

입체효과 최적화를 위한 사용자 보조 소프트웨어 컴퓨팅 기법

User Assistant Soft Computing Method for 3D Effect Optimization

최우경, 김성주, 전홍태

Woo-Kyung Choi, Seong-Joo Kim, Hong-Tae Jeon

중앙대학교 전자전기공학부

요 약

본 논문에서는 신경망 학습을 위한 데이터 획득 시 생길 수 있는 오차를 줄이기 위해 획득 데이터에 대한 전처리 과정을 퍼지로서 구현하는 알고리즘을 제안하였다. 신경망은 주어진 정보를 이용하여 학습을 가능하게 함으로써 시스템의 특징을 추출하는 데 매우 우수한 능력을 발휘하고 있다. 그러나 이는 학습에 사용하는 데이터에 오차가 포함되지 않는다는 점을 전제로 하고 있다. 그런데 데이터 획득 과정이 인간의 주관적 판단에 의해 수작업으로 이루어지는 경우 학습 데이터는 오차가 존재할 수 있다. 학습 데이터의 오차를 줄이기 위해 초기에 획득된 데이터를 분석하고 추가적인 후보 데이터를 선정하여 그 중에서 가장 적절한 데이터를 고르게 하였다. 데이터 후보 추천 시스템은 데이터 획득 과정에서 큰 영향을 미치는 물체의 거리와 크기를 모두 고려할 수 있도록 퍼지 모델로써 구현하였다. 후보 추천 결과, 상당수의 오차 데이터를 수정할 수 있었으며 이는 심리적 요인과 신체적 요인이 크게 작용한 데이터 일수록 큰 효과를 나타냈다.

Abstract

In this paper, we suggested user assistant soft computing method for 3D effect optimization. In order to maximize 3D effect of image, intervals among cameras have to be set up properly according to distance between cameras and an object. Two data such as interval and distance was obtained to use in neural network as the data for learning. However, if the data for learning was obtained by only human's subjective views, it could be that the obtained data was not optimal for learning because the data had an accidental error. To obtain optimal data for learning, we added candidature data to obtained data through data analysis, and then selected the most proper data between the candidature data and the obtained data for learning in neural network. Usually, 3D effect of image was affected by both distance from an object to cameras and an object size. Therefore, we suggested fuzzy inference model which was able to represent two factors like distance and size. Candidature data was added by fuzzy model. In the simulation result, we verified that the more the obtained data was affected by human's subjective views, the more effective the suggested system was.

Key words : Neural network, Learning, Fuzzy inference, 3D effect

1. 서 론

멀티미디어 관련 기술 개발과 더불어 세계 유수의 연구기관 및 방송사에서는 입체 영상의 구현과 관련된 연구가 한창 진행 중이다. 3D 입체 영상 구현을 위한 다양한 기법들 중에서 양안 시차에 의한 입체감 형성은 가장 기본적이고 빈번히 사용되는 방식중 하나이다[1][2][3].

이러한 양안시차를 이용한 3D 영상 구현을 위해서는 대상 물체를 여러 대의 카메라를 이용하여 다양한 각도로 촬영하고 이를 다시 합성하는 기술이 사용된다. 이 때 카메라의 위치 조정에 따라 3D 전용 모니터에서 표현되는 입체 영상의 품질이 결정된다. 그러므로 입체감을 가장 잘 나타내는 카메라의 위치를 찾아내는 것은 3D 영상 구현에 있어 중요한 문제이다.

카메라의 위치 제어에는 자동화를 어렵게 하는 몇 가지 제한사항이 있다. 입체감의 인지는 인간의 감각에 의해 이루어지므로 카메라 위치를 제어하기 위한 일정한 수학적 모델

을 제시할 수 없다. 따라서 현재는 영상 전문가의 경험을 근거로 카메라의 위치 조정을 수작업으로 행하고 있다. 이러한 방식으로는 매 순간 위치가 변화하는 대상에 대해 실시간으로 카메라 위치를 제어하는 것이 매우 어렵다. 이에 신경망을 이용하여 카메라의 위치를 제어할 수 있는 제어 시스템을 구성하려고 한다.

신경망은 생물학적인 신경세포를 수학적으로 모델링하고, 주어진 정보를 이용하여 학습을 가능하게 함으로써 주어진 시스템의 특징을 추출하는 데 매우 우수한 능력을 발휘하고 있으며, 병렬 분산 처리와 계산능력, 학습에 있어서 뛰어난 능력을 갖고 있다. 또한 전역적인 매핑 구조에 근거하여 근사화를 수행함으로써 복잡한 비선형 시스템의 제어에 적합하다. 그리고 신경망은 학습에 사용되지 않은 입력에 대해서도 출력을 내는 일반성을 갖는다[4][5][6][7].

그러나 신경망의 학습에 사용되는 데이터가 정확하지 않을 경우 학습이 완료된 신경망의 출력에는 오차가 있을 수밖에 없다. 그런데 카메라 제어를 위한 학습 데이터의 획득은 3D 영상 개발자의 수작업과 주관적 판단에 의해 이루어진다. 그러므로 신경망 학습을 위해 획득된 데이터에는 오차가 존재할 수 있다. 이러한 오차는 데이터 수집 당시의 주변 환경과 심리적 요인에 큰 영향을 받게 된다. 따라서 보다 정

접수일자 : 2004년 12월 30일

완료일자 : 2005년 2월 1일

교한 성능의 제어 시스템 구성을 위해서는 학습 데이터를 획득할 때 획득된 데이터를 평가하고 오류를 최소화할 수 있는 중간 과정이 필요하다. 그 중간과정으로 퍼지이론을 적용하였다[8][9][10].

영상 개발자들이 획득한 학습 데이터들의 경향을 분석하여 초기에 선정된 데이터 이외의 추가적인 데이터 후보를 추천한다. 그리고 초기 데이터와 추천된 후보 데이터 중에서 최상의 값을 선택한 후 카메라 위치 제어를 위한 신경망 학습에 사용한다. 이러한 데이터 보정 작업을 거치면 부정확한 학습 데이터로 인해 발생하는 신경망 시스템의 성능 저하를 방지할 수 있다.

이와 같은 알고리즘은 데이터 획득 과정이 불명확하고 신뢰도를 확신할 수 없는 시스템을 위해 다양하게 적용될 수 있다. 또한 데이터 경향 분석 과정을 자동화하면 사용자별 개별 학습을 통해 개인의 특성에 맞추어 최적화된 시스템을 구현할 수 있을 것이다.

2. 입체 디스플레이 시스템

3D란 3-Dimension의 약자로서 세 가지 차원(점, 선, 공간)으로 구성되어 있다. 즉, 객체를 공간적으로 지각하기 위해서는 수직적인 요소, 수평적인 요소 그리고 깊이가 필요하다.

3D 이미지 제작은 모자이크 세공, 기하학, 그리고 렌더링 등 세 가지 과정으로서 나누어 볼 수 있다. 첫 번째 과정에서는, 연결된 점들을 사용하여 개별 객체들의 모델이 창조되며, 이것은 여러 개의 개별적인 다각형으로 만들어진다. 그 다음 단계에서는, 그 다각형들이 다양한 방법으로 변환되며, 조명 효과가 적용된다. 세 번째 단계에서는, 변환된 이미지들이 매우 미세하고 상세한 묘사를 가진 객체들로 렌더링된다.

이러한 3D 효과를 만드는데 필요한 다양한 기술들은 이미 상용화된 상태이다. 그러나 모니터나 TV 등 각종 스크린 표현 매체들은 평면적인 구조이기 때문에 인간의 시각이 느낄 수 있는 입체감을 표현하기 힘들다. 물론 근접하게 보일 수는 있지만 완전한 Real 3D를 구현하기는 힘들다. 그 이유는, 인간이 3차원 공간을 지각하는 것에는 매우 다양한 요인들이 작용하기 때문이다. 즉, 인간의 시각은 양안시차(stereoscopic parallax)뿐만 아니라 폭주(눈의 회전각), 조절(눈의 초점 맞춤), 운동시차(관찰자와 물체의 상대적인 운동에 의한 변화) 및 심리적요인(원근법, 음영) 등을 기본으로 3차원 공간을 지각한다.

여러 가지 입체 지각 요소들 중 3D 디스플레이 시스템에서 가장 빈번히 그리고 기본적으로 사용되는 요소는 양안 시차이다(Binocular disparity)이다.

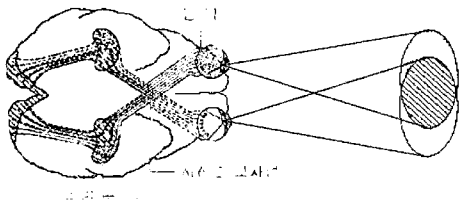


그림 1. 인간 시각계의 모형
Fig. 1. model of human vision system

그림 1의 인간 시각계 모형을 보면 알 수 있듯이 인간의 두 눈은 약 2.5인치 정도의 간격을 유지하고 있으며 이로 인해 약간 다른 각도에서 대상물들을 쳐다보게 된다. 인간이 물체의 거리를 느낄 수 있는 이유는 물체에서 반사되어 나온 두 빛이 각각의 두 눈에 포착되어 뇌에서 합성 처리되기 때문이다. 인간의 뇌는 두 눈에 맺힌 상의 차이가 클수록 가깝게 존재하는 것으로 느끼고 차이가 적을수록 먼 곳에 있는 것으로 느끼게 된다.

양안 시차는 양쪽 눈의 망막에 생기는 상의 차이로 인해 형성되는 입체감을 말한다. 그림 2에서처럼 두 눈의 불일치는 3D 장면을 볼 때, 왼쪽 눈과 오른쪽 눈에 투사되는 영상에 차이를 나게 하며 이러한 상의 불일치로 인해 우리는 입체 영상을 지각하게 된다.

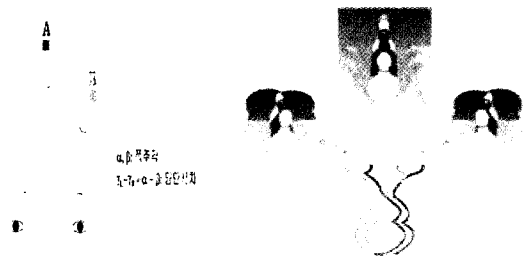


그림 2. 양안시차에 의한 대상의 원근 인식
Fig. 2. Distance recognition by binocular disparity

3. 입체 모니터를 위한 카메라 위치 제어 시스템 개발 환경

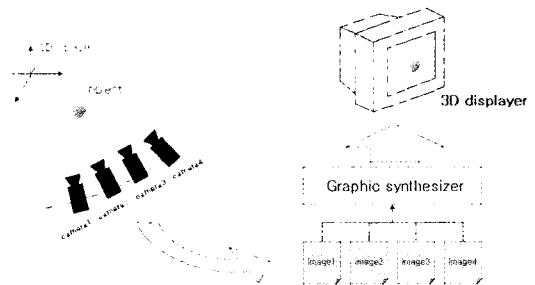


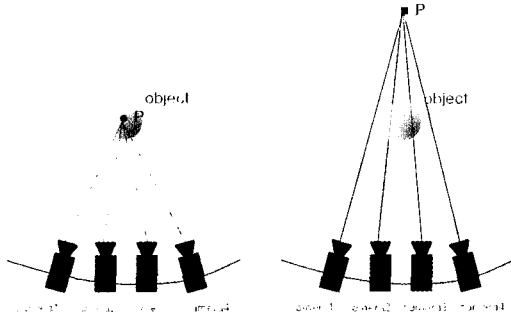
그림 3. 3D 모니터를 위한 이미지 처리
Fig. 5.1 Image preprocess for 3D monitor

3D 디스플레이 시스템에는 여러 가지 방식들이 있다. 본 논문에서는 양안 시차를 이용하여 입체감을 표현하는 '다안식-무안경방식'을 사용하는 3D 모니터를 사용한다. 그리고 3D 모니터에 출력할 입체 영상은 우주 공간을 배경으로 하는 게임의 진행 화면으로써 실사 촬영이 아닌 가상공간상의 대상 물체를 각기 다른 각도에서 렌더링하고 이를 합성하여 사용한다.

그림 3에서 보는 바와 같이 각기 다른 위치에 있는 카메라로부터 얻은 데이터는 이미지 합성 프로그램을 통해 입체감이 나타나는 3D 이미지로 변환된다. 그리고 이러한 3D 이미지 데이터는 전기전인 신호로 바뀌어 3D 모니터에 전송된다.

시스템에 따라 카메라의 개수는 다양하게 설정 될 수 있으나 본 연구에서는 4대의 카메라에서 각기 4장의 이미지가 추출되는 시스템을 기본으로 하였다. 이때, 카메라 및 대상 물체는 3D 가

상공간에서의 객체와 뷰 프러스텀(view frustum)을 의미한다. 가상공간에서의 객체 및 카메라 설정과 입체 영상 획득을 위해 3D Studio MAX라는 3D 전용 프로그램을 사용한다.

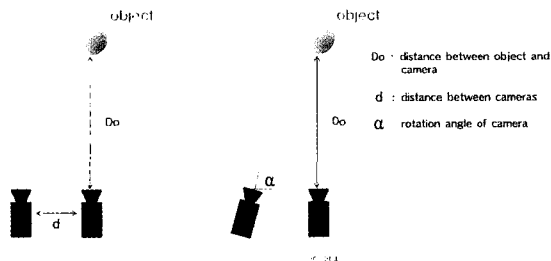


(a) 초점이 물체의 중심에 위 (b) 초점이 물체 후면의 특정 좌표에 위치할 때

그림 4. 카메라 초점의 위치
Fig. 4. Position of camera focus

3D 입체 영상 합성을 위해 각기 다른 위치에 있는 4대의 카메라에서 동일 대상에 대한 영상을 획득하게 된다. 이때 각각의 카메라는 동일 대상을 지향하게 되므로 특정 위치에서 초점 P가 형성된다.(여기서, 초점이라는 용어는 일반적인 카메라 초점(focus)과는 다른 의미로 사용된다. 본 논문에서는 카메라가 지향하는 방향으로 무한대의 연장선을 그렸을 때 각 카메라의 연장선들이 만나게 되는 점을 초점이라는 용어으로써 표현하도록 한다.) 이때, 그림 4. (a)에서처럼 초점 P가 대상 물체의 중심에 위치할 경우 3D 모니터에서는 최상의 선명도를 얻게 된다. 그러나 최상의 입체감을 얻을 수는 없다. 3D 모니터에서는 출력 품질이 선명도보다 입체감이 우선하게 된다. 실험결과에 따르면 최상의 화질 즉, 최고의 입체감을 얻기 위한 초점은 그림 4. (b)에서 보이는 바와 같이 대상 물체의 후면 특정 좌표에 위치하게 한다.

초점을 조절하는 방법은 두 가지가 있다. 첫 번째는 카메라 좌우 회전각은 정면을 주시하도록 고정된 상태에서 카메라 간격을 조정하는 것(그림 5. (a))이며 두 번째 방법은 카메라의 좌우 회전각을 조정하는 것(그림 5. (b))이다. 여기서 Do는 물체와 카메라의 거리, Dc는 Do에 대한 카메라 간격의 비율(카메라간 거리를 d라 했을 때, $Dc = Do/d$) 이다.



(a) 카메라간 간격조정 (b) 카메라 회전각의 조절
그림 5. 초점 조절 방법

Fig. 5. Methods for focus adjustment

두 가지 방법 모두 물체와 카메라간 거리에 의해 파라미터(회전각 또는 카메라 간격) 값이 결정된다. 그러나 두 번째

방법(그림 5. (b))의 경우 가상공간 구성을 위해 사용되는 프로그램 특성상 구현이 어려우므로 첫 번째 방법(그림 5. (a))을 사용하여 초점을 조정하도록 한다. 3D 영상 개발자들의 경험적인 지식에 의해 통상 물체와의 거리와 카메라 간격에는 20:1 정도의 비례관계가 성립한다는 것을 발견하였다. 그러나 이러한 비례치는 대략적인 값으로서 많은 오차를 포함하고 있다. 따라서 반복적인 이미지 렌더링과 합성 그리고 입체감 판별의 과정이 필요하다.

카메라 제어에 필요한 모든 상황의 데이터를 전문가의 실험을 통해 얻을 수는 없다. 그리하여 주어진 정보를 이용하여 학습을 가능하게 함으로써 주어진 시스템의 특징을 추출하는데 매우 우수한 능력을 발휘하고, 전역적인 매핑 구조에 근거하여 근사화를 수행함으로써 복잡한 비선형 시스템 제어에 적합한 신경망의 학습을 사용하여 실험을 통해 얻지 못한 입력에 대해서도 출력을 낼 수 있도록 하였다. 그러나 신경망의 학습에 사용되는 데이터가 정확하지 않을 경우 학습이 완료된 신경망의 출력에는 오차가 있을 수밖에 없다. 그리하여 신경망 학습을 필요한 적합한 데이터를 획득하여야 한다. 신경망의 데이터 획득 과정은 다음과 같다.(그림 6)

영상 개발자들은 경험적 지식을 토대로 초기 카메라 간격을 $Dc = 20$ 으로 설정하고 입체 영상을 합성한다. 그리고 $Dc = 20 \pm a$ (a는 개발자가 지정하는 임의의 값)일 때의 입체 영상 2개를 추가로 생성한다. 이러한 3개의 입체 영상 중에서 출력품질이 가장 우수한 영상을 고른 후, 그 영상에서 사용한 Dc값을 기준으로 다시 추가 이미지를 생성하고 품질을 비교하는 과정을 반복하게 된다. 더 이상 입체감 향상을 기대할 수 없을 때 작업을 종료하고 최종적으로 데이터를 결정하게 된다. 그러나 위와 같은 작업을 반복적으로 수행하게 되면 눈의 피로도가 증가하고 앞선 결과에 따라 현재의 결과를 예측하는 심리적인 요인이 작용함에 따라 데이터에 오차가 발생하게 된다.

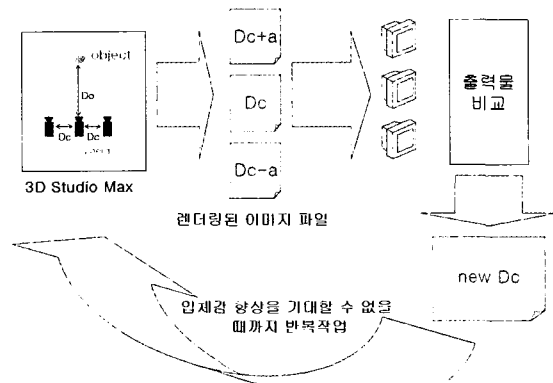


그림 6. 데이터 획득 과정
Fig. 6. Process of data collection

그러므로 영상 개발자가 발견하지 못한 최상의 카메라 간격 값을 추천 할 수 있는 데이터 후보 추천 시스템을 퍼지 제어시스템으로 구현하였다.

4. 학습 데이터 전처리

카메라 위치 제어를 위한 시스템의 구현은 그림 7와 같이

두 단계의 과정을 거친다. 3D 영상 개발자들은 신경망 학습을 위하여 학습 데이터를 선정한다. 이때 학습 데이터 선정 과정에는 오차가 포함되며 그 원인은 크게 다음 두 가지를 생각할 수 있다.

- 육안에 의한 주관적 판별
- 학습 데이터 선정 중 심리적 변화

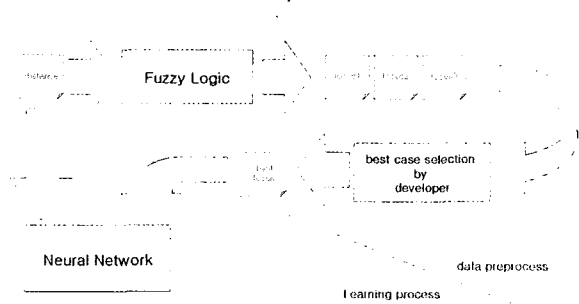


그림 7. 데이터 전처리 및 신경망 학습
Fig. 7. Data preprocess and learning process

영상 개발자들의 학습 데이터 선정 과정을 살펴 본 결과, 학습 데이터 선정에 있어 신체적인 요인과 심리적인 요인이 매우 강하게 작용함을 알게 됐다. 앞서 찾은 데이터에서의 결과가 현재의 데이터의 결과와 그리 다르지 않을 것이라는 믿음과 눈의 피로도 증가로 인해 더 나은 결과를 찾으려는 노력을 쉽게 포기하는 것이다.

이러한 데이터 선정 오차를 보정하기 위해 일차적인 데이터 획득 후, 중간 처리 과정을 거친다.

신경망을 위한 학습 패턴 추출은 전적으로 수작업과 주관적 판단에 의해 이루어진다. 이때, 일차적으로 획득된 학습 데이터는 퍼지를 사용하여 전처리 과정을 거친다. 이는 사용자가 미처 확인하지 못한 데이터에 대한 보완으로써 보다 적절한 파라미터 값을 선택할 수 있도록 도와주는 역할을 하게 하기 위함이다.

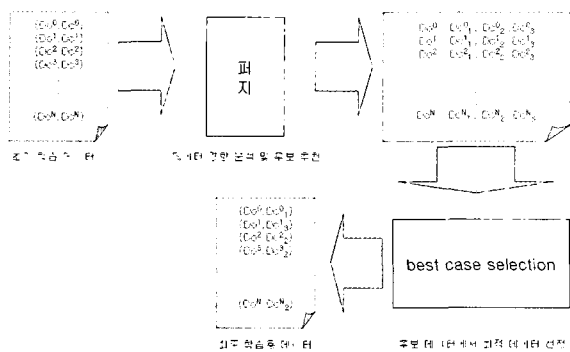


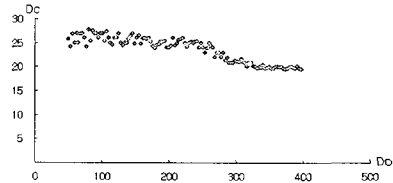
그림 8. 후보 데이터 추천
Fig. 8. Data recommendation

여기서 D_o 는 물체와 카메라의 거리, D_c 는 D_o 에 대한 카메라 간격의 비율(카메라간 거리를 d 라 했을 때, $D_c = D_o/d$) 이다.

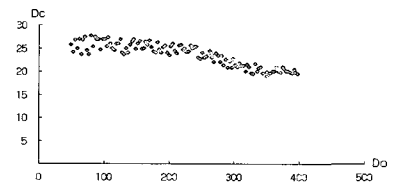
초기에 획득된 데이터가 위의 과정(그림 8)을 거치면 초기 데이터에서 각각의 학습 쌍에 대해 두개의 후보 초점 거리가 생성된다. 이렇게 중간 처리된 데이터는 영상 개발자들에게 다시 보내지고 세 개의 초점 거리 중에서 최상의 값을 하나

씩 선택하여 최종적인 학습 데이터를 선정하게 된다.

입체 영상을 출력할 때 물체의 거리가 가까우면 카메라 간격 조정 범위가 커야만 입체감의 변화를 감지할 수 있다. 그리고 물체의 거리가 먼 경우에는 간격을 조금만 조정해도 입체감의 변화가 뚜렷하게 나타난다. 마찬가지로 대상 물체의 크기가 큰 경우에도 작은 물체일 때보다 상대적으로 카메라 간격 조정 범위가 넓어야 입체감의 변화를 인지할 수 있다.(그림 9)



(a) 객체 1의 데이터 (크기 45)



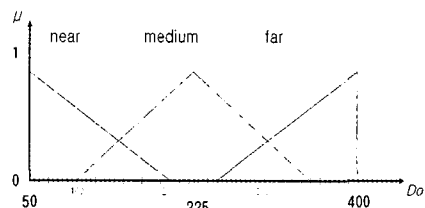
(b) 객체 2의 데이터 (크기 80)

그림 9. 초기 획득 데이터

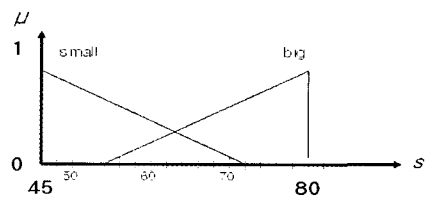
Fig. 9. Initial data collection

그러므로 물체의 거리와 크기에 따른 초점 거리 변화를 고려하여 데이터 후보를 추천하여야한다. 초기 데이터를 살펴보면 물체의 거리가 가까울수록 데이터가 넓은 범위에 걸쳐 분산되어 나타나는 것을 알 수 있다. 또한 거리가 300 이상인 부분에서부터 D_c 가 20에 수렴하는 것을 알 수 있다. 이는 물체가 너무 작아져서 더 이상 입체감의 차이를 구별하기 곤란하기 때문에 나타나는 현상이다. 그리고 대상 물체의 크기가 큰 경우 데이터 분산도가 높아지는 경향을 알 수 있다.

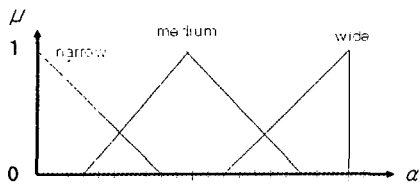
그러므로 획득된 초기 데이터의 경향을 반영하여 물체의 거리와 물체의 크기에 대한 퍼지 멤버십 함수를 설정하였다.(그림 10)



(a) 거리에 대한 멤버십 함수



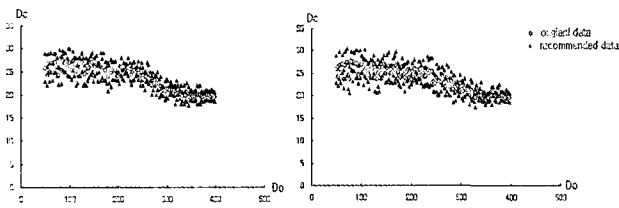
(b) 크기에 대한 멤버십 함수



(c) 카메라 간격에 대한 멤버십 함수
그림 10. 퍼지 멤버십 함수

Fig. 10. Fuzzy membership function

퍼지 전처리에는 Mamdani의 min-max 기법과 비퍼지화를 위해 무게중심법이 사용되었다. 그림 11는 초기 데이터와 퍼지에 의해 생성된 새로운 데이터들을 나타낸 것이다.



(a) 객체 1의 후보 추천 데이터(객체크기: 45) (b) 객체 2의 후보 추천 데이터(객체크기: 80)
그림 11. 후보 추천된 데이터

Fig. 11. Original data and recommendation

초기 Data (D_0, D_{c0}), 후보 Data $D_{c1} = D_{c0} + \alpha$
 $D_{c2} = D_{c0} - \alpha$ (1)

여기서, $\alpha = F(D_0, s)$ 은 물체의 거리와 크기를 입력으로 하는 퍼지 관계 함수

퍼지 전처리 과정을 거친 후 각각의 학습 데이터에 2개씩의 새로운 카메라 간격이 추가되었다. 식 1 이 데이터를 영상 개발자들에게 전달하여 원본과 후보 데이터 사이에서 입체감이 가장 잘 표현되는 카메라 간격을 선택하게 하였다.

전처리 과정을 거친 후, 생성된 데이터의 실제 사용량은 표 1에서 보는 바와 같다. 물체의 크기가 작은 경우에 보다 선택 빈도가 높은 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 물체가 작을수록 입체감 판단이 힘들어지기 때문에 학습 데이터 선정을 위한 테스트를 쉽게 포기하는 심리적 요인과 눈의 피로도와 같은 신체적 요인에서 비롯되는 것으로 추측된다.

표 1. 추천 데이터와 원래 데이터의 사용 비교
Table 1. number of data usage

	Small object	Big object
총 데이터 개수	117	117
원래 데이터 사용	68	85
추천된 데이터 사용	49	32

5. 신경망에 의한 카메라 위치 제어

전처리 과정을 거쳐 선정된 최종적인 학습 데이터는 신경

망의 학습에 사용된다. 신경망을 이용한 카메라 제어기의 입력은 물체의 거리가 사용되며 출력은 카메라 간격이 나오게 된다. 여기서, 카메라 위치 제어를 위한 신경망의 구조로 다층신경망을 사용한다[11][12].

카메라 제어기를 위한 신경망은 입력층, 출력층 그리고 한 개의 은닉층을 갖고 있으며 은닉층은 4개의 노드로 구성되어 있다. 신경망에는 시그모이드 함수와 오차 역전파 알고리즘이 사용되었으며 weight 초기화는 0과 1 사이의 수를 무작위로 추출하여 사용하였다.

표 2. 신경망 학습 파라미터

Table 2. Learning parameters of neural network

학습 데이터 개수	117쌍
초기 학습률	0.1
RMSE	0.086
학습 완료	23 epoch
초기 weight 설정	0~1 (random)

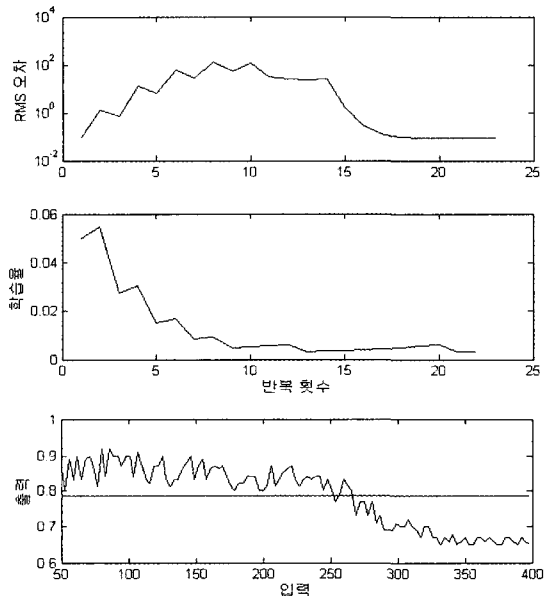


그림 12. 카메라 제어기의 학습 결과

Fig. 12. Result of learning for camera controller

최종 데이터로 학습을 완료한 신경망의 출력은 그림 12와 같다.

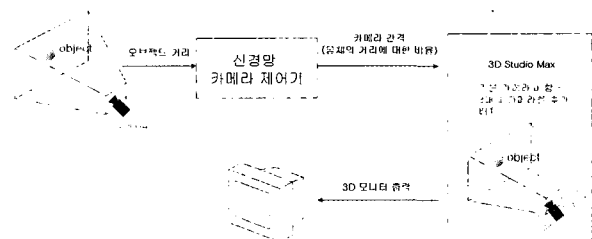
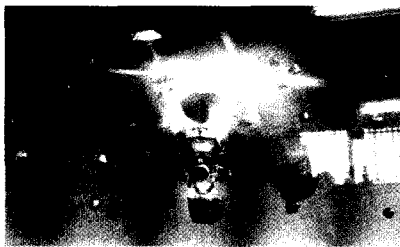


그림 13. 카메라 위치 제어기

Fig. 13. Camera location controller

출력 Dc는 3D Studio Max라는 프로그램으로 전달되어 초기 상태에서 설정되었던 뷰 프러스텀에 더하여 3개의 뷰 프러스텀을 생성하고 입체 영상으로 합성한다.(그림 13)

앞에서 제안한 카메라 위치 제어기를 이용하여 실제 시스템에 적용한 결과 그림 14와 같다. 그림 14.(a)는 전문가의 경험에 의해 얻어진 초기 데이터를 이용한 3D 영상이고 (b)는 퍼지로지컬을 이용하여 전처리한 데이터를 신경망으로 학습한 제어기의 3D 영상이다. (a)의 경우는 중심 객체에만 초점을 고려하였기 때문에 중심 객체와 중심 객체의 위치에 해당하는 물체를 제외한 영상에서는 거의 입체감을 얻을 수 없었다. 그렇지만 (b)의 경우는 일반적인 경우를 고려하여 중심뿐만 아니라 그 외의 곳에서도 입체감을 얻을 수 있었다. 그 예로 그림 4 (a)와 (b)의 왼쪽에 위치한 장애물들과 오른쪽 위쪽 장애물의 경우 초기 데이터를 사용한 영상(a)은 객체들이 있다는 것만 알 수 있을 뿐, 크기나 위치 등의 입체감은 거의 느낄 수 없다. 그러나 전처리 데이터를 사용한 영상(b)은 장애물의 크기와 위치 등의 입체감을 육안으로도 확실하게 느낄 수 있다. 여러 번의 실험을 통해 초기 데이터와 전처리 데이터를 사용한 영상을 출력하여 비교한 결과 전처리 데이터를 사용한 영상이 전문가(개발자)들뿐만 아니라 실험 참가자들에게서도 많은 호응을 얻을 수 있었다.



(a) 초기 데이터 사용 결과



(b) 전처리 데이터 사용 결과
그림 14. 3D 영상 출력

Fig. 14. 3D image display

6. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 신경망 학습을 위한 데이터 획득시 발생하는 오차를 줄이기 위해 학습 데이터를 추천하는 알고리즘을 제안하였다. 3D 모니터를 위한 시스템 설계에 있어 신경망 학습을 위한 데이터 획득 작업은 인간의 주관적 판단에 크게 좌우된다. 그러므로 심리적이고 불확실한 요소로 인해 신경망 학습을 위한 학습 데이터 자체에 오차가 포함되어 제어 시스템 자체의 성능이 저하될 우려가 있다.

이를 극복하기 위하여 퍼지 모델을 사용하여 전문가에 의해 획득된 데이터를 분석하고 새로운 학습 데이터 후보들을 추천하도록 하였다. 그리고 새로 생성된 추천 데이터들과 원래 데이터들 중에서 최상의 데이터를 선택하여 학습을 시킬

으로써 수집 과정에서 생기는 오류를 최소화 하도록 하였다.

본 논문은 데이터를 획득할 때의 영향 요소를 물체의 위치와 크기로 설정하였다. 그러나 실제에서는 주변의 조명 및 데이터 획득자의 눈의 높이와 자세와 같은 다양한 요소들이 복합적으로 작용한다. 따라서 보다 정확한 학습 데이터 추천 및 획득을 위해서는 위와 같은 요소들의 영향까지 모두 적용시킬 수 있는 보다 심화된 알고리즘의 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [1] <http://www.omnitel.co.kr>
- [2] <http://www.stereo3d.com/3dhome.htm>
- [3] <http://www.3dview.co.kr/sub03/?p=sub01>
- [4] A. Guez, J. Eilbert, and M. Kam, "Neural Network Architecture for Control," IEEE Control Systems Magazine, pp. 22-24, April, 1988
- [5] Kumpati S. Narendra. K. Parthasarathy, " Identification and Control of Dynamic Systems Using Neural Networks," IEEE Trans. Neural Networks. pp 4-27. vol. 1, no. 1, Mar 1990.
- [6] S. R. chi, R. Shouresshi, and M. Tenorio, "Neural networks for system identification," IEEE Contr. syst. Mag, vol. 10, pp. 31-34, 1990.
- [7] J.S.R. Jang, C.T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing," Prentice Hall PTR, 1997.
- [8] George J. Klir and Bo Yuan, "Fuzzy Sets and Fuzzy Logic - Theory and Applications," Prentice Hall PTR, 1995.
- [9] 변중남, "Fuzzy Logic Control," 홍릉과학출판사, 1997.
- [10] 이광형, 오길록, "퍼지 이론 및 응용 II," 홍릉과학출판사, 1997.
- [11] Simon Haykin, "Neural Networks - a comprehensive foundation", Prentice Hall PTR 1999.
- [12] Chin Teng Lin and C.S. George Lee, "Neural Systems - A Neuro Fuzzy Synergism to intelligent Systems," Prentice Hall PTR, 1966.

저자 소개

최우경(Woo-Kyung Choi)

2004년 제 14 권 제 6 호 참조

E-mail : chwk001@wm.cau.ac.kr

김성주(Seong-Joo Kim)

2004년 제 14 권 제 6 호 참조

전홍태(Hong-Tae Jeon)

2004년 제 14 권 제 6 호 참조