하며, 멀티미디어 자료를 이용하여 다양한 방법으로 학습을 할 수 있어야 한다.

## 3. 소속 함수와 퍼지 논리를 이용한 자기 주도적 학습 능력과 시험 능력평가 방법

본 논문에서는 웹 환경에서 소속 함수와 Yager의 일반화된 합 집속 논리 연산자를 이용한 자기 주도적 학습 능력과 시험 능력 평가 방법을 제안한다. 제안된 방법을 정보 검색사 필기 내용에 적용한다.

### 3.1 소속 함수의 설계

본 논문에서는 자기 주도적 학습 능력 및 시험 능력 평가에 삼각형 타입의 소속 함수를 적용한다. 본 논문에서 적용한 삼각형 타입의 소속 함수는 그림 1과 같다.



(그림 1) 삼각형 타입의 소속 함수

여기서  $x$ 는 입력이고  $\mu(x)$ 는 입력  $x$ 의 소속도(membership degree)이다. 입력  $x$ 는  $[x_L, x_H]$ 의 범위에서 소속도를 가진다.

만약  $x = x_M$ 이면 소속도는 1이 된다. 따라서 구간  $[x_L, x_H]$ 에 대해 입력  $x$ 는 다음과 같이 소속도가 결정된다.

$$\text{if } (x \leq x_L) \text{ or } (x \geq x_H) \text{ then } \mu(x) = 0$$

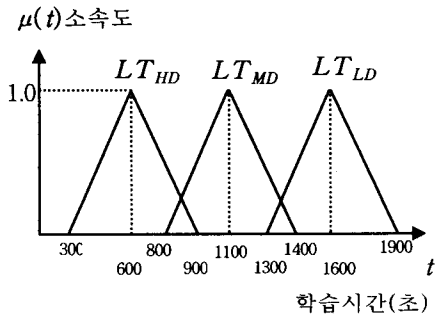
$$\text{if } (x > x_M) \text{ then } \mu(x) = \frac{(x_H - x)}{(x_H - x_M)}$$

$$\text{if } (x < x_M) \text{ then } \mu(x) = \frac{(x - x_L)}{(x_M - x_L)}$$

$$\text{if } (x = x_M) \text{ then } \mu(x) = 1$$

### 3.2 학습 내용에 대한 소속 함수

정보 검색사 필기 내용은 6장으로 구성되며, 학습 능력을 평가하기 위하여 1장에서 6장까지 소속 함수를 적용한다.



(그림 2) 학습 시간에 대한 소속 함수

학습 내용에 대한 능력 평가는 학습 시간과 학습 횟수의 소속 함수로 평가하며 소속함수는 초급, 중급 그리고 고급 과정으로 구분한다.

학습 내용에 대한 학습 시간의 소속 함수는 그림 2와 같다.

여기서 학습 시간에 대한 퍼지 변수는 표 1과 같이 3개의 퍼지 값으로 구성한다.

<표 1> 학습 시간에 대한 퍼지 변수

퍼지 변수	퍼지 값	소속 구간
$LT_{HD}$	Learning Time <i>HighDegree</i>	[300, 900]
$LT_{MD}$	Learning Time <i>MiddleDegree</i>	[800, 1400]
$LT_{LD}$	Learning Time <i>LowDegree</i>	[1300, 1900]

표 1에서  $LT_{HD}$ 는 학습 능력에 대한 학습 시간의 고급 과정이고, 구간 [300, 900]의 범위를 가지며, 600초 일 때 소속도가 1이 된다. 그림 2에서  $LT_{HD}$ 의 소속도는 다음과 같이 계산된다.

$$\text{If } (t \leq 300) \text{ or } (t \geq 900) \text{ then } \mu(t) = 0$$

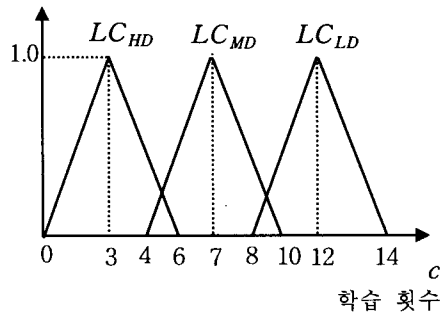
$$\text{Else if } (t > 600) \text{ then } \mu(t) = \frac{(900 - t)}{(900 - 600)}$$

$$\text{Else if } (t < 600) \text{ then } \mu(t) = \frac{(t - 300)}{(600 - 300)}$$

$$\text{Else } (t = 600) \text{ then } \mu(t) = 1$$

학습 내용 중에서 학습 횟수의 소속 함수는 그림 3과 같다.

$\mu(c)$ 소속도



(그림 3) 학습 횟수에 대한 소속 함수

학습 내용의 학습 횟수에 대한 퍼지 변수는 표 2와 같이 3개의 퍼지 값으로 구성한다

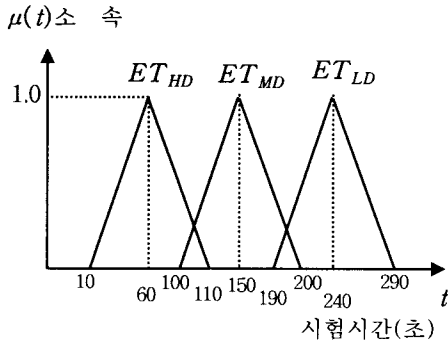
<표 2> 학습 횟수에 대한 퍼지 변수

퍼지 변수	퍼지 값	소속구간
$LC_{HD}$	Learning Count <i>HighDegree</i>	[0, 6]
$LC_{MD}$	Learning Count <i>MiddleDegree</i>	[4, 10]
$LC_{LD}$	Learning Count <i>LowDegree</i>	[8, 14]

### 3.3 시험 결과에 대한 소속 함수

정보 검색사 시험은 1장부터 6장까지이며, 각 장마다 10문제씩으로 구성한다. 시험 능력을 평가하기 위하여 소속 함수를 적용한다. 시험 능력을 평가하는 기준으로 시험 시간과 시험 점수의

소속 함수를 적용하여 초급, 중급 그리고 고급으로 구분한다. 시험 결과에 대한 시험 시간의 소속 함수는 그림 4와 같다.



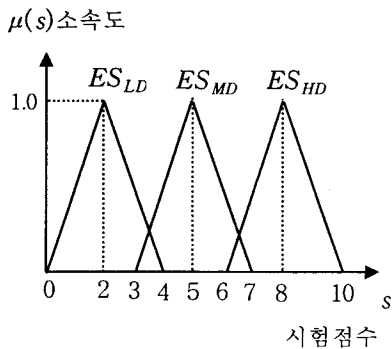
(그림 4) 시험 시간에 대한 소속 함수

여기서 시험 시간에 대한 퍼지 변수는 3개의 퍼지 값을 가지며 표 3과 같다.

<표 3> 시험 시간에 대한 퍼지 변수

퍼지 변수	퍼지 값	소속구간
$ET_{HD}$	Examination Time <i>HighDegree</i>	[10, 110]
$ET_{MD}$	Examination Time <i>MiddleDegree</i>	[100, 200]
$ET_{LD}$	Examination Time <i>LowDegree</i>	[190, 290]

시험 결과에 대한 시험 점수의 소속 함수는 그림 5와 같다. 여기서 시험 점수에 대한 퍼지 변수는 표 4와 같이 3개의 퍼지 값으로 구성한다.



(그림 5) 시험 점수에 대한 소속 함수

<표 4> 시험 점수에 대한 퍼지 변수

퍼지 변수	퍼지 값	소속구간
$ES_{HD}$	Examination Score <i>HighDegree</i>	[6, 10]
$ES_{MD}$	Examination Score <i>MiddleDegree</i>	[3, 7]
$ES_{LD}$	Examination Score <i>LowDegree</i>	[0, 4]

### 3.4 학습 내용 및 시험에 대한 퍼지 등급도

본 논문에서는 학습 능력에 대한 소속도와 시험 능력에 대한 소속도를 이용하여 학습자의 학습 능력을 평가하기 위하여, 정보 융합 시 낙관적인 성향을 나타내는 퍼지 논리 연산자 중에서 일반화된 Yager의 합 접속 논리 연산자를 이용하여, 학습 능력의 퍼지 등급도와 시험 능력의 퍼지 등급도를 결정한다.

$n$ 개의 입력에 대한 Yager의 일반화된 합 접속 논리 연산은 다음과 같다[5].

$$\mu(x_1, \dots, x_n) = \min(1, (x_1^p + \dots + x_n^p)^{\frac{1}{p}})$$

본 논문에서는 정보 검색사의 학습 내용에 대해 학습자가 학습한 시간 소속도(LT)와 학습 횟수의 소속도(LC)에 대하여 Yager의 합 접속 논리 연산자를 이용하여 학습 능력의 소속도( $\mu(LMD)$ )를 다음과 같이 계산한다.

$$\mu(LMD) = \wedge(1, \sqrt{(\mu(LT))^2 + (\mu(LC))^2})$$

여기서  $\wedge$ 는 기본 퍼지 교 연산자로서 Min 연산이고  $p$ 는 파라미터  $p \in (0, \infty)$  값에 따라 단조 감소한다. 본 논문에서는 학습 능력 평가 부분이 두 부분이므로,  $p$  값을 2로 설정하여 낙관도를 계산한다. 따라서 각 학습 시간의 소속도와 학습 횟수의 소속도를 이용하여 학습 능력의 퍼지 등급도를 부여한다. 학습 능력의 퍼지 등급도는 Yager의 합 접속 논리 연산에 의해 다음과 같이 계산된다.

$$\mu(LMD_{HD}) = \wedge(1, \sqrt{(\mu(LT_{HD}))^2 + (\mu(LC_{HD}))^2})$$

$$\mu(LMD_{MD}) = \wedge(1, \sqrt{(\mu(LT_{MD}))^2 + (\mu(LC_{MD}))^2})$$

$$\mu(LMD_{LD}) = \wedge(1, \sqrt{(\mu(LT_{LD}))^2 + (\mu(LC_{LD}))^2})$$

여기서  $\mu(LMD_{HD})$ 는 학습 능력에 대한 고급 등급도의 소속도이고,  $\mu(LMD_{MD})$ 는 중급 등급도의

소속도이며,  $\mu(LMD_{LD})$ 는 초급 등급도의 소속도이다. 따라서 본 논문에서 제안한 소속도를 이용하여 학습자의 학습 능력을 퍼지 추론 방법을 적용하여 학습 능력의 소속도에 대한 최종 퍼지 등급도를 부여한다.

학습 능력에 대한 고급 등급도( $LHigh_{Degree}$ ), 중급 등급도( $LMiddle_{Degree}$ ), 초급등급도( $LLow_{Degree}$ )의 추론을 논리식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & ((\mu(LMD_{HD}) \rightarrow LHigh_{Degree}) \text{ and } \mu(LMD_{HD})) \rightarrow LHigh_{Degree} \\ & ((\mu(LMD_{MD}) \rightarrow LMiddle_{Degree}) \text{ and } \mu(LMD_{MD})) \rightarrow LMiddle_{Degree} \\ & ((\mu(LMD_{LD}) \rightarrow LLow_{Degree}) \text{ and } \mu(LMD_{LD})) \rightarrow LLow_{Degree} \end{aligned}$$

정보 검색사의 시험 능력은 시험 시간 소속도(ET)와 시험 점수 소속도(ES)에 대하여, Yager의 합 접속 논리 연산자를 이용해서 시험 능력의 소속도( $\mu(EMD)$ )를 결정한다.

$$\mu(EMD) = \wedge (1, \sqrt{(\mu(t))^2 + (\mu(s))^2})$$

여기서  $p$ 는 파라메터  $p \in (0, \infty)$  값에 따라 단조 감소하고 2로 설정하여 낙관도를 계산한다. 따라서 각 시험 시간의 소속도와 시험 점수의 소속도에 대해서 시험 능력의 퍼지 등급도는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \mu(EMD_{HD}) &= \wedge (1, \sqrt{(\mu(ET_{HD}))^2 + (\mu(ES_{HD}))^2}) \\ \mu(EMD_{MD}) &= \wedge (1, \sqrt{(\mu(ET_{MD}))^2 + (\mu(ES_{MD}))^2}) \\ \mu(EMD_{LD}) &= \wedge (1, \sqrt{(\mu(ET_{LD}))^2 + (\mu(ES_{LD}))^2}) \end{aligned}$$

시험 능력에 대한 고급 등급도( $EHigh_{Degree}$ ), 중급 등급도( $EMiddle_{Degree}$ ), 초급등급도( $ELow_{Degree}$ )의 추론을 논리식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & ((\mu(EMD_{HD}) \rightarrow EHigh_{Degree}) \text{ and } \mu(EMD_{HD})) \rightarrow EHigh_{Degree} \\ & ((\mu(EMD_{MD}) \rightarrow EMiddle_{Degree}) \text{ and } \mu(EMD_{MD})) \rightarrow EMiddle_{Degree} \\ & ((\mu(EMD_{LD}) \rightarrow ELow_{Degree}) \text{ and } \mu(EMD_{LD})) \rightarrow ELow_{Degree} \end{aligned}$$

본 논문에서 제안한 소속도를 이용하여 학습자의 시험 능력을 퍼지 추론 방법을 적용하여 시험 능력의 소속도에 대한 최종 퍼지 등급도를 결정한다.

### 3.5 학습 및 시험 능력에 대한 최종 퍼지 등급도

학습 능력과 시험 능력에 대한 각각의 퍼지 등급도를 이용하여 학습 및 시험 능력에 대한 최종 퍼지 등급도를 결정한다. 학습 능력에 대한 퍼지 등급도의 집합을  $X_{LMD}$ 라고 정의하고, 시험 능력에 대한 퍼지 등급도를  $Y_{EMD}$ 라고 정의한다. 집합  $X_{LMD}$ 와  $Y_{EMD}$ 사이의 퍼지 관계 R은 소속함수  $\mu_R$ 가 다음과 같이 정의되는  $X_{LMD} \times Y_{EMD}$  상의 퍼지 집합이다[6,7].

$$\mu_R: X_{LMD} \times Y_{EMD} \rightarrow [0, 1]$$

이때  $X_{LMD} = \{LMD_{HD}, LMD_{MD}, LMD_{LD}\}$ 와  $Y_{EMD} = \{EMD_{HD}, EMD_{MD}, EMD_{LD}\}$ 간의 퍼지 관계 R은 다음과 같이 행렬로 나타낼 수 있다.

$$R = \begin{bmatrix} \mu_R(LMD_{HD}, EMD_{HD}) & \mu_R(LMD_{HD}, EMD_{MD}) & \mu_R(LMD_{HD}, EMD_{LD}) \\ \mu_R(LMD_{MD}, EMD_{HD}) & \mu_R(LMD_{MD}, EMD_{MD}) & \mu_R(LMD_{MD}, EMD_{LD}) \\ \mu_R(LMD_{LD}, EMD_{HD}) & \mu_R(LMD_{LD}, EMD_{MD}) & \mu_R(LMD_{LD}, EMD_{LD}) \end{bmatrix}$$

퍼지 관계 R에 대해 학습과 시험 능력의 최종 소속도는 최종 고급 소속도( $\mu_R^H$ ), 최종 중급 소속도( $\mu_R^M$ ) 그리고 최종 초급 소속도( $\mu_R^L$ )로 구분하고, 최대-최소 합성(max-min composition) 연산을 이용하여 결정한다.

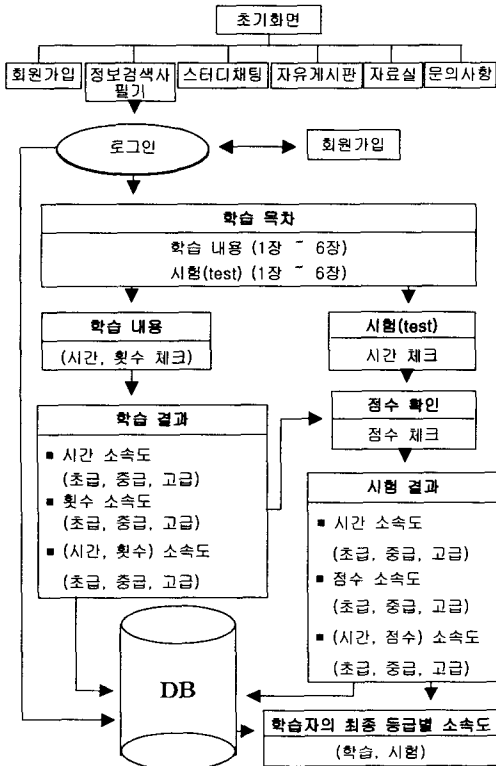
$$\begin{aligned} \mu_R^H &= \{ \mu_R(LMD_{HD}) \wedge \mu(EMD_{HD}) \} & \checkmark \\ & \{ \mu_R(LMD_{MD}) \wedge \mu(EMD_{MD}) \} & \checkmark \\ & \{ \mu_R(LMD_{LD}) \wedge \mu(EMD_{LD}) \} \\ \mu_R^M &= \{ \mu_R(LMD_{MD}) \wedge \mu(EMD_{HD}) \} & \checkmark \\ & \{ \mu_R(LMD_{MD}) \wedge \mu(EMD_{MD}) \} & \checkmark \\ & \{ \mu_R(LMD_{MD}) \wedge \mu(EMD_{LD}) \} \\ \mu_R^L &= \{ \mu_R(LMD_{LD}) \wedge \mu(EMD_{HD}) \} & \checkmark \\ & \{ \mu_R(LMD_{LD}) \wedge \mu(EMD_{MD}) \} & \checkmark \\ & \{ \mu_R(LMD_{LD}) \wedge \mu(EMD_{LD}) \} \end{aligned}$$

여기서  $\wedge$ 는 퍼지 논리 곱 연산자로서 Min 연산이고,  $\vee$ 는 퍼지 논리 합 연산자로서 Max 연산이다.

### 4. 설계 및 구현

본 논문의 소속 함수와 퍼지 논리를 이용한 자

기 주도적 학습 능력과 시험 능력 평가의 구성도는 그림 6과 같고, 초기 화면은 회원가입, 정보 검색사 찾기, 스테디채팅, 자유게시판, 자료실, 문의사항



(그림 6) 제안된 자기 주도적 학습 및 시험 능력 평가 구성도

데이터베이스는 회원등록 테이블, 학습 내용에 대한 결과 테이블, 시험 평가에 대한 결과 테이블로 구성하였고 회원아이디(mem\_id)를 주 키(primary key)로 정의하였다. 표 5는 정보 검색사 학습 능력의 퍼지 소속도 결과를 저장하는 테이블이며, 학습시간의 소속도와 학습횟수의 소속도를 Yager의 합 접속 논리 연산자를 이용하여 그 결과 값을 고급 소속도, 중급 소속도, 초급 소속도로 각각 저장한다. 표 6은 정보 검색사 시험 결과를 저장하는 테이블이며, 시험시간의 소속도와 시험점수의 소속도를 Yager의 합 접속 논리 연산자를 이용하여 그 결과 값을 고급 소속도, 중급 소속도, 초급 소속도로 각각 저장한다.

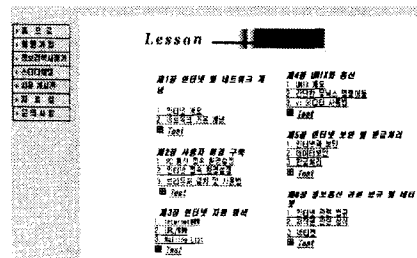
<표 5> 학습내용 결과 테이블

필드 이름	데이터 형식	설 명
mem_id	텍스트(20)	회원 아이디
sooup_a	숫자(single)	고급 소속도
sooup_b	숫자(single)	중급 소속도
sooup_c	숫자(single)	초급 소속도

<표 6> 시험 결과 테이블

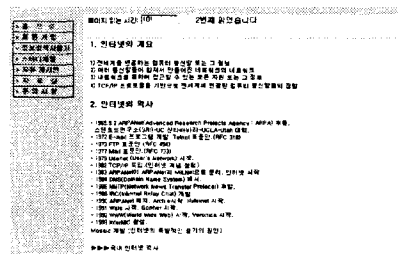
필드 이름	데이터 형식	설 명
mem_id	텍스트(20)	회원 아이디
test_a	숫자(single)	고급 소속도
test_b	숫자(single)	중급 소속도
test_c	숫자(single)	초급 소속도

그림 7은 정보 검색사 찾기의 목차 화면을 나타내었다. 정보 검색사 찾기 내용을 총 6장으로 구성하였고 1장은 2페이지로 구성되고, 2장에서 6장까지는 3페이지로 구성된다. 각 장에 대해서 10문항의 문제로 평가하였다.



(그림 7) 검색사 찾기 목록 화면

1장의 1페이지를 클릭하면 그림 8의 화면이 나타나고 동시에 timer가 작동하여 이 페이지를 읽는 시간이 초단위로 표시되고, 이 페이지를 읽은 횟수가 표시된다.



(그림 8) 검색사 내용의 1장 1페이지 화면

검색사의 1장 내용을 학습한 후의 학습 내용에 대한 퍼지 등급별 결과는 그림 9와 같다. 1장에 대한 학습자의 시험 평가 문제는 그림 10과 같고 시험 시간은 초단위로 계산하였다.

이름: 김민준

이름(시간, 횟수) 소속도

- 초급(total): 0
- 중급(total): 0.369019671429
- 고급(total): 0.3987301263293

(그림 9) 1장 학습 내용의 소속도 및 퍼지 등급도 화면

(그림 11) 1장 시험의 소속도 및 퍼지 등급도 화면 학습 능력의 소속도를 기반으로 한 시험 능력의 소속도는 퍼지 최대-최소 합성 연산에 의해 학습자의 최종 소속도를 계산하여, 퍼지 추론에 의해 학습자의 최종 퍼지 등급도를 결정한다. 학습자의 최종 소속도와 퍼지 등급도의 화면은 그림 12와 같다.

● 학습자의 최종 등급별 소속도

	고급	중급	초급
이론(시간, 횟수)	0.3887301	0.359011	0
시험(시간, 점수)	0.5003998	0.18	0
최종(이론, 시험)	0.3887301	0.359011	0

(그림 12) 학습자의 최종 등급별 소속도 화면

이름: 김민준

이름(시간, 점수) 소속도

- 초급(total): 0
- 중급(total): 0.18
- 고급(total): 0.02

(그림 10) 1장 시험 평가 문제 화면

여기서 시험 능력에 대한 소속도와 퍼지 등급은 그림 11과 같다. 그림 11에서 시험 능력의 소속도는 시험 시간의 소속도와 시험 점수의 소속도를 Yager의 합 점속 논리 연산자로 계산한다. 시험 능력의 소속도를 이용하여 초급, 중급, 고급 등의 퍼지 등급도가 결정된다.

이름: 김민준

시험(시간, 점수) 소속도

- 초급(total): 0
- 중급(total): 0.18
- 고급(total): 0.5003998401276

### 5. 결론 및 향후 연구 과제

기존의 학습 평가는 대부분 선다형 또는 단답형 경우에 대해서 학습에 대한 평가가 점수로 제공되었다. 따라서 창의력이나 문제 해결 능력, 분석 능력 같은 고등 사고 능력을 평가하는 지능적인 평가 방법들이 필요하게 되었다

본 논문에서는 정보 검색사 내용에 대해 학습자 스스로가 학습 능력을 조절하고 학습 능력과 시험 능력을 객관적으로 판단할 있는 소속 함수와 퍼지 논리를 이용한 자기 주도적 학습 능력 및 시험 능력 평가 방법을 제안하였다. 제안된 자기 주도적 학습 능력 및 시험 능력 평가 방법은 삼각형 타입의 소속 함수와 퍼지 논리를 이용하여 학습 능력과 시험 능력의 소속도를 계산하여 각각의 퍼지 등급도를 부여하였다. 학습 능력의 소속도를 기반으로 한 시험 능력의 소속도는 퍼지 최대-최소 합성 연산에 의해 학습자의 최종 소속도를 계산하여, 퍼지 추론에 의해 학습자의 최종 퍼지 등급도를 결정하였다. 따라서 학습자는 학습 능력의 소속도와 시험 능력의 소속도 및 학습자 최종 퍼지 등급도를 분석하여 스스로 학습을 조정할 수 있도록 하였다. 본 논문에서는 학습 능력과 시험 능력의 퍼지 등급도를 초급, 중급, 고급과 같이 세 등급으로 분류하였고, 학습자의 최종 퍼지 등급도 초급, 중급, 고급으로 분류하였다.

향후 연구 과제는 소속 함수와 퍼지 논리를 이용한 자기 주도적 학습 능력 및 시험 능력 평가 방법을 다양한 과목에 적용하여 설문지를 통해 통계학적으로 분석하여 학습자의 효율성을 검증할 것이고 제안된 방법을 기반으로 하여 학습 능력에 따라 학습 내용을 제공할 수 있는 지능적인 자기 주도적 학습 시스템을 개발 할 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] 서울특별시교육연구원(1998), 자기주도적 학습의 이론과 실제, 서울:문성인쇄.
- [2] 추교홍 · 박소영 · 김창수(1999), “학습 성취도 분석을 위한 웹기반 평가 시스템 구현,” 한국 멀티미디어학회 춘계학술발표 논문집, 제2권, 1호, pp. 222-227.
- [3] 장이채 · 김태균(2001), “퍼지 수행 평가 방법 과 수학 교육,” 퍼지지능시스템학회 논문지, 제11권, 제2호, pp. 742-745.
- [4] 허경철(1998), 자기주도적 학습과정의 설계, 교육월보 9월.
- [5] Yager, R. P.(1980), “On a General Class of Fuzzy Connective,” Fuzzy Sets Systems, Vol.4, pp. 235-242.
- [6] Dubois, D. and Prade, H.(1980), Fuzzy Sets and System:Theory and application, Academic Press, pp. 393.
- [7] M. Jamshidi, N. Vadiie and T. J. Ross(1993), Fuzzy Logic and Control, Prentice-Hall, Inc. Vol.2.



### 정 회 인

1988 부산대학교  
지질학과(이학박사)  
2000 신라대학교 교육대학원  
컴퓨터교육 전공(교육학 석사)  
1988~현재 대덕여자고등학교

교사

관심 분야: 컴퓨터교육, 퍼지이론

E-mail: jungjo12@hanmail.net

### 양 황 규



1990 경북대학교 공학석사  
2003 부산대학교 이학박사  
1990~1996 국방과학연구소  
연구원  
1996~현재 동서대학교  
인터넷공학부 조교수

관심분야 : 인공지능, 영상처리, 멀티미디어

E-Mail: hkyang88@dongseo.ac.kr

### 김 광 백



1993 부산대학교 이학석사  
1999 부산대학교 이학박사  
1996년~1997 동의공업대학  
사무자동화과 전임강사  
1999년~2000 Biomedical

Fuzzy Systems Association Associate Editors (Japan)

1997년~현재 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수

2003년~현재 한국 퍼지 및 지능시스템학회 이사

관심분야 : Neural Networks, Image Processing, Fuzzy Logic, Biological Signal Processing and Biomedical System

E-Mail: gbkim@silla.ac.kr