

신경회로망을 이용한 학습자 진단 모델에 관한 연구

김 현 수[†] · 손 건 태^{**}

요 약

본 논문에서는 전체적인 학습 성취도에 관한 진단을 할 수 있는 진단 기법에 신경회로망을 이용하는 새로운 진단 모델에 대하여 연구하였다. 제안된 진단 모델은 신경회로망이 갖고 있는 일반화 특성과 결합 극복 능력에 의해 학습자의 전반적인 지식 상태를 융통성있게 다룰 수 있으므로 보다 효과적인 학습 평가를 내릴 수 있음을 실험을 통해 살펴 보았다.

A Study on Estimation Model of Student using the Neural Network

Hyun-Soo Kim[†] · Keon-Tae Sohn^{**}

ABSTRACT

This paper proposes a new model for evaluating the whole course of study by using the neural network. Through the experiment, we get the result that our model could evaluate effectively the state of whole knowledge, because the neural network had the characteristics such as a generalization and the ability which overcame the weakness of itself.

1. 서 론

지능형 교육 시스템 (ITS : Intelligent Tutoring System) [8]은 컴퓨터 보조 학습 (CAI)의 한계를 극복하기 위하여 인공지능 기법을 적용하여 학습자의 현재 상황에 적절하면서도 동적이고 융통성있는 교육여건을 지원하는 시스템이다[10]. 학습자의 발견 학습을 성취하기 위하여 개발된 ITS는 학습자의 현재 행위에만 기초하여 지역적인 결함만을 진단하고 있으므로 학습자의 전반적인 학습 과정을 정확하게 파악할 수 없어 전체적인 학습 평가가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 효과적인 학습자 중심의 교수과 학습자 진단을 위하여 신경회로망을 이용하여 새로운 학습자 진단 모델을

제시하고 실제 실험을 통해 그 유용성을 살펴보고자 한다.

2. 다계층 진단 기법

지능형 교육 시스템의 구성 요소[8]인 전문가모듈, 학습자모듈, 교사모듈, 인터페이스모듈중에서 학습자모듈은 학습자의 현재 지식 상태를 나타내는 학습자모델과 학습자모델을 추론하는 진단 과정으로 구성된다. 학습자 모듈의 역할은 의사가 환자를 진단할 때 관찰 가능한 병의 증세로부터 보이지않는 병명을 찾아내는 의료 행위와 비슷하다. 지능형 교육 시스템의 진단도 관찰가능한 학습자의 행위로부터 학습자의 교과 내용에 대한 지식 상태와 같은 보이지 않는 인지 상태를 발견하는 것이다. 이와 같은 진단 기법으로 다계층 진단 기법이 제안되었는데 그 과정은 <그림 1>과 같으

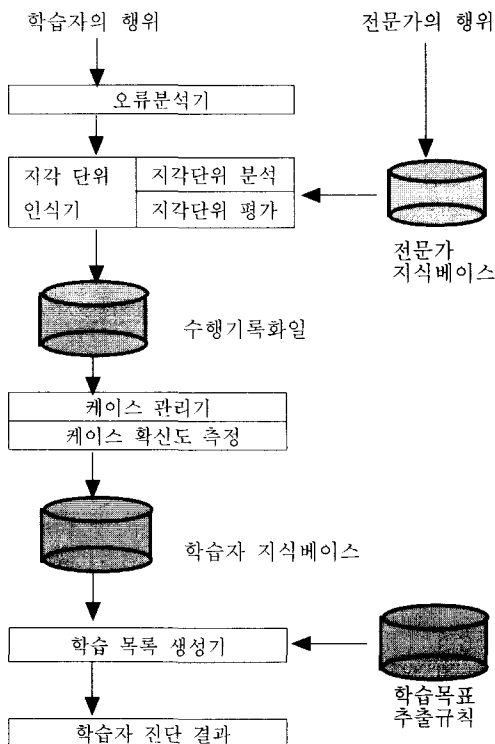
† 종신회원 : 동주대학 멀티미디어과 교수
** 정 회 원 : 부산대학교 통계학과 교수
논문접수 : 1997년 10월 18일, 심사완료 : 1998년 9월 2일

며 세 단계로 이루어 진다.

1) 첫번째 계층 진단: 전문가 모듈의 문제 풀이기에 의해서 생성된 최선의 해를 판단의 근거로 하여 학습자의 교습을 평가한다. 시스템과 학습자의 반응자료를 입력으로 받아들여 학습자 입력인 경우와 코치 중재 경우의 행위를 분석한다. 이러한 첫번째 계층 진단은 학습자 모듈의 지각 단위 인식기에 의해서 수행된다.

2) 두번째 계층 진단: 과거의 교습과정이 기록되어 있는 수행 기록화일의 반응 기록을 근거로 하여 케이스 관리기에 의해서 의미가 함축된 케이스를 추출하고 선택된 케이스의 조건부에서 매치된 지각단위들의 확신도를 고려하여 케이스에서 지정한 가중치를 주어서 케이스 사용능력의 확신도를 계산한다.

3) 세번째 계층 진단: 학습자 지식 베이스에 있는 시간차 의미가 함축된 케이스로부터 학습목록 추출규칙을 적용하여 학습자의 학습목록 지식 베이스를 수정 보완해 나간다.



(그림 1) 다계층 진단 기법의 과정
(Fig. 1) process of multilayer estimation method

이러한 진단 기법은 학습자의 학습 행위에 따른 시간별 지각 단위를 사용하여 학습자의 학습 성취도를 진단하므로 다음과 같은 장점이 있다.

- 1) 인식론적인 진단을 할 수 있다
- 2) 학습자의 학습과정이 전반적으로 관찰된다
- 3) 효율적인 학습정보를 제공하여 지능형 교육 시스템이 추구하는 학습자 중심 학습을 유도할 수 있다.

3. 신경회로망을 이용한 진단 모델

3.1 전문가 시스템과 신경회로망의 비교

사무계산이나 수치 계산과 같이 '명확'하게 표현될 수 있는 반면에 인간의 지식, 경험과 같은 것들은 애매함을 대상으로 한 '불명확'함으로 볼 수 있다. 간결 명료, 권선징악과 같은 세계와 그렇지 않은 세계의 차이를 보는 것과 같은 셈이다. <표 1>을 보면 종래의 프로그램이나 알고리즘쪽이 명확한데 반하여 전문가 시스템이나 신경회로망은 불명확한 쪽으로 구분된다.

<표 1> 전문가 시스템, 퍼지및 신경회로망과의 관계[6]
<Table 1> the relation between neural network and expert system, fuzzy

명 확	불 명 확	
	명 확	불 명 확
종래의 프로그램, 알고리즘	전문가 시스템	퍼지이론
		신경회로망

한편, 전문가 시스템의 입장에서 본다면 신경회로망은 상대적으로 불명확한 세계가 되는 것인데 이들 모두가 인간다움을 목표로 하는 기술로써 더욱이 특징이 서로 다르기때문에 이들의 좋은 점을 모은 기술의 융합이 필요하게 된다는 것을 알 수 있다. 특히 전문가 시스템과 신경회로망 이론의 융합이 새로운 가능성을 제시한다고 본다.

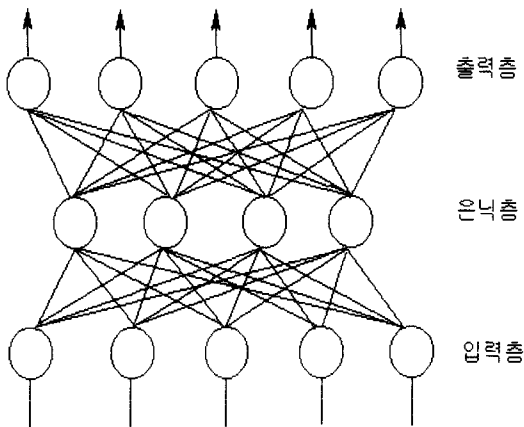
3.2. 신경회로망의 기본 원리

최초의 상용 신경회로망 컴퓨터를 제작한 바있는 로버트 헉트닐슨은 신경회로망을 다음과 같이 정의하고 있다. "신경회로망은 간단한 계산능력을 가진 처리기(Processing Element)들이 서로 복잡하게 연결되어

구성된 컴퓨터 시스템으로서 외부에서 주어진 입력에 대하여 동적인 상태 반응을 함으로써 정보를 처리하는 시스템이다.” 이 정의의 관점에서 볼때 신경회로망 모델은 회로망의 구조 및 활성화 함수, 학습 알고리즘등으로 나누어 설명할 수가 있다.

1) 회로망의 구조

신경회로망에서 가장 중요한 구성 요소는 노드 또는 PE라 불리우는 처리기와 이들 상호간의 연결(Connection)이다. 노드간의 연결은 방향성 연결선이고 가중치를 가지고 있다. 가중치 w_{ij} 는 노드 i 가 노드 j 에 미칠 수 있는 영향력의 크기를 표시한다. 그러므로 양 (+)의 가중치는 흥분시키는 작용을 하고 음(-)의 가중치는 억제하는 작용을 한다. 노드는 네트워크상의 역할에 따라 입력 노드, 중간 노드, 출력 노드의 세부류로 나뉘어 진다. 입력 노드는 다른 노드로 부터 들어오는 연결선이 없고 회로망의 외부로부터 입력을 받아 들여 활성화되는데 대부분의 경우 외부의 입력 값을 그대로 출력한다. 출력노드는 회로망 전체의 출력으로 사용된다. 회로망의 외부로 나가는 출력 연결선은 가중치가 고정되어 있고 일반적으로 <그림 2>에서 처럼 굵은 선으로 표시한다.



(그림 2) 신경회로망의 구조
(Fig. 2) structure of neural network

2) 활성화 함수(activation function)

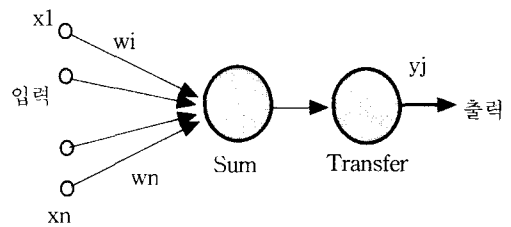
신경회로망에 존재하는 노드는 뇌에서의 신경세포에 해당하며 활성화값(activation value)라 불리우는 하

나의 출력값을 계산하는 작용을 한다. 노드는 <그림 2>와 같은 구조로 되어 있으며 한 노드의 활성화값은 그 노드에 직접 연결되어 있는 노드들의 출력값과 해당 연결선의 가중치를 이용하여 계산한다. 전형적인 신경회로망 모델에서는 다른 노드들로부터의 입력을 연결선의 가중치를 고려하여 더한 후 이 결과가 어떤 임계치(threshold)를 초과하는가를 임계치 함수 f 로 계산한 후 초과하는 그 값을 그 노드의 출력값으로 한다. <그림 3>에서 출력노드 j 의 입력 노드 x_i 와의 연결선의 가중치를 w_{ij} 라 하면 각 입력의 가중치 합 net_j 는 다음과 같이 구하고

$$net_j = \sum w_{ij}x_i$$

이 합을 정해진 전이함수에 적용시켜서 얻은 결과를 노드 j 의 출력으로 한다.

$$y_j = f(net_j + \theta_j) \quad \theta_j: \text{임계치 상수}$$



(그림 3) 처리기의 구조
(Fig. 3) structure of processing element

3) 학습 알고리즘

신경회로망은 데이터를 보관하기 위한 별도의 기억 장치를 가지고 있지 않으며 노드의 기능 또한 기존의 컴퓨터처럼 복잡하지도 않다. 신경회로망에서 지식은 노드들이 어떻게 상호 연결되어 있고 각 연결선의 가중치가 어떠한가에 따라 결정되어 저장된다. 즉, 지식이란 특정 장소의 내용이 아니라 회로망 구조 또는 구성의 기능에 의해 반영된다. 신경회로망 모델에서 학습이란 주어진 신경회로망이 우리가 원하는 동작을 수행 할 수 있는 가중치를 찾아 내는 작업을 의미한다. 이러한 학습은 입력값과 우리가 바라는 출력값의 예를 가지고 가중치를 조정해 나감으로써 수행된다. 노드들 간의 연결을 만드는 방법과 이들의 가중치를 조정하여 학습하는 방법에 관한 연구가 현재 신경회로망 연구의 주된 관심 분야이다.

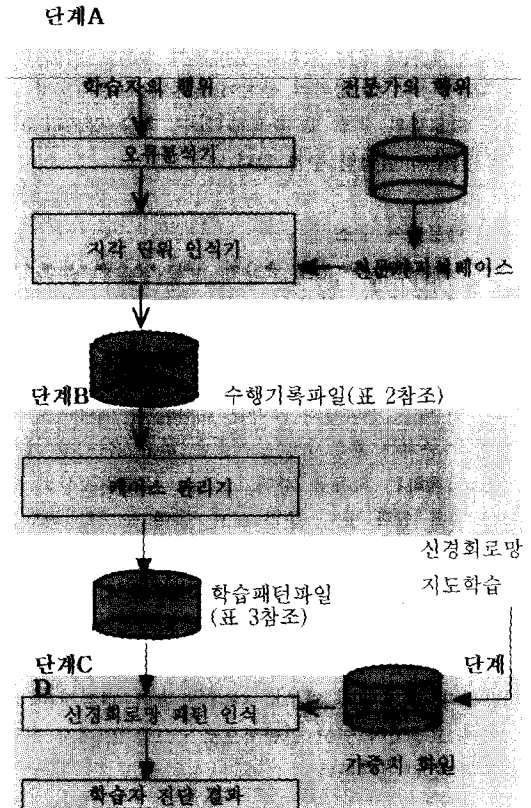
4) 신경회로망의 특징

지금까지 살펴본 신경회로망의 주요 특징으로써는 다음과 같다.

- ① 신경회로망은 많은 양의 데이터를 병렬 처리 할 수 있다.
- ② 신경회로망은 선형적인 수학적 알고리즘의 적용이 곤란한 문제를 학습 방법에 의하여 효과적으로 해결 할 수 있다.
- ③ 신경회로망은 입력 데이터의 잡음이나 애매한 데이터를 효과적으로 처리 할 수 있다.
- ④ 신경회로망을 이용한 시스템은 학습과 기억을 통하여 대상을 인식하는 동적인 시스템이기 때문에 훈련되어지지 않은 다른 대상에 대해서도 약간의 학습과정을 통하여 쉽게 적용할 수 있다.
- ⑤ 신경회로망시스템은 간단한 학습에 의해 개발이 가능하므로 다른 방식에 비해 개발 기간이 훨씬 단축된다.

3.3 신경회로망을 이용한 진단 모델

기존의 다계층 진단 기법은 전문가 지식 베이스를 이용한 학습 목표 추출 규칙 기반 위에서 학습 목록기에 의해 진단 결과를 도출 시키고 있다. 그러나 전문가 지식에 따라 미리 정해진 학습 목표 추출 규칙으로 결정한 학습자 진단이므로 임의적이고 다양한 학습자의 행동에 대한 지각 단위 평가로써는 부적절하며 전체적인 학습 평가에 대한 정확한 진단이 될 수 없다고 생각된다. 따라서 신경회로망을 이용한 진단 모델은 이러한 문제점을 개선하기 위하여 <그림 1>에서의 "학습 목록 생성기"를 <그림 4>의 단계C와 같이 신경회로망으로 대체하여 신경회로망의 학습 패턴 인식 결과를 학습자의 학습 성취도로 진단한다. 신경회로망이 진단 모델에 적용되기 위해서는 신경회로망의 패턴에 대한 학습이 선행되어야 하는데 <그림 4>의 단계D와 같이 학습 성취도에 따라 미리 진단된 학습자들의 수행 기록 파일에서 학습 패턴을 추출하고 그 패턴들을 지정된 단계 값과 매칭되도록 오류 역전파 알고리즘(error back propagation algorithm)으로 지도 학습(supervised learning)을 시킨 후, 그 결과 값을 가중치 파일에 저장하고 이 파일을 진단 모델의 패턴 인식 과정에서 참조한다.



- 단계A: 자율학습 시스템
- 단계B: 리포트 체커기
- 단계C: 신경회로망을 이용한 진단기
- 단계D: 신경회로망 지도 학습기

(그림 4) 신경회로망을 이용한 진단 모델 (Fig. 4) estimation model using the neural network

4. 실험 방법 및 결과

4.1 실험 방법

실험에 적용된 신경회로망의 구성을 위하여 <표 3>의 학습자 패턴 파일을 입력할 수 있는 입력층 노드를 357개(21×17)로 하고 성적을 5등급으로 진단하도록 출력층을 5개 노드로 구성하였으며 은닉층 노드는 반복적인 실험에 의하여 얻어진 최적값인 15개로 하였다. 신경회로망의 일반적인 단점인 지역적인 해에 빠지는 오류를 방지하기 위하여 임계치 함수의 학습률과 관성항을 각각 0.25와 0.5로 하고 오차값이 임계치(thresh-

old) 0.001보다 작아질 때까지 가중치를 조정하는 오류 역전파 알고리즘을 이용하였다. 학습자 행위에 관련된 실험 자료는 <그림 5>와 같은 “acucobol을 위한 멀티미디어 자율학습”[4]이라는 CAI 프로그램을 통하여 얻어진 것으로 학습자가 일정 기간 동안 학습한 행위를 시간별/동작별/학습대상별로 저장한 수행 기록 파일(표 2참조)을 이용하였다. 학습 대상자들은 전문대학 전자계산과 2학년 학생 100명들로 구성되었으며 이들이 한 학기동안 학습한 결과 파일을 리포트로 제출한 것을 이용하였다. 그 중 학습 성취도가 비교적 명백히 구분된다고 관정된 10명의 자료들은 먼저 신경회로망 학습에 이용한 후 나머지 학생들의 자료들과 함께 진단 실험에 적용하였다.

<표 2> 학습자 수행 기록 파일
<Table 2> history file of student

```
96111001,0,Button,start,970903,6:03:37@file_p
rogramming,25,Button,whatisfile,970903,6:04:00@
whatisfile,26,Button,scrollup,970903,6:06:13@wha
tisfile,26,Button,scrolldown,970903,6:06:18@wha
tisfile,26,Button,scrolldown,970903,6:08:19@wha
tisfile,26,Button,scrolldown,970903,6:09:23@wha
tisfile,26,Button,,970903,6:09:25@filestruc,27,Button
,scrolldown,970903,6:11:17@filestruc,27,Button,s
crolldown,970903 . . . . . (생략)
```

실험 대상이 된 코볼 학습은 프로그램을 익히는 학습 과정이라 정해진 규칙 기반의 평가 처리를 하기가 곤란하기 때문에 신경회로망을 이용한 본 실험에 적합한 데이터를 제공하였다고 본다. 이러한 학습자 행위의 특성에 관련된 특징 파라미터를 추출하기 위하여 학습자 수행 파일에서 다음과 같은 항목에 관련된 데이터를 추출하고 신경회로망의 패턴 인식에 적용될 수 있도록 그 통계 값을 3자리 2진수로 변환한 스트링을 17페이지분으로 조합하여 <표 3>과 같이 가로 21행 세로 17열의 입력 파라미터열로 구성하였다.

- 1) 학습 단위별 소요 시간
 - 10분이상은 111, 5분이상은 011, 1분 이상은 001, 그외 000으로 할당
- 2) 학습 단위별 학습한 일수
 - 3일이상은 111, 2일이상은 011, 1일 이상은 001, 그외 000으로 할당
- 3) 유효한 버튼 동작 횟수
 - 10회이상은 111, 5회이상은 011, 1회 이상은 001,

- 그외 000으로 할당
- 4) 유효한 필드 조회 횟수
 - 10회이상은 111, 5회이상은 011, 1회 이상은 001, 그외 000으로 할당
- 5) 동작된 오브젝트 개수
 - 4개이상은 111, 3개이상은 011, 1개 이상은 001, 그외 000으로 할당
- 6) 심화 학습 단위 수행 횟수
 - 3회이상은 111, 2회이상은 011, 1회 이상은 001, 그외 000으로 할당
- 7) 프로그램 실행 횟수(컴파일링,실행)
 - 10회이상은 111, 5회이상은 011, 1회 이상은 001, 그외 000으로 할당

<표 3> 입력을 위한 학습자 패턴 파일
<Table 3> pattern file of student for input

```
학번 : 96111001
소요시간 학습일수 버튼횟수 필드횟수 객체회수 심화횟수 실행횟수
1 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
1 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0
1 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
1 1 1 0 0 1 1 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
1 1 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0
0 0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0
0 0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
```

4.2 실험 결과

<표 4>는 학습 대상자 100명의 학습 행위를 신경회로망 진단 모델로 진단한 결과를 나타낸다. “대상자”를 A, B, C, D, E로 나눈 기준은 담당교수자가 수행 기록 파일을 육안으로 검사한 판정을 근거로 하였으며,

<표 4>페이지별 학습 형태에 따른 진단 결과
<Table 4> estimation result by page pattern

대 상 자	진단결과	일치인원	오류율
A 등급자	13 명	12 명	8 %
B 등급자	18 명	15 명	17 %
C 등급자	30 명	29 명	4 %
D 등급자	20 명	20 명	0 %
E 등급자	19 명	19 명	0 %
합 계	100 명	95 명	5 %

“진단 결과”는 신경회로망 진단 모델이 평가한 결과로써 평균 95%정도의 인식율을 나타내었다. 5%의 오류도 각 등급간의 경계 부분에서 나타나는 오류이기 때문에 그 결과를 5 등급이 아닌 더 많은 등급으로 나눈다면 보다 정확히 진단할 수 있다고 본다.

5. 결 론

기존의 지능형 교육 시스템들이 학습자의 학습 과정을 전반적으로 정확하게 파악할 수 없는 점을 보완하기 위해 다계층 진단 기법의 전문가 모듈 영역 대신 신경회로망을 이용한 진단 모델을 제시하였다. 이러한 진단 기법은 신경회로망의 특징으로 인해 임의적이고 다양한 학습자들의 지각행위를 효율적으로 파악할 수 있어 보다 효과적인 학습자 중심의 교수 환경을 지원할 수 있다. 또 대단위 연수원 등에서 이루어지는 대단위 학습자들의 자동 진단 기능이나 원격 교육 대상자들의 학습 행위를 진단하는데 효율적으로 이용될 수 있을 것이다.

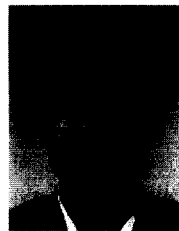
그러나 보다 정확한 진단을 하기 위해서는 학습 성취도와 밀접하게 연관된 입력 패턴이 될 수 있도록 학습자 행동의 지각 단위 선정에 대한 연구와 진단 결과에 대한 효율적인 범주화에 관한 연구가 수반되어야 한다. 또 이러한 학습자 지각 단위를 신경회로망 자체적으로 입력 패턴과 진단 출력 정보로 생성 취급할 수 있는 기능(Grossberg : Adaptive Resonance Model, 1984)에 관한 연구도 향후 과제로 남는다.

참 고 문 헌

[1] H.S. Nwana, "User Modeling and User Adapted Interaction in an Intelligent Tutoring System," User Modeling and User Adapted Interaction, 1, pp.1-32, 1991.
 [2] J. R. Anderson, "Expert Module, Foundations of Intelligent Tutoring Systems," M.C. Polson dt al.(Eds.), New Jersey, Lawrence Erlbaum Associates Publishers, pp.21-53, 1988.
 [3] K. VanLehn, "Student Modeling, Foundations of Intelligent Tutoring Systems," M.C. Polson dt al.(Eds.), New Jersey, Lawrence Erlbaum Associates Publishers, 1988.
 [4] 김현수, "원격교육을 위한 멀티미디어 자율학습 시

스템", 동주여자전문대논문집, Vol.17, 1997.

[5] 백영균, "교육에 전문가 시스템을 도입하기 위한 기초 연구", 정보과학회지, Vol.7, No.3, pp.28-35, 1989.
 [6] 박민용, "신경망컴퓨터, 퍼지컴퓨터", 정보과학회지 Vol.10, No.2, pp.84-90, 1992.
 [7] 이희건·방승양, "신경회로망을 이용한 오프라인 문자인식 연구 동향", 정보과학회지, Vol.9, No.1, pp.33-44, 1991.
 [8] 이기호·최영미, "지능형 교육 시스템 개론", 교학사, 1992.
 [9] 장용훈, "신경회로망을 이용한 차종 및 차량번호 인식에 관한 연구", 동주여자전문대 논문집, Vol.17, 1997.
 [10] 최영미·김민구, "계입환경에서 학습자 모델링을 위한 다계층 진단기법", 한국정보과학회 논문지, Vol.20, No.4, pp.572-582, 1993.
 [11] 최영미·김민구, "기록화일을 이용한 ITS의 진단기법", 한국정보과학회 인공지능연구회1992년도 춘계 학술발표논문집, pp.49-53, 1992.



김 현 수

khsq@seotpa.dongju-c.ac.kr

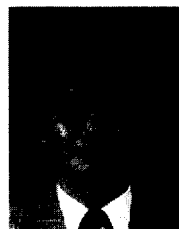
1985년 부산대학교 전자공학과(공학사)

1988년 경성대학교 대학원 산업정보학과(공학석사)

1998년 부산대학교 인지과학협동과정 박사과정 수료중

1989년~현재 동주대학 멀티미디어과 교수

관심분야 : 컴퓨터교육, 멀티미디어정보시스템, 데이터베이스, 음성인식



손 건 태

ktsohn@hyowon.pusan.ac.kr

1977년 서울대학교 수학과(이학사)

1984년 서울대학교 대학원 계산통계학과(이학석사)

1993년 서울대학교 대학원 계산통계학과(이학박사)

1985~현재 부산대학교 통계학과 교수

관심분야 : 데이터마이닝, 전산통계, 진단소프트웨어개발