

연산지능을 이용한 부진아 영역진단 지원 시스템

Underachievers Realm Decision Support System using Computational Intelligence

임창균*, 김강철*, 류재흥*, 정중하**

Chang Gyoon Lim*, Kang Chul Kim*, Jae Hung Yoo*, and Jung-Ha Jhung**

*여수대학교 컴퓨터공학과

**여수 종교중학교

요 약

본 연구에서는 중학교 국어 교과과정에 있어서 부진아 학생을 위한 부진 영역을 진단을 지원할 수 있는 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템을 학교 수업 현장에 적용함으로써 학습부진 학생들의 수준에 맞는 보충·심화학습이 이루어져 학습결손과 학습부진을 최소화하여 교수·학습의 목표를 달성하고 학업성취도를 향상시킬 수 있도록 하였다. 이 시스템에서의 입력은 36가지 변수가 제안된 코딩 기법을 이용하여 시스템을 위하여 학습데이터와 테스트데이터가 인코딩된다. 이 인코딩된 변수의 값들은 시스템의 입력 층의 값이 된다. 은닉 층의 뉴런 수는 학습 데이터를 이용하여 학습한 후 가장 좋은 성능을 보여주는 결과를 이용하여 결정하였다. 출력 층의 뉴런 수는 각 영역에 하나의 뉴런을 할당하여 4개의 뉴런을 사용하였다. 본 시스템을 개발하기 위해 다층 퍼셉트론 구조와 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다. 영역진단 지원 시스템을 위해 학습 데이터로써 2,008개를 사용하였고, 테스트를 위하여 380개의 데이터를 사용하여 실험한 후 성능을 평가하였다.

Abstract

In this paper, we proposed the system that supports underachievers realm decision of Korean language curriculum in the middle school. Learning disability and stagnation should be minimized by using and applying the proposed system. The input layer of the system contains 36 variables, which can be specific items in the Korean language curriculum. The variables are encoded with the specific coding schemes. The number of nodes in the hidden layer was determined through a series of learning stage with best result. We assigned 4 neurons, which correspond to one realm of the curriculum to output layer respectively. We used the multilayer perceptron and the error backpropagation algorithm to develop the system. A total of 2,008 data for training and 380 for testing were used for evaluating the performance.

Key words : Neural Networks, Decision Support, Underachievers, Korean Language, Computational Intelligence.

1. 서 론

학습부진 학생들은 학교수준에 관계없이 그 숫자가 계속 증가 추세에 있는데다가 그들이 당면하고 있는 문제가 단순히 학습부진에만 관련된 것이 아닌 복합적인 것이어서 지도 상에 어려움이 더욱 커지고 있다[1]. 강원도 교육연구원의 조사결과에 의하면 기대학력수준보다 1년이나 뒤떨어진 학생들은 국어에서 약 30% 산수에서 약 35%로 드러났다고 하며 지능의 정산분포이론에 입각한 학습부진아의 출현율을 13.7%, 그리고 실제적인 출현율을 20.2%로 추정하고 있다 [2,3]. 국어과 제 7차 교육과정에서는 학습자의 학습 능력 수준, 학습 과제의 친숙도 및 흥미 정도에 따라 학습 성취 수준과 학습 속도 면에서 차이가 있을 수밖에 없음을 인정하고 있다. 1998년 한국교육과정평가원에서 초·중등학교 교사를

대상으로 실시한 학습부진아 지도 실태 조사에 의하면 학습 부진의 주요 요인으로 학습자 요인에 학습동기의 결핍 및 잘못된 학습 습관을, 학습자 외 요인으로 다인수 학습에서 개별 아동에게 적절한 수업 방법 및 자료를 제공할 수 없음을 들고 있다[4].

본 연구는 제7차 교육과정에서 국민 공통 기본 교육과정이 적용되는 학년과 수준별 교육과정이 적용되는 교과 중, 국어 교과를 중심으로 국어 교과의 언어활동 영역, 즉 듣기, 말하기, 읽기, 쓰기 영역에서 학습 부진의 정도를 보다 구체적이고 체계적으로 산출함으로써 학습자에게 적절한 지도 프로그램이 제공될 수 있도록 하여 학습 결손과 학습 부진이 최소화될 수 있고, 학습자의 욕구를 충족시켜 학업의 향상을 가져와 수준별 교육과정의 순조로운 현장 착근을 지원하는데 기여하고자 한다.

불행하게도 부진아 학생을 정확히 진단하기 위한 도구는 아직 존재하지 않는다. 현실적으로 여러 가지 부진 요소들 가지고 있는 학생에 대한 부진아 정도를 결정한다는 것은 쉬운 일이 아니다. 부진아 학생에 대한 부진 영역을 정확하게 결정하여 이에 대한 적절한 교육을 시키는 일은 학생들을 부진에서 벗어나게 하기 위한 교육적으로 아주 중요한 문제다.

접수일자 : 2005년 12월 30일

완료일자 : 2006년 1월 31일

감사의 글 : 본 연구는 여수대학교 2005년도 학술연구 지원비에 의하여 연구되었음.

이러한 결정할 수 있도록 지원하는 시스템 자체가 태생적으로 복잡하고 에메모호한 문제일 수 있다. 따라서 인공 신경망과 같은 연산지능(computational intelligence)을 이용하면 이러한 진단 시스템을 구현하는데 아주 탁월한 성능을 보여준다.

다층 퍼셉트론(multilayer perceptron)은 인공신경망 모델 중에서 가장 보편적이고 많이 사용되고 있다. 이는 구조 자체가 정확하고 간단한 알고리즘을 사용하고 있기 때문이다. 본 논문에서는 부진아 영역 부진을 결정하는 문제와 같은 복잡한 문제를 해결할 수 있도록 시스템을 구축하고자 한다. 여기에서 사용하는 모델은 세 개 층으로 구성된 다층 퍼셉트론을 사용한다. 이 망은 입력층, 은닉층, 출력층을 각각 한 개씩 갖는다.

이 시스템은 입력 변수를 36가지로 정하였다. 은닉 층을 위한 뉴런의 개수는 학습과 학습 데이터를 이용한 실험을 통해 결정하기로 한다. 출력 층의 뉴런 개수는 영역을 말하기, 듣기, 읽기, 쓰기 등 4가지 종류로 나누었기 때문에 4개의 뉴런으로 구성된다. 부진아 영역진단 지원을 위해 설계된 시스템은 역전파 알고리즘(backpropagation)을 이용해 학습한다. 학습 후 준비한 테스트 데이터를 이용해 최종 결과를 보여준다.

본 논문에서는 선생님들이 직관적으로 학생 수준을 평가하는 단점을 보완하여 보다 정확한 영역부진을 진단할 수 있도록 도와주는 시스템을 설계하고 구현하였다. 학습자는 자신의 부진 영역에 해당된 학습내용을 학습하고 부족한 영역을 보충하여 학습의 성취도 높인다.

2. 이론적 배경

2.1 학습부진아의 일반적 특성

학습부진아란 어떤 요인으로 인하여 학교에서 같은 내용을 학습하는데 그 성적이 동학년의 다른 학생에 비하여 부진한 학생을 말하는데 이와 비슷한 용어로 지진아, 학력 지진아 등의 용어로 혼용하는 경향이 있는 바, 그 개념을 명확하게 하기 위하여 Termann의 지능 분류를 인용해 보면 표 1과 같이 분류할 수 있다[5].

표 1. 지능의 분류
Table 1. Classification of Intelligence

구분	점수
천재 (Very superior)	140이상
수재 (Superior)	120 - 140
영재 (Bright normal)	110 - 120
정상평균 (Normal)	90 - 110
학습지진 (Slowlearner)	80 - 90
경계지능 (Border line)	70 - 80
정신지체 (Mentally Retarded)	70이하
우둔 (Moron)	50 - 70
치우 (Imbecile)	25 - 50
백지 (Idiot)	25이하

위와 같이 분류한 것은 학력은 IQ와 높은 상관을 가지고 있기 때문에 IQ가 낮으면 학습 능력이 부족하여 학력이 부진하고 그 발달의 상한선도 정상적 학생에 비해 낮게 마련이라는 것이다. 지능은 정상인데 어떤 요인에 의하여 학습이

능성만큼 성취되지 못하고 있는 학생을 말하는데 이들은 특수 학급이 아닌 일반 학급 담임의 구제 대상자이다.

학습부진의 근본적인 원인과 그 징후 그리고 상관관계에서 나타나는 문제는 단순하지 않다. 학자에 따라서는 부진의 원인을 “어떤 결과를 낳는 발달적 계열”이라고 정의하기도 하는데, 이 계열에는 다른 어느 것보다 더 많은 문제들을 유발하는 원인들이 내포되어 있다[6].

2.2 다층 퍼셉트론

인공신경망은 간단히 신경망이라고도 부르는데 Rosenblatt[7]가 1950년 말경에 패턴 분류 학습에 다층 퍼셉트론을 적용한 이후로 계속 연구되어오고 있다. 그러나 Minsky와 Papert[8]가 지적했듯이 다층 시스템으로는 문제를 해결하는 데는 한계가 있음을 발견하고 1970년에 다층 퍼셉트론을 연구하기 시작 했다.

전형적인 다층 퍼셉트론 망은 3개 또는 그 이상의 계층으로 구성된다. 입력 층에서는 외부 입력을 받아들이고 출력 층에서 분류된 결과를 준다. 입력 층과 출력 층 사이에는 하나 이상의 계층이 존재하며 이를 은닉 층이라 한다. 그림 1에서는 다층 퍼셉트론의 구조를 보여준다. 은닉 층이나 출력 층과는 다르게 입력 층에서는 아무 연산이 일어나지 않는다. 퍼셉트론의 동작원리는 입력 패턴 특징 값들이 입력 층에 들어오면 은닉 층에 있는 노드들이 연산을 수행한 결과가 다음 일괄에 있는 노드의 입력 값이 된다. 이러한 과정을 출력 층까지 계속되어 최종 결과가 나오게 된다. 여기에서 나오는 출력 신호는 입력 값에 대한 적절한 클래스로 표현되어야 한다. 출력 층의 여러 노드들 중에 가장 높은 값을 갖는 노드가 그 클래스에 해당되며 다른 노드들은 낮은 값들을 갖게 된다.

각 층에 있는 노드들을 연결시켜주는 역할을 해주는 것을 연결강도(connection weight)라 한다. 이 연결은 같은 층에 있는 노드들은 연결할 수 없고 다른 층에 있는 노드들을 연결할 수 있다. 일반적으로 하나의 노드는 다음 층에 있는 모든 노드들과 연결된다. 연결강도는 노드에서 출력된 값과 곱해서 연결된 뉴런의 입력이 된다. 연결강도의 크기에 따라 신호의 세기가 결정되어 최종 결과에 미칠 영향이 결정되기 때문에 이는 아주 중요한 요소라 할 수 있다. 인공 신경망에 지능을 넣어주는 학습은 이 연결강도를 적절하게 조절해 어떤 뉴런이 출력에 얼마만큼 영향을 미칠 것인지 결정을 해주게 된다.

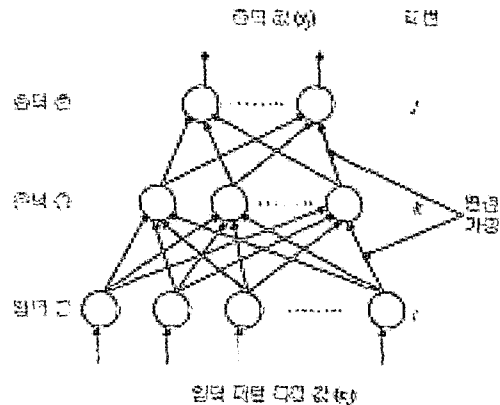


그림 1. 다층 퍼셉트론의 구조
Fig. 1. The structure of multilayer perceptron

2.3 인공신경망 학습과 오류 역전파 알고리즘 (Error Backpropagation Algorithm - BP)

학습은 인공 신경망에 지능을 넣어주기 위함이다. 학습패턴은 입력패턴과 목적패턴으로 나누어진다. 목적패턴은 인공 신경망의 출력 값을 의미하는 것은 아니고 특정입력이 주어졌을 때 그 입력 값에 따라 출력되어야 하는 값을 의미한다. 부진아 학생의 입력 값이 주어졌을 때 그 학생에 대한 부진아 정도에 대한 원하는 부진 영역이 할당되어야 한다.

오류 역전파 알고리즘이라고도 부르는 BP 알고리즘은 순방향 다층 신경망의 학습에 효과적으로 적용할 수 있어서 다양한 분야에 보편적으로 활용되는 매우 중요한 학습 알고리즘이다. BP 알고리즘은 함수 근사화(function approximation)와 패턴인식을 비롯한 많은 분야에 적용되고, 역전파 훈련은 경사하강법(gradient decent method) 알고리즘이다.

인공신경망은 처음부터 원하는 결과를 출력하지 못한다. 이를 학습이라는 단계를 거쳐 연결강도 값을 변화시켜 원하는 영역을 출력하도록 하는 것이다. 여기에서 부진아 학생의 입력 값이 입력 패턴이고 부진영역이 목적패턴이 된다. 목적패턴과 최종 출력 값을 비교하여 에러를 구하고 이를 기준으로 연결강도의 조절량을 결정한다. 여기에서 구해진 조절량만큼 연결강도를 조절하여 이를 원하는 정도의 에러를 가질 때 까지 반복한다.

연결강도를 조절하는 방법이 여러 가지가 있으나 일반적으로 목적패턴과 출력 값 사이의 오차를 바탕으로 수행한다. 이렇게 연결강도를 조절하는 과정을 학습규칙이라 한다. 본 논문에서는 학습에서 가장 많이 사용하는 오류 역전파 알고리즘(Error Backpropagation Algorithm- BP)을 사용한다.

학습하는데 있어서 어떤 뉴런의 활성이 다른 뉴런의 잘못된 출력을 하는데 영향을 미쳤다면 두 뉴런간의 연결강도를 그것에 비례하여 조절해주어야 하고 그러한 과정은 그 아래에 있는 다른 뉴런들까지 계속된다. 일단 다층 퍼셉트론의 구조가 결정되면 그 신경망의 연결강도가 학습 패턴과 목적패턴을 기본으로 한 학습을 통해 변경된다. 오류 역전파 알고리즘은 다중퍼셉트론 학습을 위한 가장 일반적이고 간단한 방법이다[9]. 오류 역전파 알고리즘의 핵심은 표 2와 같다.

표 2. 오류 역전파 알고리즘
Table 2. Error backpropagation algorithm

[1] 연결강도를 난수를 사용해 초기화
[2] 다음을 원하는 결과가 나올 때 까지 반복 (오류가 원하는 값 이하로 되거나 기울기 $\partial E(t)/\partial W$ 가 원하는 값 이하일 때까지)
[2.1] 식 $\Delta W(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial W}$ 을 계산
[2.2] 연결강도를 갱신 : $W(t+1) = W(t) + \Delta W(t)$
[2.3] 오류를 계산 : $E(t+1)$
t : 반복 횟수
W : 연결강도
η : 학습률
E : 오류

여기에서 오류는 평균자승오차(Mean Square Error : MSE)함수를 이용하여 실제 출력(y_j)과 목적패턴(d_j)의 차이로 구할 수 있다. 이를 수식으로 나타내면 식(2.1)로 표현할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (d_j - y_j)^2 \tag{2.1}$$

학습을 해나가는데 있어서 순차 학습 전략(incremental training strategy)과 일괄 학습 전략(batch training strategy)이라는 두 가지 전략이 있다[10, 11]. 일반적으로 순차 학습 전략이 효율적이고 학습 데이터가 많은 경우에 학습이 빨리 이루어진다. 학습패턴은 랜덤하게 고루 분포시켜야 지역적인 최소 점을 벗어날 수 있다.

BP 알고리즘을 이용하여 신경망을 학습하는데 있어서 학습률은 신경망의 구조나 응용목적에 따라서 다르지만 일반적으로 0.001에서 10사이의 값을 사용한다. 급격하고 좁은 오차 최소 점을 찾는 문제에서 학습률로서 큰 값을 사용하면 학습이 빠르게 진행될 수 있지만 오차 최소 점에 도달하지 못하게 되어 학습이 이루어지지 않을 수 있다. 반대로 너무 작은 값을 학습률로서 사용하면 결과적으로 오차 최소 점에 수렴할 수는 있지만 학습해나가는 과정에서 연결강도 변화량이 아주 적게 되어서 전체 학습하는 시간이 길어질 수 있다. 따라서 원하는 응용목적에 대해서 여러 가지의 학습률을 사용하여 학습한 후 그 결과를 비교하여 최적의 학습률을 선택하는 것이 좋다[12].

앞에서 언급했듯이 적은 값의 학습률을 사용하는 경우 학습단계에서 연결강도의 변화량은 상대적으로 줄어들기 때문에 학습이 느려지는 결과를 초래하게 된다. 모멘텀(momentum) 항을 학습 단계에서 연결강도를 변화 시킬 때 이전 학습 단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용한다.

적응식(Adaptive) 학습률은 학습 시간을 단축시키기 위하여 각각의 연결강도마다 독립적인 학습률을 사용할 수 있을 뿐 아니라 학습단계에서 학습률을 적응적으로 변화 시킨다. 단순히 학습률을 사용하여 연결강도를 변화 시킬 때에는 연결강도가 계속 증가하거나 계속 감소하는 현상이 발생한다. 만일 연결강도가 계속 증가 한다면 학습률이 너무 적기 때문에 연결강도를 적절히 변화 시키는데 많은 학습단계를 요구하게 된다. 이때 학습률을 약간 큰 값으로 변경하여 연결 강도의 변화량을 크게 하면 학습 시간을 단축시킬 수 있을 것이다. 학습하는 과정에서 연결강도의 변화량이 크다면 이는 학습률이 너무 크기 때문에 연결강도가 적절히 변화되지 못한다고 추측할 수 있다. 이때는 반대로 학습률을 감소시키면 문제를 해결할 수 있을 것이다.

학습을 수행하는데 있어서 경사하강법(steepest descent), 뉴턴법(newton method), 퀘시 뉴턴법(quasi-newton method), 쥘레 구배법(conjugate gradient method)과 같은 최적화 알고리즘은 신경망을 수렴하는데 많이 사용된다[13]. 본 논문에서는 적은 연산 비용으로 좋은 결과를 가져올 수 있는 쥘레 구배법을 사용하였다. 탐색 방향은 앞의 모든 단계에서의 구배 변화에 직교하는 방향을 취함으로써 2차 미분값의 계산이 필요치 않다. 파선 토모그래피(ray tomography) 등 역해 계산에 사용되는 행렬이 매우 커서 특이치 분해(SVD) 등으로 계산하기 어려운 경우에 효율적이다. 연결강도는 다음 식들을 이용해 표현될 수 있다.

$$W(t+1) = W(t) + \eta(t)d(t) \tag{2.2}$$

$$d(t) = -\nabla E[W(t)] + \beta(t)d(t-1) \tag{2.3}$$

$$d(0) = -\nabla E[W(0)] \tag{2.4}$$

여기에서 ∇E 는 구배이고 $d(t)$ 는 컬레 구배이며 $\eta(t)$ 는 단계를 의미한다.

3. 부진아 영역진단 지원을 위한 시스템

3.1 입력 층과 데이터

국어과 교과목에 대한 학습 부진아의 부진 영역을 결정하고자 할 때, 여러 가지 관련 정보가 필요하다. 부진아 정도에 맞는 학생 지도를 위해 필요한 모든 정보를 수집하여 학생들에 대한 정확한 측정을 할 수 있도록 한다. 본 연구에서는 부진 학생의 정보를 수학적 변수로 변형 한 후 모의실험을 통해 학생의 부진한 영역을 진단하여 보여줄 수 있도록 한다. 이들 변수들은 추론 방법을 통해 처리될 수 있다.

국어과 교육에 있어서 교사가 학생의 부진아 정도를 테스트할 수 있는 필수 영역으로 그룹화 하여 실험 데이터베이스를 만든다. 본 연구를 위하여 각 영역을 말하기, 듣기, 읽기, 쓰기로 구분하였고 각 그룹은 다시 9개의 세부항목으로 나누었다. 따라서 실험을 위하여 입력 데이터는 표 3과 같이 36개 항목으로 구성하였다. 이렇게 구분된 각 항목은 신경망에서 입력 뉴런에 대응한다. 따라서 총 36개의 변수가 입력 층의 뉴런에 들어가게 된다. 각 평가 항목의 데이터는 -1, 0.1, 1.0으로 3등급으로 나누어 인코딩하였다. 즉, 어떤 학생의 항목에 대해 부진 정도가 높으면 -1.0, 중간정도이면 0.1, 부진 정도가 없으면 1.0을 할당한다. 실험은 학습을 위해서 영역진단은 2008개의 데이터를 임의로 생성하여 사용하였다. 실험을 위하여 생성된 학습 데이터의 분포는 표 4와 같다.

표 3. 학습부진아 판별을 위한 국어과 영역과 세부항목
Table 3. Korean language realm and items for underachievers decision

영역	세 부 항 목
말하기	날말 뜻, 존대법, 지시어, 접속어, 말할 내용 찾기, 동유이의어, 다의어, 상황에 맞게 말하기, 문장의 호응
듣기	주장하는 내용 찾기, 말하는 목적 찾기, 들은 때의 유의점 알기, 사실과 의견 구분하기, 두 가지 내용 듣고 비교하여 말하기, 메모하는 방법 찾기, 들은 내용 만화로 그리기, 인과관계 찾기, 내용 바꾸어 말하기
읽기	주제어 찾기, 글의 목적 알기, 사실과 의견 구분하기, 토의 내용 타당성 살피기, 글에 나타난 정서, 사건의 원인 찾기, 반박할 내용 찾기, 6하 원칙 찾기, 정확한 발음(소리나는 대로 쓰기)
쓰기	받아쓰기, 제목 정하기, 띄어쓰기, 비유어, 속담·사자성어 활용, 문장부호, 문장의 시제, 국어사전 찾기, 단어의 관계

표 4. 영역진단을 위한 학습 데이터 분포
Table 4. Training data distribution for realm decision

영역 진단	등급	말하기	듣기	읽기	쓰기	총
	학생수					
		543	534	378	553	2,008

3.2 은닉 층

신경망 학습에 있어서 은닉 층의 뉴런 수는 학습 패턴에서 미지의 패턴으로 일반화하는데 있어서 아주 많은 영향을

미친다[14]. 은닉 층에서 적은 수의 뉴런을 이용하여 학습을 시키는 경우 주어진 학습 패턴에 대해 완전히 분류하기 힘들게 되는데 이를 언더피팅(underfitting)이라 한다. 반면에, 너무 많은 수의 뉴런을 사용하여 학습하는 경우 벡터 공간에서 너무 많은 결정 경계구간을 만들 수 있다. 이러한 경우 학습 패턴의 특정 속성에 대해 과장해서 반응할 수 있는데 이를 오버피팅(overfitting)이라 한다.

신경망에서 가장 중요한 요소는 정확성과 수렴하는 속도라 할 수 있다. 따라서 우리는 실험을 통해서 주어진 문제를 해결하기 위하여 은닉 층의 뉴런 개수를 바꾸어 가면서 반복적인 실험을 통하여 허용 오차와 학습데이터를 이용한 테스트 결과를 기본으로 하여 은닉 층의 뉴런 개수를 결정한다. 즉, 실험데이터를 이용하여 표 5와 같은 과정을 거쳐 은닉 층의 뉴런 개수를 결정한다. 초기에 은닉 층의 뉴런 개수를 세 개로 설정하고 2개씩 증가 시켜 최대 31개까지 반복 실험하여 가장 좋은 결과를 가져온 은닉 층의 뉴런 개수를 결정하여 실제 테스트 데이터를 이용한 실험 한다. 이 결과는 그림 2에서 보여준다.

표 5. 은닉 층의 뉴런 수 결정 방법

Table 5. The method for determining the number of neurons in the hidden layer

- | |
|--|
| [1] 은닉 층의 초기 뉴런 수를 결정(초기 뉴런 수=3) |
| [2] 다음 단계를 미리 정해진 최대 뉴런 수 까지 반복 (최대 뉴런 수 = 31) |
| [2.1] 학습을 실행 |
| [2.2] 정해진 허용 오차나 최대 반복 횟수만큼 |
| [2.3] 학습 데이터를 이용해 결과 출력 |
| [2.4] 은닉 층의 뉴런 수를 2개 증가 |

앞에서 언급하였듯이 본 연구에서는 두 가지 형태의 실험을 행한다. 우선 부진학생이 어떤 영역에서 부진한가를 진단하기 위해서 영역부진을 위한 실험과, 그 학생의 전체적인 부진 영역을 알아보기 위한 실험을 행하기로 한다.

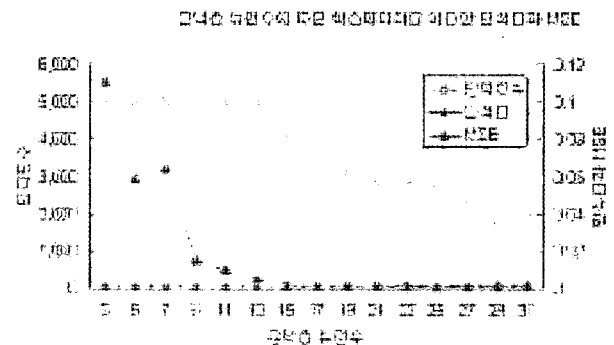


그림 2. 은닉 층의 뉴런 수에 따른 학습데이터의 인식률과 MSE

Fig. 2. Recognition rate and MSE with training data in terms of the number of neurons in the hidden layer

그림 2에서는 영역부진을 측정을 위한 은닉 층의 뉴런 수에 따른 학습데이터의 인식률과 MSE의 결과를 보여준다. 학습데이터를 이용한 실험 결과에 볼 수 있듯이 은닉 층의 뉴런 수가 15개일 때 4,120회 학습 후 MSE가 오차 허용한계 이하로 떨어 졌고 학습데이터를 이용한 결과는 99%이상

의 인식률을 보여주고 있다. 은닉층의 뉴런수가 7개 이하일 때는 학습데이터를 이용했을 때 인식률이 96%이하였으며, 9개 이상일 때는 99%이상의 인식률을 보여주었다. 그러나 은닉층의 뉴런의 수가 19개와 31개 사이일 때는 빠른 수렴을 보여주고 있으나 학습데이터를 이용한 결과가 유사하다는 것을 볼 수 있다. 유사한 결과를 가져오더라도 은닉층의 뉴런 개수가 많아지면 그 만큼 연산 량도 증가하게 된다. 그림에서 볼 수 있듯이 은닉 뉴런수가 13에서 15로 증가시켰을 때 반복횟수가 감소하고 허용 오차범위 안에서 수렴함을 볼 수 있다. 그러나 뉴런수를 17개로 증가시켰을 때 원하는 허용오차에 도달하기위한 반복횟수가 증가함을 볼 수 있다. 따라서 영역부진을 진단하기 위해서 은닉층의 뉴런 수를 15개 사용하기로 한다.

3.3 출력 층

출력 층의 뉴런 개수는 실험하는데 있어서 출력하고자 하는 대상에 따라 다르다. 본 연구에서는 영역진단 실험을 수행한다고 이미 언급하였다. 우선 영역진단은 표 3과 표 4에서 보여주듯이 말하기, 듣기, 읽기, 쓰기라는 네 가지 영역으로 구분하기 때문에 출력 층에 4개의 뉴런이 필요하다. 따라서 전체 네트워크의 구조는 은닉층의 뉴런 개수와 출력층의 뉴런 개수에 따라 다르다.

학습단계에서는 시스템의 출력과 타깃 출력의 차이를 같게 하도록 가중치를 갱신한다. 따라서 그에 대한 타깃 출력을 준비하기 위해 출력 층의 각 뉴런에 대해 각 영역에 해당 부분에 1.0을 할당하고 그 외는 -1.0을 할당한다. 예를 들면 영역진단의 경우에 말하기 부분에 특히 부진한 학생은 1.0 -1.0 -1.0 -1.0이 할당된다.

3.4 학습 파라미터

오류 역전파 알고리즘을 이용하여 학습을 행하는데 있어서 학습 파라미터의 결정은 중요한 요소 중에 하나인데 이를 정리하면 표 6과 같다. 학습률을 0.05라는 작은 값을 사용하였기 때문에 각 학습단계에서 연결강도 변화량이 줄어들게 되므로 학습이 느려지는 현상을 방지하기 위하여 연결강도를 변화시킬 때 이전 학습단계의 연결강도 변화량을 활용하는 모멘텀 상수(=0.9)를 사용하였다. 또한 단계마다 연결강도가 변화하는 상황에 따라서 학습률을 적응 식으로 변경할 수 있도록 학습 상수를 증가(=1.05)시켰다. 활성화 함수로는 tanh를 사용하였으며 학습시 최대 허용오차는 0.001로 정하였다.

그림 3은 영역진단 실험을 위한 학습에서 표 6과 같은 환경 하에서 은닉층의 뉴런 수를 11개로 정했을 때 각 학습단계별 오차그래프를 출력한 것이다. 허용할 수 있는 오차한계를 0.001로 하였을 때 5,000번 학습한 후 원하는 오차한계를 도달하지 못하고 학습을 멈추었다. 영역진단을 위해 은닉층의 뉴런 수를 결정하기 위하여 뉴런 개수를 늘려가면서 허용오차와 학습데이터를 이용한 결과는 그림 2에서 이미 보여 주었다.

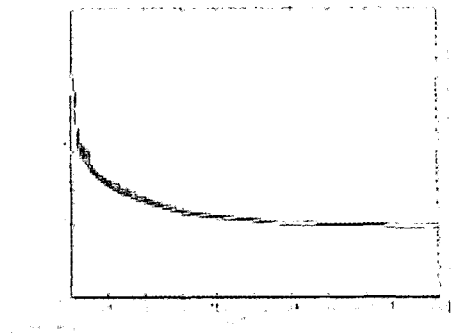


그림 3. 학습단계별 오차 그래프
Fig. 3. Error graph of training phase

4. 부진아 영역진단을 위한 실험

부진아의 영역부진을 결정하도록 하는 진단시스템을 구축하기 위하여 학습데이터와 이를 실험하기 위한 테스트 데이터를 만들어 실험을 행하였다.

4.1 학습과 입력 데이터

학습 현장에서 부진아의 부진 영역을 진단하기 위한 시스템은 아직 존재하지 않는다. 본 연구에서는 국어교사인 본 연구원이 항목을 정하고 입력된 데이터에 대한 의사결정을 하여 학습 데이터를 준비하였다. 학습은 3장에서 실험한 결과를 토대로 실행하였다.

영역진단을 위한 실험은 시스템 구조가 다르므로 이를 구분해서 실험한다. 입력 데이터는 주어진 항목에 대하여 랜덤하게 생성하였다. 각 항목에 대해 가중치를 부여하여 최종 의사 결정을 하는 방식으로 진단하였다. 각 영역에 대한 항목이 9개씩으로 구성되어 있기 때문에 36개가 필요하고 추가로 바이어스가 입력으로 사용되어 총 37개의 입력 층의 뉴런이 필요하다. 영역진단을 통해서 학생의 전체 부진 정도를 알 수 있을 뿐 아니라 어떠한 영역에서 많은 부진을 보이는가를 알 수 있도록 실험을 행하였다.

4.2 영역진단 지원 시스템을 위한 실험

영역진단은 말하기, 듣기, 읽기, 쓰기라는 네 가지 영역으로 구분한다. 각 영역은 다시 9개의 항목으로 나뉜다. 따라서 입력 층의 뉴런 수는 36개가 되며 은닉층의 뉴런 수는 그림 2에서 얻은 15개의 뉴런을 사용하였다. 출력 층의 뉴런 수는 각 영역에 대하여 하나의 뉴런을 할당하여 4개의 뉴런으로 구성된다. 각 영역에 해당하는 뉴런에 1.0을 할당하고 나머지 뉴런은 -1.0을 할당하여 타깃 출력데이터를 만들었다. 그림 4는 영역진단 실험을 위해 사용된 신경망 구조를 보여준다. 그림에서는 단순히 바이어스는 생략하였다.

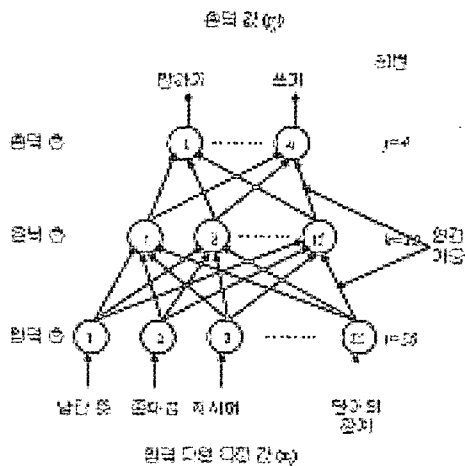


그림 4. 영역진단을 위한 신경망 구조

Fig. 4 The structure of neural networks for realm decision

표 6에서 보여 주듯이 영역진단에서는 15개의 뉴런을 은닉 층을 위해서 사용한다. 학습을 위한 파라미터는 표 6을 따른다. 본 실험의 테스트 위하여 380개의 데이터를 사용하였다. 테스트 단계에서 시스템 전체 인식률을 계산하기 위하여 테스트 데이터도 같은 방법으로 타깃 출력을 생성하였다. 시스템의 실제 출력 값들 중에서 가장 큰 값을 가지는 뉴런은 1.0을 할당하고 나머지 뉴런은 -1.0을 할당하여 타깃 출력과 비교하여 같으면 인식으로 분류하고 다르면 오류로 분류한다. 이러한 방식으로 테스트 데이터를 이용한 실험 결과는 평균96%의 인식결과를 보여주었다. 각 영역별로 인식된 결과는 표 6에서 보여준다.

말하기 영역에 특히 부진을 보인 학생이 100명이 테스트에 참가하였는데 본 시스템에 적용해 본 결과 이 중에서 5명이 오류를 보였다. 비슷하지만 말하기 영역에서 많은 부진을 보인 학생은 인식률이 특히 낮았음을 보여준다. 이는 신경망이 가지는 한계로 해석할 수 있겠다. 왜냐하면 신경망에서는 의사결정을 할 수 있는 능력을 많이 가지고 있지 않기 때문이다. 본 시스템에서는 단지 출력 결과들 중에서 가장 큰 값을 낸 뉴런을 최종 결과로 할당하기 때문이다. 즉 출력된 데이터를 가지고 의사결정을 할 수 있는 시스템이 추가되면 향상된 결과를 가져올 수 있을 것이다.

표 6. 테스트 데이터를 이용한 영역별 인식 결과

Table 6. Recognition results by realms using testing data

영역	학생수	인식 수	오류 수	인식률
말하기	100	95	5	0.95000
듣기	101	97	4	0.96039
읽기	83	79	4	0.95180
쓰기	96	94	2	0.97916
총	380	365	15	0.96052

한 영역의 표본에 이용되는 방법을 같은 집단의 다른 표본에 적용시켜 정당성을 확인시켜 각 테스트 영역에 대한 정확성 추정할 수 있는 크로스 확인결과를 표 6에서 보여 주었다. 여기에서 말하기 영역에서는 크로스 확인을 기본으로 한 첫 번째 테스트임을 의미한다. 테스트 데이터를 이용한 혼동행렬을 표 7에서 보여준다. 이 행렬은 각 영역에 대한 실제 영역과 예상되는 영역과 관련된 정보를 제공한다. 이

행렬에서의 행은 테스트 데이터의 수를 나타내며 각 열은 시스템의 결과를 보여준다. 예를 들면 시스템은 100개의 말하기 데이터에서 말하기 영역으로 95개를 할당 했으며 듣기와 읽기를 각각 2개씩을 할당했다.

표 7. 영역진단 지원 시스템의 혼동행렬

Table 7. Confusion matrix of realm decision support system

영역	말하기	듣기	읽기	쓰기	총
말하기	95	2	3	0	100
듣기	2	97	1	2	102
읽기	2	2	79	0	83
쓰기	1	0	0	94	95
총	100	101	83	96	380

이 표를 통해서 시스템 정확도와 사용자의 정확도를 계산할 수 있다. 시스템 정확도는 테스트 데이터를 이용해서 제안한 시스템이 정확히 인식한 비율을 나타낸다. 예를 들면, 듣기 영역에서의 시스템 정확도는 96%(97/101)를 나타낸다. 반면에 사용자 정확도는 시스템이 테스트 데이터를 사용했을 때 그 클래스에 속하는 분류되는 영역의 비율을 나타낸다. 예를 들면, 듣기 영역에서의 사용자 정확도는 95%(97/102)이다. 이에 관련된 결과는 그림 5에서 보여준다.

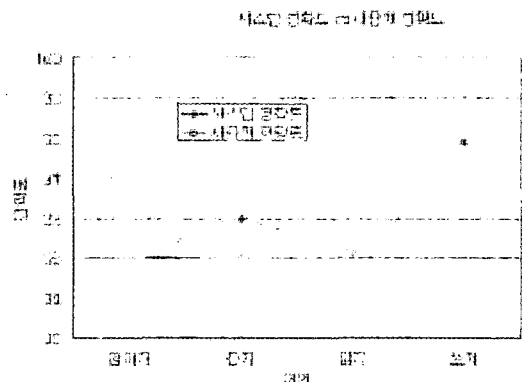


그림 5. 시스템 정확도와 사용자 정확도

Fig. 5. System accuracy and user accuracy

5. 결 론

본 연구에서는 중학교 국어 교과과정에 있어서 인공 신경망을 이용한 부진아의 부진 영역을 진단할 수 있도록 지원할 수 있는 시스템 개발하였다. 이 시스템에서는 국어교과 영역의 세부항목을 입력으로 하기위해 36가지 변수가 제안된 코딩 기법을 이용하여 시스템을 위하여 인코딩 되었다. 이 인코딩된 변수의 값들은 시스템의 입력 층의 뉴런에 대응시켰다. 은닉 층의 뉴런 수는 학습을 통하여 결정하였으며 영역진단을 위해서 15개의 뉴런을 사용하였다. 출력 층에 있는 노드들은 각 학생들의 부진의 정도를 결정할 수 있는 가짓수로 결정된다.

다층 퍼셉트론을 이용해 부진아의 부진 영역진단을 할 수 있도록 개발하였으며 이를 이용해 영역진단을 하는데 도움을 줄 수 있도록 하였다. 시스템 개발을 위해 우리가 정한 인코딩 기법을 이용해 입력 뉴런에 대응할 36개의 입력변수를 인

코딩하여 학습데이터와 테스트데이터를 만들었다. 은닉 층의 뉴런 수는 일련의 학습데이터를 이용해 테스트를 거쳐 결정하였다. 출력 층의 뉴런 수는 영역진단을 위해 4개를 사용하였다. 영역진단을 위한 학습을 위해 2,008개의 학습데이터를 사용하였으며 테스트는 380개의 데이터를 사용해 96%이상의 인식률을 보여주었다. 실험 결과에 의하면 영역진단을 위한 시스템은 학습데이터를 이용한 실험 결과가 인식률이 약간 낮게 나왔으나 이는 자연스러운 현상이라 할 수 있다. 이를 보완하기 위해서는 시스템 성능을 향상시키기 위하여 퍼지 시스템과 같은 의사결정 시스템을 융합하면 보다 좋은 결과를 가져올 것이라 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] 이봉익, 학습부진의 원인·진단 및 처방적 접근방법, 청주교육대학교 초등교육연구, 1994.
- [2] 강원도 교육연구원, 학습부진아에 대한 연구, 서울, 한국교육개발원, 1972.
- [3] 박준희외, 중학교 학습지진학생지도를 위한 실험적 연구, 서울, 이화 여자대학교 인간발달연구소, 1973.
- [4] 교육인적자원부. 중학교 수준별 보육과정-준비에서 평가까지, 2002.
- [5] 경상북도교육연구원, 국민학교 학습부진아 지도자료, 장학자료, 1985.
- [6] 신세호, 학습부진학생의 일반적 특성, 서울, 한국교육개발원, 1979.
- [7] F. Rosenblatt, Principles of neurodynamics: perception and the theory of brain mechanisms. Spartan, New York, 1962.
- [8] M. Minsky and S. Papert, Perceptrons, MIT Press, Cambridge, MA, 1969.
- [9] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Strok, Pattern Classification, New York, Wiley, 2001.
- [10] S. Shigetoshi, F. Toshio, and S. Takanori, A Neural Network Architecture for Incremental Learning, Neurocomputing, 9, pp.111-130, 1995.
- [11] J. S. Jang, C. T. Sun and E. Mizutani, Neurofuzzy and Soft Computing, USA, Prentice Hall, 1997.
- [12] N. Baba, A New Approach for Finding the Global Minimum of Error Function for Neural Networks, Neural Networks, 2, pp. 367-373, 1989.
- [13] P. E. Gill, W. Murray and M. H. Wright, Practical Optimization. London: Academic Press, 1981.
- [14] T. Kavzoflu, An Investigation of the design and use of feedforward artificial neural networks in the classification of remotely sensed images, School of Geography, University of Nottingham, 2001.

저 자 소개



임창균(Lim, Chang Gyoon)

1997년 : Wayne State University,
컴퓨터공학과 졸업, 박사

1997년~현재 : 여수대학교
컴퓨터공학과, 부교수

관심분야 : 인공지능, 임베디드 소프트웨어
유비쿼터스 응용

Phone : 061-659-3254
Fax : 061-659-3250
E-mail : cglim@yosu.ac.kr



김강철(Kim, Kang Chul)

1996년 : 경상대학교 전자공학과, 박사

1997년~현재 : 여수대학교 컴퓨터공학과,
부교수

관심분야 : VLSI 및 임베디드시스템 설계

Phone : 061-659-3253
Fax : 061-659-3250
E-mail : kkc@yosu.ac.kr



류재흥(Yoo, Jae Hung)

1993년 : Wayne State University,
진산학과, 박사

1994년~현재 : 여수대학교 컴퓨터공학과,
부교수

관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 인공지능망, 패턴인식

Phone : 061-659-3252
Fax : 061-659-3250
E-mail : jhy@yosu.ac.kr

정중하(Jhung, Jung-Ha)

2006년 : 여수대학교 교육대학원, 석사

1997년~현재 : 여수중고등학교 교사

관심분야 : 컴퓨터 교육, 퍼지 이론, 신경회로망, 유전알고리즘
E-mail : lastbabo1021@naver.com