

게임 NPC를 위한 신경망 기반의 이동 인공지능 알고리즘

정회원 조인휘*, 최문원

A Neural Network-based Artificial Intelligence Algorithm with Movement for the Game NPC

Inwhee Joe*, Moonwon Choi *Regular Members*

요 약

본 논문은 게임에서 신경망기반으로 지능캐릭터에게 학습을 통한 상황판단을 하는 이동 인공지능을 제안하였다. 신경망은 게임 규칙과 문제해결 방법을 정의한 알고리즘을 통한 입출력 값을 이용하여 지도 학습된다. 지도 학습된 지능캐릭터는 변화하는 주변 환경을 인지하여, 적절한 행동을 하게 된다. 본 논문에서는 신경망을 이용한 이동 인공지능을 점진적으로 설계하였고, 성능 실험을 위하여 간단한 게임을 구현하였다. 이 게임은 일정한 2차원 공간에 목표, 캐릭터, 장애물이 존재하고 캐릭터는 목표 지점으로 장애물을 회피하며 이동해야한다. 이동 인공지능은 실험마다 정의한 알고리즘을 통해 규칙과 몇 가지 문제해결법을 학습하여 변화하는 환경에서 목표를 완수 할 수 있으며, 정의한 알고리즘과 신경망 구조를 동일하게 설계하였다. 실험 결과, 제안한 이동 인공지능은 주변 상황을 인지하여 이동을 수행하고 목표를 완수할 수 있음을 보였다. 이동 인공지능은 복잡한 구조의 게임도 학습 알고리즘을 정의하여 학습하면 신경망은 변화한 환경에서도 적절한 결과를 보여 줄 수 있을 것이다.

Key Words : Movement, AI, Game, NPC, Neural Network

ABSTRACT

This paper proposes a mobile AI (Artificial Intelligence) conducting decision-making in the game through education for intelligent character on the basis of Neural Network. Neural Network is learned through the input/output value of the algorithm which defines the game rule and the problem solving method. The learned character is able to perceive the circumstances and make proper action. In this paper, the mobile AI using Neural Network has been step-by-step designed, and a simple game has been materialized for its functional experiment. In this game, the goal, the character, and obstacles exist on regular 2D space, and the character, evading obstacles, has to move where the goal is. The mobile AI can achieve its goals in changing environment by learning the solution to several problems through the algorithm defined in each experiment. The defined algorithm and Neural Network are designed to make the input/output system the same. As the experimental results, the suggested mobile AI showed that it could perceive the circumstances to conduct action and to complete its mission. If mobile AI learns the defined algorithm even in the game of complex structure, its Neural Network will be able to show proper results even in the changing environment.

I. 서 론

게임 산업은 멀티미디어 산업의 기술집약적인 고

부가가치 산업으로 20c 말부터 현재까지 많은 성장과 발전을 이루었으며 컴퓨터 등 하드웨어 발전과 맥락을 같이 하였다. 또한 네트워크 산업발달로 온라인

* 한양대학교 컴퓨터공학부 이동네트워크 연구실 (iwjoe@hanyang.ac.kr)

논문번호 : KICS2010-10-495, 접수일자 : 2007년 10월 18일, 최종논문접수일자 : 2010년 11월 19일

게임이라는 새로운 분야를 탄생시켰으며 최근에는 체감형 게임과 에듀테인먼트 게임 등 다른 산업과 융합을 통해 큰 부가 가치를 창출하며 현재 침체된 IT 산업을 활성화 시킬 수 있는 분야로 각광받고 있다¹⁾.

실제 현실에서도 인간의 습성과 성향, 행동양식 등은 각기가 다 상이하고 복잡한 특정 상황에서 행동 결정에 영향을 주는 요소는 무한히 변화하고 존재한다. 이를 게임에서 무한한 환경을 각각 구성하거나 어떤 특정 요소를 명확히 정의하기란 무리가 있고, 어떠한 문제에 대해서 여러 개의 해를 가질 수 있다. 이와 같이 복잡성과 모호성, 다양성을 충족시키고자 신경망 기법을 사용하였고, 실제 사용자가 게임을 진행할 때 행동 결정에 영향을 주는 요소만으로 학습되지 않은 여러 상황에서 행동을 결정하는 지능캐릭터의 이동 인공지능 모델을 제시하고, 구현 방법을 설명하여 본다.

II. 제안하는 이동 인공지능 알고리즘

2.1 이동 인공지능 알고리즘 설계

본 장은 지능 캐릭터가 주변 정보만 갖고 시작지점에서 목표지점까지 이동하면서 목표를 수행하는 알고리즘 설계를 할 것이다. 2.2절은 기본 이동 인공지능 설계로 특정한 2차원 지도에서 시작지점과 목표지점만 존재하는 환경이며 캐릭터의 주변정보와 목표지점과 위치 차이정보를 이용하여 목표를 수행하기 위해 지능 캐릭터가 연속적으로 이동할 수 있는지 가능성을 확인해 볼 것이다. 2.3절은 2.2절

에 설계를 토대로 수직 이동하는 장애물을 추가하여 캐릭터의 이동방향에 제한을 주는 환경에서도 목표를 수행할 수 있는 움직이는 장애물 이동 인공지능을 설계하고 주변 환경과 이동행적, 목표지점을 인지하여 행동할 수 있도록 연구할 것이다.

본 장의 모든 설계는 이전 절 설계를 진화시킨 구성으로 작성하기 때문에 이전 절 모든 내용을 포함한다.

2.2 기본 이동 인공지능 설계

지능 캐릭터가 신경망기반으로 현재위치에서 목표지점까지 연속적으로 이동하여 목표지점까지 도달하는 이동 인공지능을 설계하고자 한다. 초기 신경망은 적절한 이동 방향 출력을 할 수 없으므로 임의로 이루어진 사용자의 이동행적 정보를 일정횟수만큼 학습한 뒤 회상을 통해 지능 캐릭터가 연속적으로 이동하는 이동 인공지능의 기초적인 설계이다.

이 절에서 설계한 이동 인공지능 흐름 중 학습부분을 그림 1에 표현하였다. 초기 신경망은 적절한 이동방향을 출력할 수 없으므로 동일 게임 환경에서 임의로 사용자의 이동행적 정보를 생성하여 학습하고 일정 학습 횟수를 충족시키면 완료한다. “임의 이동행적 정보”는 사용자가 게임에서 캐릭터의 목표 수행을 위해 이동한 행적을 저장한 것이며 이는 특정 패턴을 가지고 행하지 않은 정보이다. 신경망 학습완료 후 지능 캐릭터가 목표를 수행하는 시작지점과 목표지점을 무작위로 변경하여 적용한 신경망 구조는 그림 2에 표현하였다.

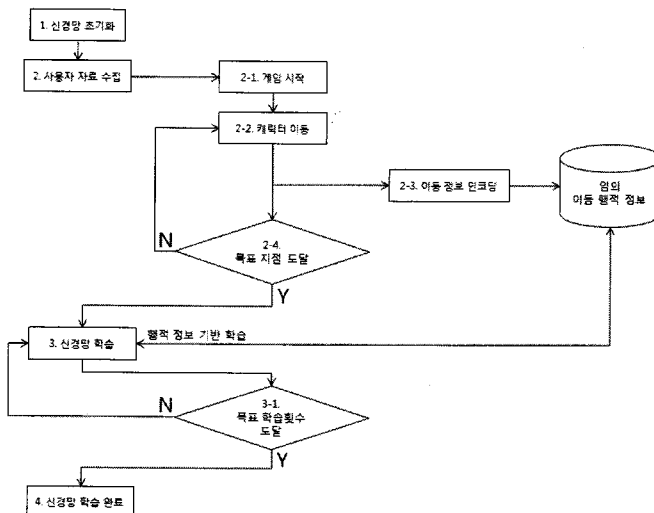


그림 1. 이동 인공지능 흐름 (학습)

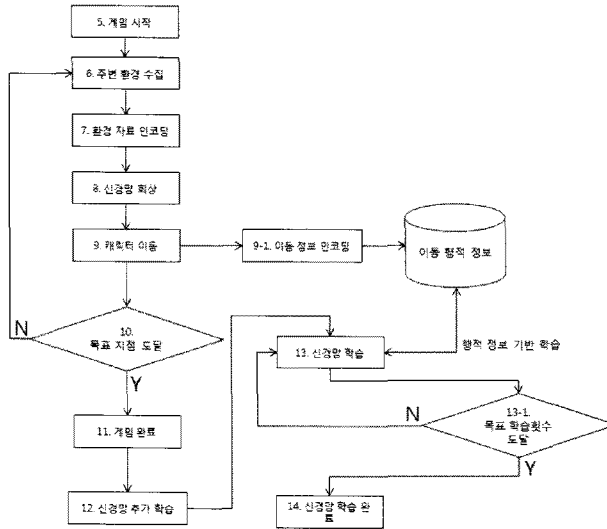


그림 2. 기본 이동 인공지능 흐름 (지능 캐릭터)

그림 2를 보면 지능 캐릭터가 이동한 행적을 저장하며 게임 종료 후 일정 횟수만큼 추가 학습을 한다.

기본 이동 인공지능의 신경망 입출력 구조이며 단층 퍼셉트론 구조로는 목표수행을 위한 이동방향 출력이 적절치 않아 다층 퍼셉트론 구조로 설계하였으며 이는 입력계층과 출력계층이 있고 은닉계층이 추가되어 있는 구조를 말한다.

2.3 움직이는 장애물 이동 인공지능 설계

이전 절에서 목표를 수행하는 기본 이동 인공지능 설계를 실험하여 신경망기반의 지능캐릭터 구현

가능성을 확인하였다. 그리하여 본 절에서는 이전 절 설계에서 이동방향에 영향을 주는 요소인 움직이는 장애물을 추가한 환경에서 목표수행이 가능한 이동 인공지능을 설계하고자 한다. 이 실험은 지능캐릭터를 중심으로 일정한 범위 환경정보를 획득할 것이다. 또한 장애물로 이동 가능 경로가 막힐 경우 우회방향출력이 가능하도록 “이동 궤적 영향맵”을 만들어 범위정보로 획득 가능하도록 한다. 이 절에서 설계한 움직이는 장애물 이동 인공지능은 그림 3과 같고 신경망의 구조는 그림 4에 표현하였다.

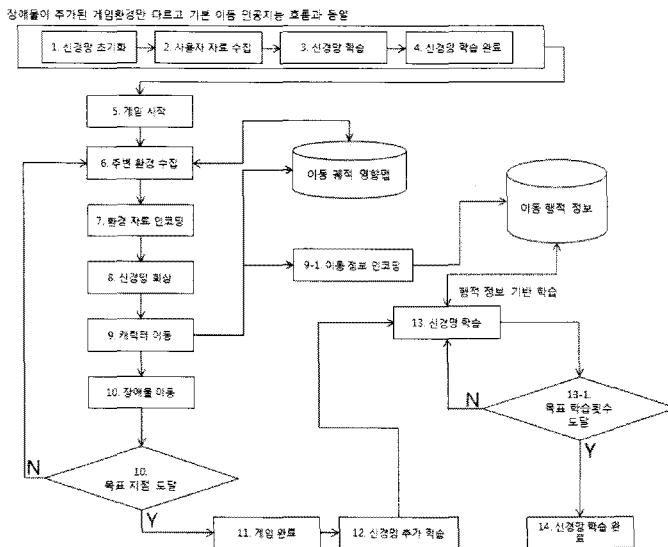


그림 3. 장애물 이동 인공지능 흐름 (지능 캐릭터)

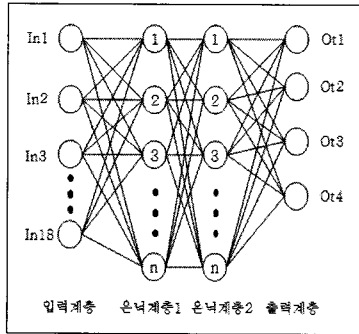


그림 4. 이동 인공지능 신경망 구조 설계

In: 입력정보 (1) 캐릭터 가로축 중심으로 3*5범위 정보
(2) 현재지점과 목표위치거리 차이 정보

Ot: 출력정보(상, 하, 좌, 우)

또한 동일한 환경에서 수행한 임의의 사용자 이동 행적정보를 학습한다.

지능 캐릭터는 사용자가 획득하는 정보와 동일하게 하기 위해 규칙을 가정하고 내용은 다음과 같다.

가정

- 1) 지능 캐릭터의 현재 가로축을 중심으로 반경 3*5범위에 대한 정보만 획득할 수 있고, 반경을 넘는 범위에 정보는 획득할 수 없다.
- 2) 장애물은 2중 장벽형태로 구성되며 2 클릭마다 수직 방향으로만 이동한다.
- 3) 목표지점은 2 클릭마다 수직 방향 이동한다.
(1 클릭 - 캐릭터 1회 이동)

III. 실험

3.1 실험

3.1.1 기본 이동 인공지능 실험

기본 이동 인공지능 설계를 실험하기 위하여 시작지점과 목표지점, 지능 캐릭터만 존재하는 환경을 가정하여 실험모델을 구현하였다. 게임은 캐릭터가 임의의 시작지점에서부터 임의의 목표지점까지 이동해야하며, 그 결과에 따라 목표 완수 여부를 가린다. 캐릭터가 이동할 수 있는 방향은 4가지로 다음과 같다.

이동 가능 방향 : 상, 하, 좌, 우

캐릭터는 정의된 10x5 크기에 2차원 공간을 넘을 수 없으며 목표지점에 도달하면 목표완수와 함께 게임종료이다. 게임을 간단히 하기 위해서 행동하는데 소요되는 시간을 1초로 가정하고 제한시간

을 두어 잘못된 이동으로 인한 무한한 이동을 제어한다. 즉 제한시간이 20초라면 20회의 이동이 가능하다. 그림 5는 구현한 실험 모델 화면이다.

본 절의 실험은 신경망기반의 이동 인공지능 구현가능성을 확인하기 위해 목표 완수율을 학습 횟수별로 분류할 것이다. 목표 실험을 위한 고정하는 조건의 내용은 다음과 같다.

학습률 : 0.1

학습횟수 : 100회, 1,000회, 10,000회, 100,000회

제한시간 : 20초

은닉층 수 : 2개

은닉층 노드 수 : 30개

목표 완수율은 지정된 학습 횟수만큼 학습이 되면 100회씩 신경망을 이용하여 지능캐릭터의 목표 완수 횟수를 세어 목표 완수율을 표현한다. 신경망 학습 자료는 사용자가 5회 목표 완수를 위한 이동 행적을 저장하였으며 모든 조건에 공통으로 적용되

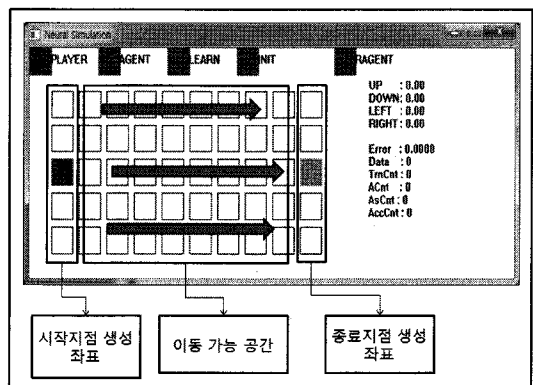


그림 5. 지능캐릭터 실험 모델 화면

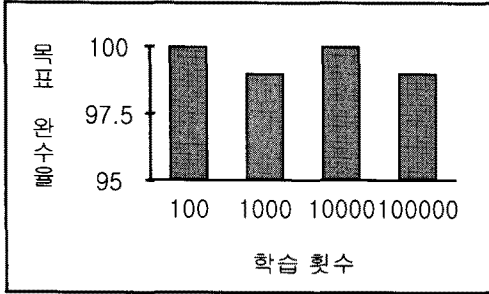


그림 6. 학습 횟수별 목표 완수율

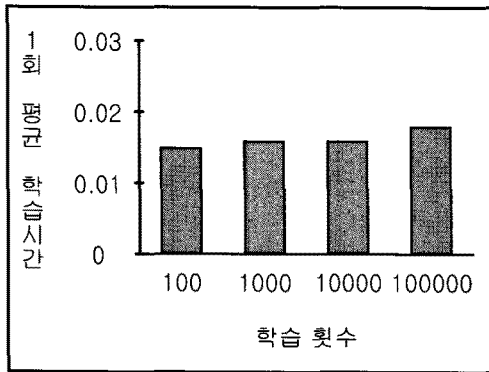


그림 7. 학습 횟수별 평균 학습 수행시간

어 학습한다.

이 실험은 신경망이 “임의 이동 행적정보”를 학습한 뒤 회상을 통해 지능 캐릭터가 연속적으로 이동하여 목표지점에 도달할 수 있는지를 확인하고, 결과는 학습 횟수 별로 그림 6에 나타내었다.

목표 완수율은 대체적으로 99%정도로 100회 학습 횟수부터 높았으며, 평균 학습 수행시간은 100000회 구간에서만 약간 차이를 보였지만 대체적으로 빠른 학습 수행시간을 보여주었다. 위 결과로 신경망기반으로 지능 캐릭터가 연속적인 이동을 할 수 있음을 확인하였다.

3.1.2 움직이는 장애물 이동 인공지능 실험

이전 절 실험모델을 기반으로 움직이는 장애물과 “이동 궤적 영향맵”기능을 추가하고 18x5크기로 2차원 공간을 확장하여 구현하였다. 게임은 한 캐릭터가 임의의 시작지점에서 임의의 목표지점까지 이동하는데 캐릭터 주변에 위치한 장애물을 피하며 이동해야 한다. 정의된 2차원 공간을 넘어가거나 장애물을 통과할 수 없으며 학습과정과 이용과정은 3.1.1절과 동일하다.

본 절에 실험도 동일한 이동 인공지능 설계와 신

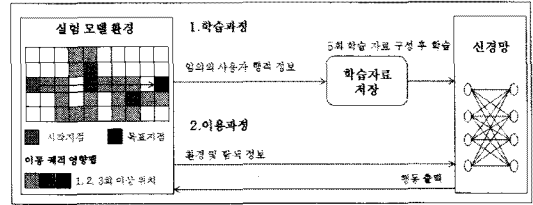


그림 8. 신경망기반의 지능캐릭터 학습과 이용과정

경망의 학습 횟수별로 변화하는 주변 상황 속에서 지능 캐릭터가 적절히 이동하여 목표를 수행할 수 있는지, 목표 완수율과 게임에 적합한지를 판단하기 위해 한 클럭(1회 이동)당 평균 이동방향 처리 시간을 확인할 것이다. 다음은 실험에서 가정할 고정 조건의 내용이고, 그림 8은 “이동 궤적 영향맵”기능을 추가한 신경망 학습과 이용과정이다.

학습률 및 학습횟수 동일

제한시간 : 200초

은닉층 수 : 2개

은닉층 노드 수 : 50개

장애물 수 : 총 36개 (장벽형태로 6개씩 구성)

이 실험으로 지능 캐릭터의 주변 장애물과 이동 궤적을 인식하여 장애물을 피하며 경로가 막힌 지점에서도 목표지점에 도달할 수 있는지를 실험하였고, 목표 완수율은 그림 9에 나타내었으며 평균 처리시간과 평균 학습시간을 그림 10에, 또한 지능 캐릭터가 이동한 횟수와 목표 완수까지 시스템 자원을 활용한 총 처리 누적시간을 그림 11, 12에 표현하였다.

실험 결과를 보면 학습 횟수 1000회 이하 구간의 목표 완수율은 평균 90%이상으로 높았지만, 학습 횟수 10000회 이상 구간에서는 목표 완수율이 높지 않았다. 학습 횟수에 따라 1회 이동 방향 결정 평균 처리시간은 0.033초 정도로 매우 짧았고

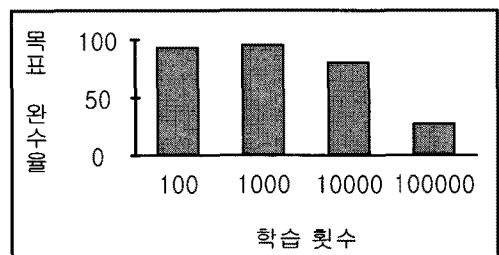


그림 9. 학습 횟수별 목표 완수율

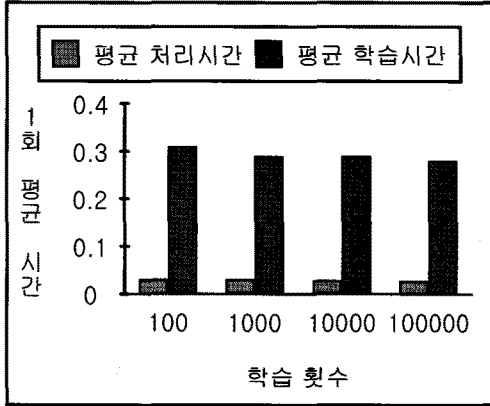


그림 10. 처리시간과 학습시간 (평균)

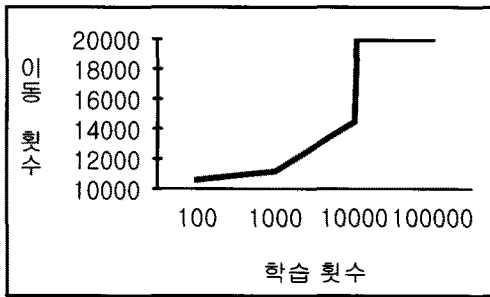


그림 11. 학습 횟수별 이동 횟수

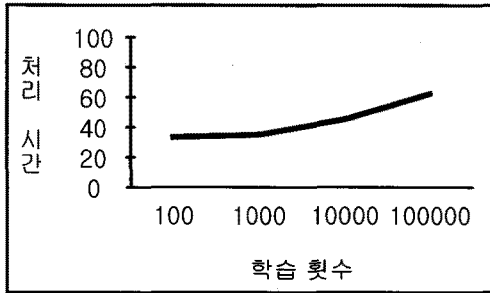


그림 12. 학습 횟수별 이동 처리 시간

노드 수가 이전 절 실험에 비해 증가하면서 평균 학습시간도 증가하여 오랜 시간동안 학습을 하였다.

전체적으로 목표 완수율은 높았으나 목표 완수를 실패한 실험 중 추가적으로 시간이 주어지면 목표 완수를 하였다. 또한 이동 횟수를 보면 학습 횟수가 증가할수록 이동 수가 증가하는 것을 보면 학습이 진행될수록 우회방향을 선택하는 케이스가 증가하였지만 그 중 과도하게 우회하는 상황도 발생하여 일부분은 목표 완수를 하지 못하였다. 무작위로 장애물이 2초 마다 수직 이동을 하기 때문에 진행 중

진행 방향이 막히는 경우가 있어 우회방향을 선택하는 경우가 많았고 학습 횟수 1000회 이하에선 그 중 6% 정도가 실패 하였으며 3%정도는 추가시간이 주어져도 실패하였다.

3.2 실험 결론

신경망을 구성하는 노드의 수가 증가할수록 학습에 필요한 시간은 증가하였고 학습 횟수는 성공률과 비례하지 않았다. 또한 이동을 결정하기 위하여 시스템이 산출하는 평균 처리 시간은 평균 0.03초 정도로 빠른 처리 속도를 보여 주었다.

신경망은 특정 규칙이 없는 임의의 사용자가 행한 이동 행적 정보를 학습하여 불규칙적인 정보 속에서도 게임 규칙을 이해하며 게임 목표를 완수할 수 있었고, 시시각각 변하는 환경에 대해 모두 정의하지 않아도 현재 상황을 인지하여 적절한 이동방향을 출력하였다.

신경망의 구조차이에 따라 동일한 학습 자료로 학습하여도 목표 완수율 차이가 발생하였다. 또한 입력정보가 행동을 결정하는 요소로 구성되어야하며 입력 값(강도) 또한 적절한 강도로 정의되어야한다. 강도가 바르게 정의되지 않으면 동일한 구조에서도 목표 완수도 하지 못하는 설계도 존재하였다. 신경망 학습 횟수가 증가하면서 목표 완수율이 감소한 구간도 존재하였고, 다른 설계에서는 목표 완수율이 상승하는 결과를 보인 것을 보면 절대적으로 많은 학습 횟수가 유리하진 않았다.

IV. 성능평가

본 연구의 인공지능 설계는 게임 개발 시 인공지능에 사용될 자원을 적게 활용하며 모든 상황에 대해 정의하지 않아도 목표를 완수하는 알고리즘으로 성능비교를 위해 현재 환경에서 적용할 수 있는 A* 알고리즘을 대상으로 하였다. 이 알고리즘은 시작지점에서 목표지점까지의 경로를 찾는 그래프 탐색 알고리즘이다. 목표지점까지 가장 좋은 경로를 추정하기 위해 각 지점에 랭킹을 부여하는 휴리스틱을 이용하여 방향을 결정하여 최단거리로 이동한다. 성능평가를 위해 제안한 알고리즘과 동일하게 상, 하, 좌, 우 방향으로만 이동한다.

본 연구에서 제안한 알고리즘과 A* 알고리즘은 이동방향을 결정하여 목표를 수행하여야 하는 목적은 같다. 기존 연구와 제안 연구의 1회에 필요한 자원 즉 1회 처리 시간과 이동 횟수, 200초 안에

표 1. 기본 연구와 제안 연구 성능비교

	기본 연구	제안 연구
1회 평균 처리시간	0.73초	0.03초
이동 횟수	8198회	11167회
목표 성공률	96%	96%

이동하여 목표를 성공한 횟수를 비교하고 그 결과를 표 1에 기술하였다. 제안 연구에서는 최적에 결과를 보인 학습 횟수 1000회에 지능 캐릭터를 적용하였다.

A* 알고리즘과 비교한 결과 1회 평균 처리시간은 제안한 신경망기반의 모델이 약 0.03초이고, 기존 모델은 0.73초가 소요 되었다. 이동 횟수는 기존 연구가 최단 거리를 찾아 적은 이동 횟수로 목표지점으로 도달 하였다. 하지만 목표 성공률은 비슷하였다. 기존연구보다 제안한 알고리즘의 자원 활용 능력은 약 240% 가량 CPU 활용시간을 줄였으며, 오히려 최단 거리만 찾기 때문에 게임에 적합한 모습을 보였다.

V. 결 론

본 논문에서 “임의의 행적 정보”를 학습한 신경망기반의 이동 인공지능을 연구하여 연속적으로 변화하는 환경에서 목표를 수행하는 지능 캐릭터의 구조를 제안하였고 주변상태, 목표정보를 정의된 규칙으로 인코딩하여 신경망에 입력하고 이동 방향을 출력하여 목표완수를 위한 연속적인 이동을 수행하였다. 이는 게임에 규칙과 목표를 학습을 통해 신경망은 이해하고, 여러 상황을 정의하지 않아도 변화하는 환경에서 규칙을 지키고 목표를 수행할 수 있음을 확인하였다. 제안된 모델을 통한 인공지능은 게임에서 사용할 여러 가지 기능 중 이동을 처리할 수 있고, 많은 자원과 신속한 처리가 필요한 게임에서 자원 활용성도 높았다.

참 고 문 헌

[1] 나종민 (2004), “이차원 대전 액션 게임을 위한 신경망 기반의 지능 캐릭터 구현”, 석사학위논문, 국민대학교

[2] 조병현, 정성훈, 성영락, 오하영, “대전 게임에서 상대방 캐릭터의 행동 패턴을 학습하여 대응하는 신경망 지능 캐릭터”, 전자공학회논문지 제 41권

제 6호, 2005.

[3] 장수형, 조성배, “전략 시뮬레이션 게임을 위한 계층적 영향 지도기반 진화신경망”, 한국정보과학회 학술발표논문집 제 35권 제 2호, 2008.

[4] 신용우, “게임대도 화면을 위한 지능형 게임캐릭터의 구현”, 한국인터넷정보학회 학술발표대회 논문집 제 8권 제 1호, 2007.

[5] 이만재 (2006), “그룹형 게임을 위한 인공지능 기술 개발”, 한국전자통신연구원.

[6] 조병현 (2005), “지능형 게임 캐릭터를 위한 학습 및 적응 방법에 관한 연구”, 박사학위논문, 국민대학교

[7] 최남진 (2006), “온라인 게임 환경에서 NPC 공격 패턴의 학습에 관한 연구”, 석사학위논문, 한세대학교

조 인 휘 (Inwhee Joe)

정회원

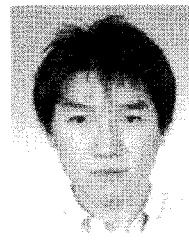


1983년 2월 한양대학교 전자공학과
 1994년 12월 미국 University of Arizona, Electrical and Computer Engineering, M.S.
 1998년 9월 미국 Georgia Tech, Electrical and Computer Engineering, Ph.D.

1992년 12월 (주) 데이콤 종합연구소 선임연구원
 2000년 6월 미국 Oak Ridge 국립연구소 연구원
 2002년 8월 미국 Bellcore Lab (Telcordia) 연구원
 2002년 9월~현재 한양대학교 컴퓨터공학부 부교수
 <관심분야> Mobile Internet, Cellular System and PCS, Sensor Networks, Mobility Management

최 문 원 (Moonwon Choi)

정회원



2007년 2월 학점은행제 멀티미디어학과
 2010년 2월 한양대학교 공학대학원, 컴퓨터공학과 석사
 2009년 3월~현재 비즈집 대표
 <관심분야> Mobile Internet, Sensor Networks, Artificial Intelligence