

분할 가중치 테이블 역전파 신경망을 이용한 구구단 학습 기능성 게임 제작에 관한 연구

이 경 호*

A Study on the Implementation of Serious Game Learning Multiplication Table using Back Propagation Neural Network on Divided Interconnection Weights Table

Kyong Ho Lee *

요 약

본 논문에서는 학습자의 흥미를 유도하기 위해 인간의 학습 과정과 유사하게 학습 진화되는 구구단 학습 기능성 게임을 제작하였다. 이 기능성 게임은 사용자인 구구단을 배우는 학습자가 교사적 위치에서 아바타를 학습시키는 은유를 이용하여 사용자가 학습되도록 구성하였다. 학습 진화 기술은 역전파 인공신경망을 이용하여 구성하였으나, 인공신경망의 학습 속도 문제를 분할 가중치 테이블 구조를 개발하여 개선하였다. 이렇게 구성된 엔진으로 학습 횟수 60~80번 정도에서 100% 학습률을 얻을 수 있었고, 또한 학습의 횟수에 따른 학습률이 기계적 상승을 하지 않고 학습시마다 다양한 비단조 형태로 증가하여 다양한 인간의 학습률과 유사하게 작동할 수 있었다.

Abstract

In this paper we made the serious game learning multiplication table to be evolved. The serious game is to induce the interest of the learner. This program has an interaction form which reflects the intention of the user and using this program a learner to learn the multiplication table as teacher's location are training a program that are seen as the abata and came to be that learner is smart. A study ability to be evolved used an back propagation neural networks. But we improved a study speed using divided weight table concept. The engine is studied perfectly in 60~80 times training. The learning rate increase to various non-monotonic functional form not to do a mechanical rise. And the learning rate is similar with the study ability of the human.

▶ Keyword : 기능성 게임(Serious Game), 기계 학습(Machine Learning), 신경망(NeuralNet)

• 제1저자 : 이경호

• 투고일 : 2009. 09. 10, 심사일 : 2009. 09. 14, 게재확정일 : 2009. 10. 07.

* 한라대학교 정보통신방송공학부 교수

I. 서론

정보통신기술의 발달로 정보통신기술을 이용한 다양한 교수 매체가 등장하고 있다. 정보통신기술을 이용하여 구축되고 있는 학습 기능들의 장점은 '시간과 공간을 초월하며, 개인에게 맞추어진 맞춤형 학습을 제공할 수 있다는 것'이다. 그림, 사진, 동화상, 음향, 소리 등을 컴퓨터로 처리할 수 있는 멀티미디어 환경이 구성되자 붓물처럼 쏟아지기 시작한 정보통신기술 학습물은 초고속 통신망 환경이 구축되면서 인터넷을 이용한 다양한 학습물로 범람하고 있다.

아이들이 학교에 가기 싫어하는 이유는 공부가 힘들거나 어려워서가 아니라 지루하기 때문이라고 한다(1). 이와 유사하게 정보통신 매체 학습 환경의 가장 큰 단점은 학습자가 콘텐츠를 중심으로 혼자 학습하도록 구성 되어 학습자에게 지루함이 유발될 수 있다. 따라서 정보통신 매체를 이용한 교육은 재미가 병행되어야 한다. 정보통신 학습물은 재미의 관점에서 주로 게임의 형식을 이용하여 제작한다. 외국어 학습, 한자 교육 등에 많이 나타나고 있으며, 이를 기능성 게임으로 부르고 있다.

본 논문에서는 구구단 학습 기능성 게임을 제작하였다. 이 게임의 목적은 구구단을 배우는 어린이가 교사적 위치에서 흥미를 갖고 게임 속 아바타를 학습시키는 과정을 통해 학습자가 학습되도록 한다. 아바타는 인간과 유사한 학습 증가율을 보이도록 하되, 기계적 상수를 하지 않고 학습시마다 다양한 비단조 형태로 학습률이 증가하도록 하며, 실시간 적용 가능한 학습 수행 시간을 갖도록 하는 것이다. 그 밖에 저단 및 승수가 낮을수록 빠르게 익히도록 구성되어야 하며, 학습이 중단된 상태에서도 약간의 범위 내에서 맞추었던 답을 틀리기도 하며, 틀렸던 것을 맞추도록 구성하는 것이다.

II. 관련 연구

흥미 유도 관점에서 게임은 상위에 있다. 비록 우리 환경에서 컴퓨터 게임은 매우 부정적 형태의 놀이로 간주되고 있으나, 게임은 청소년 문화의 한 부분으로 자리하고 있고 게임을 하는 청소년들이 장시간 집중하는 효과를 교육 분야에서도 활용하고자 노력하고 있다. 게임을 교육적인 가치 측면에서 재조명하며(2-3), 게임이 지닌 학습과 훈련을 진행하는 연구와 활용 사례들이 많이 보고되고 있다(4-8).

학습자 흥미 유발을 위해 학습자의 감정 상태를 파악하여 이를 시스템에 반영하는 연구도 있다(9). 이 연구는 영상인식

기술을 이용하여 학습하는 학습자의 얼굴을 감지하고 영상 분석하여 지루함, 쉬움, 어려움 등의 감정 상태를 분석하여 정성적 피드백을 반영하고자 하였다. 얼굴 표정 인식 기술이 아직 초보 단계로 제대로 인식이 되지 않는다고 해도 학습자의 학습 흥미 증가라는 관점에서 큰 의미가 있었다.

각국의 많은 노력 가운데 가장 두드러지는 모습은 미국으로 보인다. 미국은 1997년 국방성과 백악관을 통해 SCORM(Sharable Content Object Reference Model)을 설립하고 Accessibility, Interoperability, Reusability, Durability, Adaptability, Affordability의 "-lity"를 강조하며 공유 가능한 학습 객체 참조 모델을 위한 웹 기반 학습 공통 규격 및 표준 개발을 위해 노력하고 있다. 국내에서는 SCORM을 이용한 게임기반 학습에 대한 기초 연구가 있다(10). 이 연구에서는 퀴즈 게임 기반 학습 콘텐츠 개발 방법론과 관련한 기반 연구로서 의미가 있었다.

디지털 스토리텔링을 학습에 활용하여 흥미를 유발하기도 하였다(11). 이 연구에서 정보통신 매체를 통한 스토리텔링 기반 학습은 동기와 학업 성취도에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다.

사용자의 행위에 적절히 대응토록 하는 기술은 교수 매체 뿐 아니라 상호작용 하도록 구성된 모든 응용물에 필요하다. 상호작용 기술의 대표적인 게임 분야에서는 1990년대 후반부터 학습 진화에 인공지능 기술 도입을 위해 노력하였다(12). NPC(Non Player Character)의 진화에 반영되도록 하여 사용자의 행위에 수준을 맞추어 적절히 대응하게 하는 것이다. 인공지능 NPC 진화 기술들로는 규칙 기반 시스템, 유한 상태 오토마타, 신경망, 유전자 알고리즘 등이 있다. 규칙 기반 시스템과 유한 상태 오토마타는 기법이 간단하여 게임 상황이 그리 복잡하지 않을 경우에 적합하며, 신경망과 유전자 알고리즘은 환경이 복잡할 경우 이용하기는 하나 연산량의 과도한 증대로 이용에 어려움을 겪는 실정이다. 근래에는 인공지능망과 유전자 알고리즘을 결합하는 시도를 하였고 결과로 진화하는 신경망 알고리즘을 개발하여 발표하고 있다(13-15). 이 방법은 신경망 구조를 가진 개체를 유전자로 코딩하여 진화하는 과정을 통해 상황에 적합한 개체를 얻어내는 과정이다. 그러나 이 기법 또한 환경의 복잡성이 증가하게 되면 입출력 층의 뉴런 수가 증가하면서 진화에 필요한 연산량이 증가하는 문제를 갖게 된다. 다른 노력으로는 동적 상태 진화 신경망 알고리즘이 있다(16). 이 방법은 신경망 알고리즘을 기반으로 하되 진화 과정에서 모든 가중치를 관리 변경하는 것이 아니라 신경망에 있는 시냅스를 제거하거나 고정시키는 방법을 통해 진화와 평가 과정에 소모되는 연산량을 줄이려는 방법이다.

신경망의 문제점은 입출력의 양이 많은 경우 신경망 유닛들의 결합으로 대변되는 가중치 테이블을 크게 형성하여 연산량이 기하급수적으로 증가하게 되고 학습 시 많은 시간이 걸리게 되어 실시간 이용에 어렵다는 것이다. 신경망의 학습 속도를 개선하려는 노력은 새로운 학습 함수를 찾는 방법, 학습률을 이용하여 빨리 학습시키려는 방법, 은닉층의 노드 수를 줄이려는 방법으로 구분할 수 있다. 새로운 학습 함수를 위해 가중치 테이블의 갱신에 영향을 미치는 함수를 MSE(Mean Square Error) 대신 Entropy 함수를 사용하는 연구가 있다 [17]. 이 Entropy 함수를 통해 학습 과정 동안의 네트워크 응답속도를 개선하였다. 또 학습률의 조절로 학습 속도를 개선하려는 노력이 있다. 학습률이나 관성계수를 고정된 상수값이 아닌 유동적인 값을 갖도록 적응적으로 변화시켜 학습속도를 개선하였다(18 -20). 다른 노력으로는 은닉층의 노드 수를 줄이려는 연구로 은닉 노드의 분산과 평균을 평가하여 불필요한 은닉 노드를 상수화시키고 필요한 노드를 활성화시키는 방법으로 개선하고 있으며[21-22], 어떤 상태가 최적 상태인가를 연구하여 학습 계수와 은닉층의 노드 수의 관계를 개선하기도 하였다[23].

본 연구에서는 학습자의 흥미 유도 문제를 사용자가 학습자가 아닌 교사적 위치에서 아바타를 교육시키는 은유를 이용한 구조를 제안하며, NPC의 학습 진화 문제, 특히 신경망의 과도한 연산량 증대 문제의 관점에서 분할 가중치 역전과 신경망을 제안하고, 이를 인간의 학습 과정과 유사하게 작동되는 구구단 학습 기능성 게임을 구성하여 실증한다.

III. 분할 가중치 테이블 역전과 신경망

신경망은 병렬 처리 구조를 갖고 있으나, 실제 응용에서는 순차처리되며, 입출력 양에 따라 결합 연산을 수행하는 시냅스역의 가중치 테이블들의 크기가 지수적으로 변하여, 학습 및 응답 시간을 결정하게 된다. 따라서 신경망 장점이 필요하여 신경망 구조를 이용해야 하는 실시간 처리를 위한 응용물들을 위해 신경망이 빠른 시간 안에 학습되며, 빠른 시간 안에 응답하게 하는 방법을 찾는 것은 매우 중요하다.

3.1 분할 가중치 테이블 역전과 신경망의 구조

본 연구에서 제안하는 분할 가중치 테이블 역전과 신경망의 기본 원리는 기존의 신경망의 구조가 입출력의 양이 많은 경우 신경망 유닛들의 결합으로 대변되는 가중치 테이블을 크게 형성하여 연산량이 기하급수적으로 증가하게 되어 학습 시

많은 시간이 걸리게 하니, 분할 테이블 가중치 신경망 구조에서는 입력과 목표 출력 자료를 분류하고 그룹지어 가중치 테이블이 그룹별로 분할 구성되도록 하여, 결합 연산의 수를 줄이고 인식해야 하는 패턴의 범위를 줄여, 1회 학습 연산의 수를 줄이고, 적은 수의 패턴인식 문제로 전환시켜 빠른 학습을 도달 효과를 가져오게 하는 것이다. 그러나 입출력을 분류하기 때문에 신경망에 패턴을 입력하기 전에 초기단계에서 분류 정보로 가중치 테이블 및 목표 값 테이블을 선택하게 하고, 이 선택된 범위 내에서만 결합 연산이 이루어지게 하는 것이다. 즉 다수의 가중치 테이블 중 선택된 가중치 테이블만 이용하게 하여 결합 연산량도 줄이고 패턴 인식 대상도 줄여 인식률도 높이는 효과를 얻는 것이다.

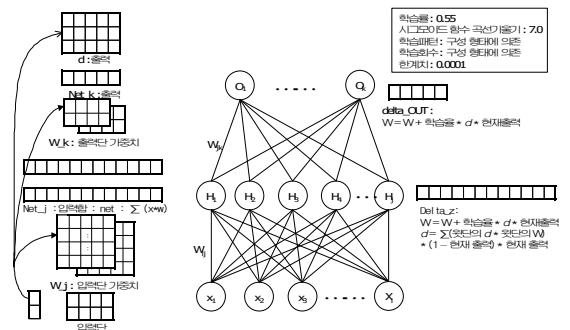


그림 1 분할 가중치 테이블 신경망
Fig. 1. Neural Network System on Divided Interconnection Weight Table

그림 1의 왼쪽 하단에 그룹정보가 구성된 배열이 보이며, 그 오른쪽으로 입력할 패턴들이 구성된 것이 보인다. 그룹 정보는 입력 패턴과 목표 패턴의 연결에 도움을 주며 사용될 가중치 테이블이 선택되게 한다. 이렇게 할 경우 입력층-은닉층, 은닉층-출력층 사이 결합 연산을 구할 가중치 테이블이 여러 개 형성해야 되나, 한 테이블로만 결합 연산하며, 그 크기가 작기 때문에 결합 연산수를 크게 줄여준다.

3.2 신경망들의 구성

분할 가중치 테이블 신경망의 효율성을 보이기 위해 구구단을 학습할 신경망을 구성한다. 신경망은 입출력 유닛이 많은 경우 연산량이 과도하게 증가하는데, 분할 가중치 테이블이 많은 입력에도 적은 학습 시간으로 개선됨을 보이기 위함이다.

신경망을 구성하려면 입출력 요소의 결합과 함께 학습률과 시그모이드 함수 곡선 기울기를 고려해야 한다. 비교에서는 학습률과 시그모이드 함수 곡선 기울기는 고정하므로

입출력 요소의 결정이 다양성을 만들어 낸다. 구구단을 일반적인 신경망으로 구성한다면, 입력 요소는 피승수와 승수이며, 이를 이용 본 연구에서는 일반 신경망 3가지와 분할 가중치 테이블 신경망 2가지를 구성하였다.

일반 신경망 첫째 구성은 피승수를 위한 4비트와 승수를 위한 4비트 출력의 0~81까지 표현을 위한 7비트로 구성한다. 이 구성은 '8비트 입력, 1 가중치 테이블, 7비트 출력' 구조이다. '3x2' 입력에 '6'의 결과가 나오게 하기 위해 '00110010'이 입력되며, '0000110'이 출력되게 한다. 둘째 구성은 입력은 '0x0', '0x1' '9x8', '9x9'까지 100가지를 100비트로 표현하며 이에 대응하는 출력 역시 100비트로 구성한다. 즉 첫째 입력 '0x0'을 '00.....01'으로, 이것의 결과 '0'의 출력은 백 개의 첫 번째 출력인 '00.....01'이 나오게 하고, 둘째 '00.....10' 입력에 '00.....10' 출력이 나오게 한다. 그리고 각각 출력에 각각의 곱셈 결과 값을 연결해 놓으면 된다. 이 구성은 '100비트 입력, 1 가중치 테이블, 100비트' 출력구조이다. 셋째 구성은 입력은 앞과 같이 '0x0'에서 '9x8', '9x9'까지 100개의 각각의 곱 100비트로 하되 출력은 곱셈의 결과 값인 0에서 81까지 만으로 하여 구성한다. 즉 '3x2' 입력에 결과 '6'이 나오게 하기 위해, LSB부터 23번째 비트만 1이 되게 '00....00100....00'를 입력하고, '0....0100000'이 출력되게 한다. 이 구성은 '100비트 입력, 1 가중치 테이블, 81비트 출력' 구조이다. 이들을 각각 Str01, Str02, Str03으로 명한다.

분할 가중치 테이블 신경망용으로 첫째 입력은 승수만으로 하여 '0에서 9'까지 10비트로 하되 각 단이 구분되도록 피승수 별로 가중치 테이블들과 학습 목표 출력을 각각 10개씩 준비한다. 이 구조는 '10비트 입력, 10 가중치 테이블, 10비트 목표출력 10개'의 구조이다. 둘째는 단 구분으로 가중치 테이블을 구성하되 입력과 출력 유닛수를 줄이기 위하여 입력 승수와 출력 값을 2진수로 변환한 '4비트 입력, 10 가중치 테이블, 7비트 목표출력 10개'로 구성한다. 이를 각각 Str04, Str05로 명한다. Str01과 Str05가 입출력의 값을 2진수로 표현한 대비되는 구조이며, Str02, Str03과 Str04가 입출력을 가능한 넓게 분포시킨 대비되는 구조이다. 은닉층 수는 너무 적으면 패턴을 학습할 수 없고, 많으면 계산량이 많아지는 문제가 있다. 본 연구에서는 은닉층의 수를 입력층과 출력층 중 큰 유닛 수의 120%로 고정하였다. 이 조건에 의하여 구성된 층별 유닛 수는 표 1과 같다.

3.3 구성한 신경망들의 작동 과정

작동하는 과정은 초기에 입력층-은닉층, 은닉층-출력층 두

표 1. 구조별 유닛 수
Table. 1. Number of Unit According to Structure

	Str 01	Str 02	Str 03	Str 04	Str 05
패턴수	100	100	100	10	10
입력유닛	8	100	100	10	4
은닉유닛	10	120	120	12	9
출력유닛	7	100	82	10	7
연결가중 테이블 수	1	1	1	10	10

*. 연결가중테이블 수는 입력 자료와 목표 출력 패턴에도 동일한 수로 반영됨.

단계에 구성되어 있는 가중치 테이블들을 -1 ~ 1 사이 값으로 무작위 초기화한다. 이후 입력 층의 값들($x_{00} \sim x_{kj}$)이 행 순으로 차례로 들어온다. 행의 수는 패턴의 수이며, 열의 수는 입력층 입력 자료의 수이다. 패턴의 수는 목표치 수와 연결된다. 이 값은 입력단-은닉층 연결선의 가중치 테이블에 들어있는 값들($ihw_{00} \sim ihw_{ij}$)과 곱해지고 이 곱해진 값들이

$$(inpnet_i = \sum_{k=1}^{Pattern} \sum_{j=1}^{hidno} \sum_{l=1}^{inbno} x_{kj} \cdot ihw_{ij})$$

되어 은닉층의 입력으로 들어가며, 은닉 층에서는 결합 값 net의 전이를 위한 Sigmoid 함수에 net 값을 적용하는 함수 ($f(net) = 1 / (1 + e^{-(ax-b)})$)를 통해 출력(HO_i)을 낸다. 이 출력은 은닉층-출력층 사이에서 입력 값을 이용하여 은닉층이 출력을 내는 것과 유사한 과정을 거쳐 출력층의 값(O_{ij})으로 나오게 된다. 여기까지의 과정을 Forward_Pass로 명한다. 출력층의 값은 원하는 목표 출력 값(T_{ij})과 비교를 하게 되며, 학습을 시키기 위하여 출력값과 목표값의 차이를 찾아내는 것($\Delta_i = T_{ij} - O_{ij}$)을 Backward_Pass로 명한다. 이 다음은 신경망의 학습 과정으로 가중치의 은닉층-출력단의 조절을($\delta_{O_i} = \Delta_i * (1 - O_i) * O_i$)과 입력단-은닉층 조절을($\delta_{Hi} = \delta_{Hi} * (1 - HO_i) *$

$$\sum_{m=1}^{out} (\delta O_m * w_{mi}))$$

을 구성하는 것으로 이것을 Delta_Rule로 명한다. 이 후 은닉층-출력단의 가중치 조절($w_{HOij} = w_{HOij} + (learning_ratio * \delta_{O_i} * HO_i)$), 입력단-은닉층의 가중치 조절($w_{IHij} = w_{IHij} + (learning_ratio * \delta_{Hi} * xi)$)이 수행된다. 이 과정을 Amend-Weight로 명한다.

3.4 구성된 신경망들의 성능 비교

신경망들을 1회 학습 시 수행해야할 명령어의 수, 학습 목표치(MSE) 0.0001까지 도달 학습회수 및 시간, 100% 학습 도달 시간의 관점에서 성능을 비교하였다. 구성된 신경망들의 학습률은 0.55, 시그모이드 함수 곡선 기울기는 7.0으로 고정하였다. 신경망의 구조별 수행해야할 명령어 회수 계산식과 구조에 따른 1회 학습 수행 명령어 수는 표 2, 표 3과 같다.

표 2. 실행 명령 수 계산식
Table 2. Expression of Execution Frequency

단계	수행 명령수
Forward_Pass	$HU * IU + HU + OU * HU + OU$
Backward_Pass	OU
Delta_Rule	$OU + HU * OU + OU$
Amend_Weight	$OU * HU + HU * IU$
1회 학습실행 명령 수	$(Forward_Pass + Backward_Pass + Delta_Rule + Amend_Weight) * NP$

*. IU : 입력유닛. HU : 은닉유닛. OU : 출력유닛, NP : 패턴의 수

표 3. 학습 수행 명령어 수
Table 3. Number of Study Processing Instruction

	Str01	Str02	Str03	Str04	Str05
1회 학습에 수행되는 명령 수	40800	60520	53604	6520	2980

*. 연결가중치데이터 수는 목표출력 패턴에도 반영됨.

신경망은 일반 프로그램과는 달리 바른 결과를 내기까지 학습시간을 고려해야 한다. 위에서 구성된 각각을 학습 목표치 MSE 0.0001에 도달할 때까지 5회 평균 학습회수와 시간을 측정한 결과는 표 4와 같다. 각 구조의 학습회수와 수행시간은 Str01을 제외하고 모두 평균의 $\pm 6\%$ 범위 내에 있었다.

표 4. MSE 0.0001 도달 학습 회수 및 시간
Table 4. Number & Time of Learning until MSE 0.0001

	Str01	Str02	Str03	Str04	Str05
학습 회수	도달 못함	12081회	62773회	27125회	100654회
수행 명령수	알수 없음	7,311 M	3,364 M	176 M	2,999 M
수행 시간	도달 못함	7657초	3522초	32초	869초

*. Intel Pentium 4 CPU 3.00GHz / 1GB RAM / MS Windows XP.

*. M은 Million.

각 구조가 정확히 답할 수 있는 100% 진화 상태를 찾는 5회 실험한 결과는 다음과 같다. Str01, Str02, Str03와 Str05는 학습을 1000회 단위로 한 후 측정하였고, Str04는 10회 단위로 학습한 후 측정하였다. 모든 구조의 결과는 평균

의 $\pm 11\%$ 범위 내에 있었다. Str05는 1,200,000회 학습까지도 100% 답을 내지 못하였으며, 주로 일부 지역에서 틀림 현상 발생이 발생하여 입출력의 구성이 지역적 최소화에 빠짐을 알 수 있다.

표 5. 100% 학습 도달 시점
Table 5. Arrival Time of 100% Acquisition

	Str01	Str02	Str03	Str04	Str05
100% 학습도달	도달 못함	약21000회	약16000회	약70회	찾기 어려움

3.5 신경망들의 결과 분석

앞에서 구성된 Str01과 Str02, Str03는 분할 가중치 테이블이 적용되지 않은 것이고, Str 04와 Str05는 분할 가중치 테이블이 적용된 것이다. 1회 학습에 수행되는 명령어의 수는 입력 유닛, 은닉 유닛, 출력 유닛 수에 매우 의존적이거나 학습률 0.0001에 도달하는 횟수와 시간 또 100% 학습률은 은닉층을 일정 비율로 고정하였을 때 신경망의 입력과 출력의 구성에 매우 의존적인 것을 볼 수 있었다.

다른 연구와의 비교는 응용 분야가 다르고 다른 방법으로 구성되어 속도를 개선하고자 하였고 다른 방법으로 개선 정도 측정을 하였으므로 정확한 비율을 언급하기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 본 연구에서 구성된 5가지 구조로 비교하였다. 실험 결과는 입력 구성에 따라 1회 학습에 수행되는 명령어의 수는 8배~22배 차이가 났으며, 학습률 0.001에 도달하는 것도 매우 큰 차이가 났다. 100% 학습 도달에도 큰 차이가 났지만, 일반 인공신경망의 Str01에서와 같이 분할 가중치 테이블을 적용한 신경망도 입력과 출력이 알맞게 구성되어 있지 않으면 일정 학습률에 도달하는 학습 회수도 많고 100% 학습 도달에도 어려움이 있음을 볼 수 있었다.

표 6. 성능 비교 분석표
Table 6. Analysis Table of Performance

	Str01	Str02	Str03	Str04	Str05
1회 학습 명령 수	6.3	9.3	8.2	1	0.5
0.0001 도달 학습회수	도달 못함	4.5	2.3	1	37.1
0.0001 도달 학습시간	도달 못함	239.3	110.1	1	27.2
100% 학습 도달시점	도달 못함	300	228.6	1	15000배 이상

표 6.의 성능 비교 분석은 분할 가중치 테이블을 이용한 것을 중심으로 하되, Str05는 입출력 설계를 잘못하여, 국부적 최적화에 빠져 100% 학습이 되지 않는 것이라 Str04를

중심으로 결과를 분석하였다. 전반적으로 Str04 두드러진 결과를 보이고 있어 분할 가중치 테이블이 신경망이 효용성이 있음을 알 수 있다.

IV 구구단 학습 기능성 게임

4.1 구구단 학습 엔진

구구단 학습 기능성 게임이 갖추어야 할 기능은 첫째, 학습 회수에 비례하여 학습률이 진화되어야 하며, 둘째, 적당한 회수 내에 100% 학습이 되어 하고, 셋째, 인간과 같이 저단 및 승수가 낮은 경우 높은 경우 보다 잘 맞추어야 하며, 넷째, 기계와 같이 일정 학습 상태에서 맞는 것은 항상 맞고 틀리는 것은 항상 틀리는 구조 보다는 맞았던 것도 다시 질문하면 일부 틀리고, 틀렸던 것도 일부는 맞추는 형태가 필요하다.

기본적으로 신경망은 훈련 회수에 따라 학습률이 증가하는 형태이므로 첫번째 조건이 만족되며, 분할 가중치 테이블을 이용한 신경망은 표4와 같이 훈련 회수 70회 내외에서 100% 학습이 되어 둘째 조건을 만족하며, 셋째 조건을 위하여 분할 가중치 중 단수(iD)가 높은 테이블과 승수(iM)가 높은 경우 오차가 많이 발생되게 하기 위하여 delta_rule 단계의 은닉단_출력단 가중치 조절을 계산식을 아래와 같이 수정하였다.

$$\delta_{O_i} = \Delta_i * (1.- O_i) * O_i - (iD * iM / 100) \quad (식 4.2)$$

넷째 조건을 위하여 틀린 답에 대하여 인간도 무작위로 답을 말하되 적당한 범위 내에서 말하는 것을 흉내내기 위하여 다음과 같은 계산식을 통하여 답(iA)하도록 하였다.

$$iG = \begin{cases} \text{MOD}(\text{rand}(), (iD * 4 + iM) / 5) & iD > iM \text{ 경우} \\ \text{MOD}(\text{rand}(), (iD + iM * 4) / 5) & \text{그외의 경우} \end{cases}$$

$$iA = iD * iM \mp iG \dots\dots\dots (식 4.2)$$

4.2 구구단 학습 기능성 게임 성능

본 연구에서 Str04를 이용하여 구축된 시스템의 5회 시행으로 학습률 변화를 그림 2와 그림 3으로 보였다. 1회에서 10회까지 학습에서 43% ~ 63% 학습률 변화와 10에서 100회까지에서 59%~100%의 학습률을 보이고 있다. 1회 학습에서 약 15% 정도의 차이를 보이고 있으나, 학습 회수에 비례하여 학습률이 올라가며, 60~70회에서 반드시 100% 학습된다.

또한 표 7 ~ 표 9에서 보인 바와 같이 저단 및 승수가 낮은 경우 고단 또는 승수가 높은 경우보다 비교적 빨리 학습률이 올라가고 있음을 볼 수 있다. 이와 같은 현상은 그림 4.을 통하여도 확인 할 수 있다. 0단과 1단은 처음부터 100%의

정답률을 보이고 있으며, 비교적 저단 정답률이 빠르게 성장하고 있음을 볼 수 있다.

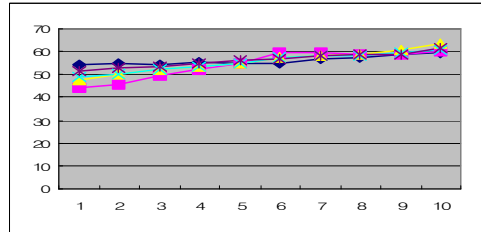


그림 2. 학습률 변화도(1~10회)
Fig. 2. Learning Rate Graph(1~10 times)

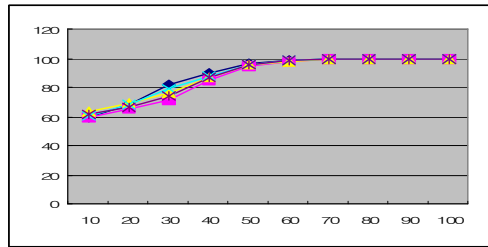


그림 3. 학습률 변화도(10~100회)
Fig. 3. Learning Rate Graph(10~100 times)

표 7. 학습 정답률(1회)
Table 7. Answer Rate(1 time study)

학습단	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	합
0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
1	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
2	100	100	48	46	47	59	56	33	35	32	55.6
3	100	100	54	100	31	41	33	35	21	25	54
4	100	100	47	36	24	21	18	21	32	17	41.6
5	100	100	47	26	20	20	23	21	15	16	38.8
6	100	100	100	34	24	25	22	21	8	16	45
7	100	100	42	30	25	22	20	14	15	14	38.2
8	100	100	33	28	20	29	16	14	8	8	35.6
9	100	100	36	28	17	23	9	14	15	14	35.6
합계	100	100	60.7	52.8	40.8	44	39.7	37.3	34.9	34.2	54.44

표 8. 승수별 정답률 변화표
Table 8. Answer Rate of Multiplier

승수 회	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
10	100	100	70.9	61.8	48.3	48.8	45.4	42.7	37.1	36.9
20	100	100	71.4	68.8	60.9	70.4	51.4	68.8	42.8	51.1
30	100	100	92.8	89.3	76.7	75.2	59.9	77.6	58.6	68.8
40	100	100	100	100	76.2	83.7	84.2	85.2	66.1	77.6
50	100	100	100	100	85.7	92.8	93	92.9	79.8	84.5
60	100	100	100	100	100	100	92.5	93.2	91.2	92.3
70	100	100	100	100	100	100	100	100	95.2	100
80	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
90	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

표 9. 단별 정답률 변화표
Table 9. Answer Rate of Multiplicand

학습 단	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
1	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
2	59.6	75.7	83.3	93.1	100	100	100	100	100	100
3	72.8	72.6	92.8	100	100	100	100	100	100	100
4	51.5	58.2	69.8	84.4	92.6	100	100	100	100	100
5	41.5	64.4	69.3	75.8	93	100	100	100	100	100
6	43.5	60	66.9	75.8	85.9	100	100	100	100	100
7	37.8	45.3	67	91.9	100	100	100	100	100	100
8	42.5	50.7	91.3	91.2	100	100	100	100	100	100
9	42.7	58.7	75.3	83.2	97.8	100	100	100	100	100

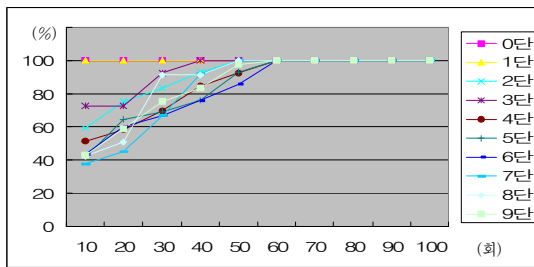


그림 4. 단별 정답률 변화도
Fig. 4. Answer Rate Graph of Multiplicand

V. 결론

본 논문에서는 분할 가중치 역전과 신경망 구조를 제안하였고, 일반 신경망과 학습 수행 명령 수, MSE 0.0001 도달 학습 회수, 100% 학습 도달 시간의 관점에서 성능 비교 분석을 통해 분할 가중치 역전과 신경망 구조의 우수함을 보였으며, 연산량 때문에 학습 진화 기술로 신경망 사용에 어려움을 겪는 것을 해결할 수 있음을 보여주었다.

또한 본 방법을 이용하여 구성된 구구단 학습 기능성 게임

은 신경망을 이용하였음에도 학습 및 게임이 실시간 처리되며, 인간의 학습을 성취와 유사하게 자신이 학습 진화되며, 사용자인 구구단을 배우는 학습자가 교사적 위치에서 아바타를 학습시키는 과정을 통해 사용자 자신이 학습되도록 하여 사용자를 직접 학습시키는 기존 구조들과 차별되도록 하였다.

본 연구에서 제안한 분할 가중치 테이블의 역전과 신경망은 사용자의 행위에 적절히 대응하도록 하는 NPC 진화에 유용하게 적용할 수 있으며, 직접 학습 받는 것이 아닌 교사적 위치에서 학습 시키는 구조는 정보통신기술을 이용한 학습물의 흥미 증가에 그 의미가 있다.

참고문헌

- [1] 박형성, "Serious Games 활용을 위한 이해와 동향," 한국게임학회 논문지, 제8권 2호, 107-118쪽, 2008년 5월.
- [2] 강해영, 윤성철, "컴퓨터 게임의 장르가 사고양식에 따라 학업성취에 미치는 효과," 학습자중심교과교육학회, 학습자중심교과교육연구, 제9권, 제1호, 1-20, 2009년, 4월.
- [3] 박중길, 문익수, "이해중심게임수업이 중학생의 인지 및 정의적 발달에 미치는 효과," 한국스포츠심리학회, 한국스포츠심리학회지, 제19권, 제2호, 43-67쪽, 2008년 6월.
- [4] Rosemary Garris, Robert Ahlers, James E. Driskell, "Games, Motivation, and Learning: A Research and Practice Model," Simulation & Gaming, Vol. 33, No. 4, pp. 467, Dec. 2002.
- [5] Marc Prensky, "The Motivation of Gameplay," the REAL 21st century learning revolution, On The Horizon, Vol. 10, No 1. pp. 5-11, Feb. 2002.
- [6] 김보경, 김재동, "컴퓨터 게임을 통한 학습의 몰입 관련변인이 학업성취수준에 미치는 영향의 경로분석," 한국교육정보미디어학회, 교육정보미디어연구, 제11권, 제3호, 89-114쪽, 2005년 9월.
- [7] 백영균, 정용석, "게임기반학습에서 학습자의 게임능력 및 학습능력이 논리적사고력에 미치는 효과," 한국교육정보미디어학회, 교육정보미디어연구, 제10권, 제4호, 119-140쪽, 2004년 12월.
- [8] 박형성, 위남환, "교육용 게임의 액션수준이 성격유형에 따라 내적동기에 미치는 효과," 한국정보교육학회, 정보

교육학회논문지, 제11권, 제3호, 259-266쪽, 2007년 9월.

[9] 박정현, 김인옥, 정상목, 송기상, 김종백, "감성인식 컴퓨팅 기술을 적용한 이러닝 상호작용 기술 연구," 한국컴퓨터교육학회 논문지, 제11권 제2호, 2008년 3월.

[10] 최용석, "게임 데이터 요소의 SCORM 데이터 모델에의 적용 방안," 한국컴퓨터교육학회 논문지, 제10권, 제2호, 65-75쪽, 2007년 3월.

[11] 김광열, 송정범, 이태욱, "디지털 스토리텔링 기반 프로그래밍 교육이 학습자의 동기 및 학습 성취도에 미치는 영향," 한국컴퓨터정보학회 논문지, 제14권, 제1호, 47-55쪽, 2009년 1월.

[12] 엔드류롤링스, 데이브모리스., "게임이키텍처&디자인," 제우미디어, 1~20, 2000.

[13] Kitano, H. "Designing neural networks using genetic algorithms with graph generation system," *Complex System*, pp.461~476, 1990.

[14] Koza, J.R., and Rice, J.P., "Genetic generalization of both the weights and architecture for a neural network," *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 397~404, NY, IEEE, Vol.2, New York, 2000.

[15] Mat Buckland., "AI Techniques for game programming" The Premier Press, pp. 231~293, 2004.

[16] 김향화, 장동헌, 김태용, "동적 상태 진화 신경망에 기반한 팀 에이전트의 진화," 멀티미디어학회 논문지, 제12권, 제2호, 290~299쪽, 2009년 2월.

[17] A. van Ooyen and B. Nienhuis, "Improving the Convergence of the Back-Propagation Algorithm," *Neural Networks*, Vol. 5, pp. 465-471, Jan. 1992.

[18] J. R. Chen and P. Mars, "Stepsize Variation Methods for Accelerating the Back-Propagation Algorithm," *IJCNN-90-WASH-DC*, Vol. 1, pp. 601-604, April. 1990.

[19] 홍봉화, 탁형근, 조원경, "역전파 학습 알고리즘의 최적화를 위한 파라미터에 관한 연구," 대한전자공학회 추계종합 학술대회 논문집, 제15권, 제1호, 725~727쪽, 1992년 11월.

[20] 홍봉화, 이승주, 조원경, "신경회로망 수렴 속도 개선을 위한 학습파라미터 설정에 관한 연구," 대한전자공학회 논문

지, 제33권 B편, 제11호, 159~165쪽, 1996년 11월.

[21] 광영태, 이영직, 권오석, "은닉층 다차원공간의 Vertex를 이용한 MLP의 은닉 노드 축소방법," 한국 통신학회 논문지, Vol. 24, No. 9B, 1775-1784쪽, 1999년 9월.

[22] 김향화, 장동헌, 김태용, "동적 상태 진화 신경망에 기반한 팀 에이전트의 진화," 멀티미디어학회 논문지, 제12권, 제2호, 290~299쪽, 2009년 2월.

[23] 홍봉화, "적응 역전파 신경회로망 은닉층 노드 수의 최적화에 관한 연구," 세명논총, 제8집, 135~144쪽, 2000년 2월.

저자 소개



이 경 호

1994 : 한국과학기술원 공학석사.
 2008 : 단국대학교 공학박사.
 1996 - 현재 : 한라대학교 정보통신방
 송공학부 교수
 관심분야 : 패턴인식, HCI, 디지털
 신호처리, 컴퓨터 기술
 응용