論文

인공표식의 면적을 이용하는 영상 기반 헤드 트랙커 설계

김종훈*, 조겸래**, 이대우**

Design of the Vision Based Head Tracker Using Area of Artificial Mark

Jong-hun Kim*, Kyeum-rae Cho** and Dae-woo Lee**

ABSTRACT

This paper describes research of using area of artificial mark on vision based head tracker system. A head tracker system consists of the translational and rotational motions which are detected by web camera. Results of the motion are taken from image processing and neural network. Because of the characteristics of cockpit, the specific color on the helmet is tracked for translational motion. And rotational motion is tracked via neural network. Ratio of two different colored area on the helmet is used as input of network. Neural network algorithms used, such as back-propagation and RBFN (Radial Basis Function Network). Both back-propagation using a characteristic of feedback and RBFN using a characteristic of statistics have a good performances for the tracking of nonlinear system such as a head motion. Finally, this paper analyzes and compares with tracking performance.

초 록

본 논문은 영상기반 헤드 트랙커에 인공 표식의 면적을 이용하는 연구를 기술하였다. 헤드 트랙커 체계는 병진운동과 회전운동으로 구성되어 있으며, 이들은 웹 카메라에 의하여 감지되었다. 감지된 영상은 영상처리 기법과 인공 신경망에 의하여 운동에 따른 결과를 만들게 된다. 헤드 트랙커가 사용될 항공기의 조종석의 특성상 병진운동은 헬멧의 특정 색을 추적하게 하였다. 회전 운동은 인공 신경망을 이용하여 추적하였으며, 헬멧에 표시된 두 가지 색의 면적 비율을 입력 값으로 사용하였다. 여기서 역전파 알고리즘과 RBFN을 사용하였다. 두 알고리즘은 머리의 움직임과 같은 비선형 체계를 분류하고 추적하는데 용이한 알고리즘으로 역전파 알고리즘은 피드백 특성을, RBFN은 확률적 특성을 이용한다. 본 논문에서는 회전운동에 어느 알고리즘이 더 적합한 알고리즘인지 비교하였다.

Key Words : Head-Tracker (머리 추적기), Vision Base (영상기반), Neural Network (인공 신경망), RBFN(방사 기저 함수 네트워크), Back-propagation(오류 역전파)

Ⅰ. 서 론

인간과 동물들은 매일 일상에서 시각을 통한 물체 인식을 하며 생활해 나간다. 인간의 이러한 인식 능력을 컴퓨터로 처리하고자 하는 연구가

† 2006년 1월 19일 접수 ~ 2006년 6월 20일 심사완료
* 정회원, 부산대학교 항공우주공학과
** 정회원, 부산대학교 항공우주공학과 기계 기술 연구소
연락저자, E-mail : baenggi@pusan.ac.kr
부산광역시 금정구 장전동 산 30번지

진행되었으며 그 결과는 놀랄 만큼 발전해 왔다. 본 연구는 이 인식 능력을 바탕으로 군용 전투기 등에 적용 가능한 기반 기술을 개발하고자 한다.

영상기반 얼굴 추적 방법은 두 가지 단계로 나누어진다. 먼저 영상을 통하여 얼굴을 탐지한 뒤 얼굴의 정보를 이용하여 사용자의 시선을 쫓아가는 것이다. 얼굴을 탐지하는 단계는 타 기존 연구[1,2,3,4]된 내용을 따라 구현하였으며, 본 논문은 쉽고 정확한 방법을 찾아내기 위해서 여러 방법을 시도하였다. 추적 단계는 얼굴의 위치 추적뿐만 아니라 위성 안테나, 또는 이동체 등의 추적에 쓰일 수 있는 것이므로, 본 실험 장치 구현을 통하여 타 분야에 사용 될 수 있다.

병진운동을 추적하는 방법은 영상처리를 이용하는데, 영상처리 방식에는 밝기 정보를 통하여 이진화하는 방식과 정규화 색을 이용하여 특정 물체의 움직임을 쫓아가는 방식이 있다. 밝기 정보를 이용하였을 경우 주변의 빛에 의한 간섭이 심하여 목표물의 정확한 추적이 어렵다. 이에 반해 정규화 색을 이용할 경우 주변에 의한 간섭을 줄여주게 되므로 정규화 색의 비율을 이용하면 피부색만의 추적이 가능해진다. 하지만 항공기 조종석의 경우 헬멧이라는 특수한 조건을 가지고 있으므로, 얼굴 피부색이 아닌 헬멧의 특정 색만을 추적하여 병진 운동을 감지하게 되면 정확도를 더 높일 수 있는 장점을 가질 수 있다.

또한 머리의 움직임은 병진운동과 더불어 회전운동도 고려되어야 한다. 병진운동은 카메라로부터의 2차원 평면 안에서 기본적인 영상처리방법만으로 구하여지지만 회전운동은 이것만으로는 구할 수 없다. 이전에 연구된 [1,2,3,4] 논문에서는 얼굴의 피부색을 이용하여 그 것을 바탕으로 얼굴의 회전각을 알아내었다. 이때 주로 인공 신경망을 이용하였다. 하지만 본 논문에서 제안하고 있는 헤드 트랙커는 전투기 등의 조종사가 사용하여야 하는데, 조종사의 경우 얼굴색을 이용할 수 없게 된다. 즉, 일반 민수용 헤드 트랙커는 사용자의 얼굴이라는 자연적인 정보를 이용할 수 있지만 본 논문에서 제안하는 헤드 트랙커는 자연적인 정보를 가지고 있지 않은 사용자를 위한 것이다.

이러한 이유로 본 논문에서는 헬멧의 색상비율을 통해 회전운동을 추적하고자 한다. 머리의 회전각에 의한 색상 비율은 항시 일정하지 않으므로 인공 신경망 중에 비선형 추적에 적합한 오류역전파 알고리즘과 RBFN을 이용하였다. 오류역전파 알고리즘은 훈련시 목표값과 출력값의 오차를 이용하여 다층의 연결 강도를 바꿔주는 피드백 방식이다. 이와 달리 RBFN은 경쟁학습 방식으로 훈련되며 정규분포의 전달함수를 이용하여 확률적 방법에 의하여 연결강도를 바꿔준다.

이에 본 논문에서 2차원 평면을 움직이는 헤드 트랙커를 연구하기 위하여 병진운동은 정규화 색상을 이용하여 추적하며, 회전운동은 정규화 색상의 비율을 입력으로 하는 인공 신경망을 이용하여 추적하도록 한다. 인공 신경망은 오류역전파 알고리즘과 RBFN을 사용하며, 이 중 어느 것이 머리의 회전 운동을 추적하는데 용이한지 그 성능을 비교, 해석한다.

II. 본 론

2.1 실험 환경 구성

본 논문에서 정규화 색을 이용하기에 실험은 컬러영상기반으로 구성하여 웹 카메라를 이용하였다. 본 논문에서 개발된 헤드 트랙커가 사용되는 곳은 전투기나 헬리콥터 등의 조종석과 같은 제약된 장소이기에 몇 가지 가정으로 구속을 할 수 있다.

첫째로 조종사는 전면 마스크나 헬멧을 착용하여 얼굴색 정보를 찾아낼 수 없다. 둘째로 조종사가 있는 조종석은 좁은 공간이며 배경이 복잡하지 않기 때문에 단색으로 가정하고, 셋째로 외부 빛의 외란을 무시한다. 앞선 구속 조건으로

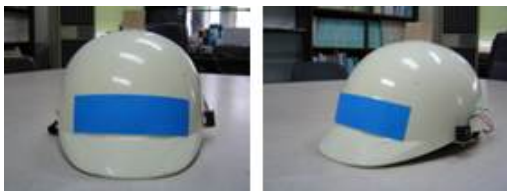

Fig. 1. The helmet for tracking translational motion

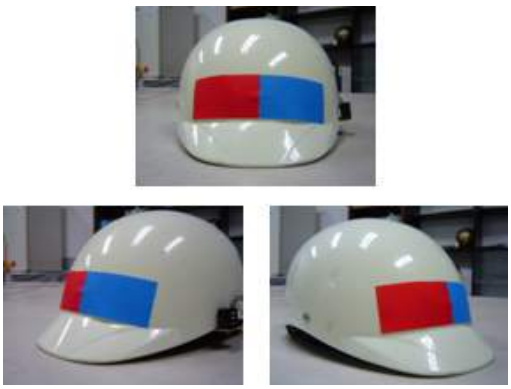

Fig. 2. The helmet for tracking rotational motion

헬멧에 영상으로 인식을 할 수 있는 인공적인 표식을 만들어야 한다. 실제 개발되어 사용되어질 헤드 트랙커는 주로 야간에 운용되는 전투기에서 사용되기 때문에 LED와 같은 발광 소자를 사용할 수 있다. 본 논문에서는 면적의 비율을 이용하는 방식으로 적외선 LED와 적외선 카메라를 사용하여 구성할 수 있다. 하지만 본 논문은 알고리즘의 타당성을 알아보기 위한 실험으로 하드웨어 구성이 어려운 LED 방법보다 하드웨어 구성과 구현이 간단한 색을 이용하는 방법을 선택하였다. 이를 위하여 Fig. 1, Fig. 2와 같이 구성하였다.

이렇게 구성되어진 헬멧을 이용하여 2차원의 헤드 트랙커를 실험하기 위해서는 Fig. 3과 같은 카메라의 좌표계와 기준 좌표계의 관계를 만들 수 있다.

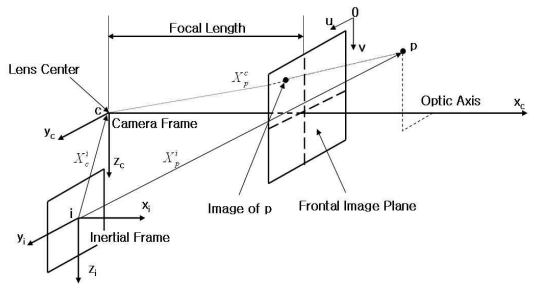

Fig. 3. Coordinate System

여기서, 기준 좌표계의 중심은 모니터의 중심으로 하며, X_p^i는 기준 좌표계에 대한 p 점의 상대적인 위치, X_p^c는 카메라 좌표계에 대한 p 점의 상대적인 위치, X_c^i는 기준좌표계에 대한 카메라 좌표계의 상대적인 위치를 나타낸다.

점 p는 헬멧의 특정 영역의 중심 좌표로서 식 (1)과 같은 방법으로 구해진다. 이때의 좌표는 카메라 좌표계로부터 구해진 좌표이다.

$$Center = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N}(u_i, v_i) \tag{1}$$

기준 좌표계에 대한 점 p의 상대 좌표를 구하는 것은 아래의 식 (2)와 같다.

$$X_p^i = T_{c/i}(X_c^i + X_p^c) \tag{2}$$

$T_{c/i}$는 기준 좌표계에 대한 카메라 좌표계의 변환 행렬로 요우 자세각 ψ, 피치 자세각 θ, 그리고 롤 자세각 ϕ로 구성 되어있으며 오일러 변환을 따랐다.

X_c^i는 이미 알고 있는 요소이므로 상수이며, 변환 행렬과 곱해진 값을 C로 두면 식 (3)과 같아진다.

$$X_p^i = T_{c/i}(x_{cp}, y_{cp}, z_{cp}) + C \tag{3}$$

카메라 영상으로부터 구해진 점 p와 2차원 운동을 하고 있는 평면과의 거리인 x_{cp}, 그리고 식 (4)를 통하여 X_p^c=(x_{cp}, y_{cp}, z_{cp})는 구하여진다[5].

$$\frac{u_p - u_c}{f} = \frac{y_{cp}}{x_{cp}} \tag{4}$$

$$\frac{v_p - v_c}{f} = \frac{z_{cp}}{x_{cp}}$$

여기서, (u_p, v_p)는 영상안의 p 좌표, (u_c, v_c)는 영상안의 중심 좌표, f는 초점 거리이다.

2.2 병진운동 헤드 트랙커

2.2.1 영상 처리 알고리즘

이전의 연구[6][7]에서 얼굴 등의 특정 부분을 추적하기 위해서 밝기정보와 정규화 색을 이용하였다. 밝기 정보를 이용하는 경우는 Fig. 4와 같은 절차를 따라 이루어졌다.

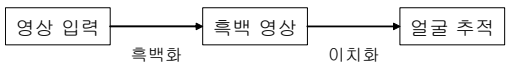

Fig. 4. Method of head-tracker using intensity

여기서, 이치화는 다른 말로 이진화라고 불린다. 흑백영상은 밝기정보만을 가지고 있는데, 특정 물체를 구분하기 위해서는 특정 물체의 밝기에 가까운 영역을 검출하여야 한다. 이때 우리가 찾는 밝기만을 뚜렷하게 함과 동시에 빠른 연산을 위하여 여러 단계의 밝기를 0과 1, 즉 흰색과 검은색으로 나누는 것이다.

밝기 정보를 이용할 경우 주변의 빛에 대한 간섭이 심하게 되며, 특히 주변 배경에 민감하게 된다. 특정 색을 추적함에 있어서도 빛과 주변 배경에 의한 오차가 커진다.

이에 반해 컬러영상은 명암영상보다 많은 정보를 가지고 있으므로 배경이 많은 가운데 특정 색을 추적하는데 효과적이다. 디지털 카메라로 획득된 이미지에 대하여 색장 정보를 정규화 하여 피부색의 분포를 알아내도록 한다. RGB 값을 가지고 있는 칼라 이미지에 대해 다음 식 (5)와 같이 정규화 한다.

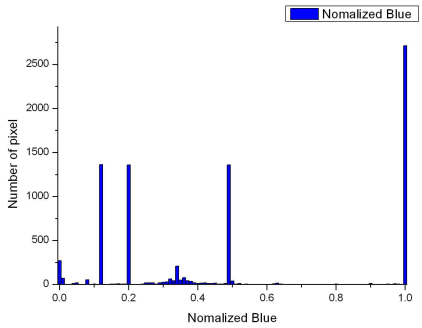

Fig. 5. Histogram of normalized blue

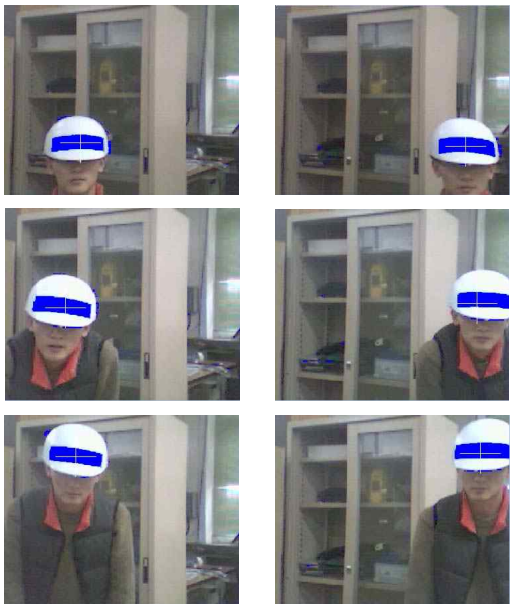

Fig. 6. Results of translational motion

$$r=\frac{R}{R+G+B}\ ,\quad g=\frac{G}{R+G+B} \tag{5}$$

$$r+g+b=1$$

여기서 R은 Red, G는 Green, B는 Blue를 의미한다. 또한 대문자는 카메라로부터 입력되어진 Red, Green, Blue의 밝기 값이며, 소문자는 이를 이용하여 만들어진 정규화 값이다.

$r+g+b=1$이므로 파랑에 대해서는 생략할 수 있다. 영상으로 받은 이미지들에 대해서 특정색의 일부를 선택하여 r과 g의 히스토그램을 구한다.

헬멧의 청색 범위를 결정하기 위해서 카메라로 입력받은 이미지들에 대해서 청색의 일부를 선택하여 히스토그램을 구한다. 이때 헬멧의 청색을 정규화하면 이론상 정규화 청색 b가 1이 되어야 하지만 사용된 재료가 완전한 청색이 아니므로 히스토그램 분포를 참고하여 0.4~1의 값을 취하도록 한다. 히스토그램 분포는 아래 Fig. 5와 같다.

2.2.2 실험 결과

실제로 조종사가 있는 조종석에서는 얼굴의 피부색이 존재하지 않으므로 앞서 말한 구속 조건에 의하여 머리의 위치를 추적하도록 하였다. 이때 Fig. 1의 청색은 앞서 설명한 정규화 청색의 범위로 실험한다. 실험 결과는 아래 Fig. 6과 같이 청색 면적의 중심을 십자선이 추적하게 됨을 확인할 수 있다.

2.3 회전운동 헤드 트랙커

2.3.1 이론적 배경

신경망은 연상재현 및 학습에 의해 적은 학습능력을 가지고 있어 수학적 알고리즘 적용이 곤란한 문제를 학습에 의해 효과적으로 처리할 수 있으며 지속적인 성능개선을 얻을 수 있다. 신경망의 능력을 제어에 적용할 때에는 대단위 병렬처리에 의한 실시간 처리, 적응 학습능력에 의한 제어 환경 변화 또는 잡음에 대한 강인성, 환경이나 플랜트 모델의 정확도 불필요, 명확한 제어법칙이 불필요하다는데 그 이점이 있다. 또한 전혀 예기치 않은 입력이 들어오더라도 적절히 대응할 수가 있다[8].

일반적인 인공 신경망의 구조는 입력층, 은닉층, 전달함수, 출력층이 존재한다. 각 층을 연결하는 각 노드의 가중치가 갱신이 됨으로써 신경망의 특성을 갖게 되며, 전달함수의 종류에 따라 신경망의 특성이 분류 된다.

오류 역전파 알고리즘은 다층 퍼셉트론에 관련된 가중치 및 임계값들에 관한 해를 반복적으로 구하는 일반적인 방법을 나타낸다. 전달함수는 시그모이드 함수를 가지고 있다. 오류 역전파 알고리즘은 연쇄법칙에 의해 전달함수를 미분하게 되는데 전달 함수와 미분된 값은 Fig. 7과 같다.

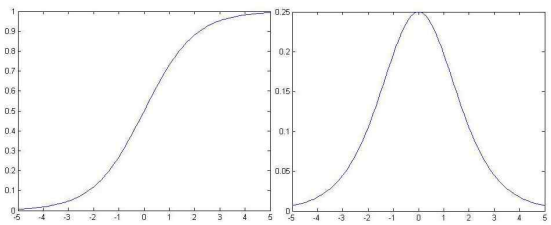

Fig. 7. Transfer function and their differential of back propagation

전달 함수를 통과한 출력 $\widehat{y_{t+1}}$은 식 (6)과 같이 각 함수와 연결강도의 선형 조합으로 표시할 수 있다.

$$\widehat{y_{t+1}} = \sum_{j=1}^{m} w_j(t)\, Z_j \tag{6}$$

RBFN의 전달함수는 정규분포를 가지는 가우시안 함수를 사용하며, 학습은 입력값에 대하여 각 노드간의 경쟁에 의하여 이루어진다.

Fig. 8은 입력벡터와 출력벡터에 대한 입출력 관계로 단일 노드로 구성된 출력과 하나의 은닉층으로 구성된 RBFN을 보여주고 있다.

은닉층은 활성함수로 Fig. 8의 오른쪽 가우시안 함수를 사용하여 정규분포 확률 함수 형태로 나타나며, 입력벡터 X_p에 대한 은닉층의 노드 j의 출력은 식 (7)의 관계를 따른다[9][10].

$$Z_j = \exp\frac{-\,\|\, c_j - X_j \,\|}{2\sigma_j} \tag{7}$$

식(7)에서 C_j는 은닉층 노드 j에서의 중심벡터이고, σ_j는 은닉층 노드 j에서의 분산변수이다. 주어진 입력벡터에 대하여 m개의 노드를 갖는 신경망의 출력 $\widehat{y_{t+1}}$는 식(6)과같이 표시할 수 있다.

신경망의 학습과정에는 다양한 알고리즘들이 적용되어 질 수 있으나 일반적으로 RMS알고리즘과 RLS알고리즘이 사용된다[11][12].

선형시스템의 추적을 위해서는 비교적 속도가 빠른 단순한 구조인 선형신경망을 사용하는 것이 효과적이다. 하지만 머리의 움직임은 비선형 시스템으로 오류 역전파 알고리즘과 RBFN이 효과적이다. 본 연구에서는 오류 역전파 알고리즘과 RBFN알고리즘을 이용하여 헤드 트랙커의 회전방향을 추적하였고, 두 알고리즘의 성능을 비교하였다.

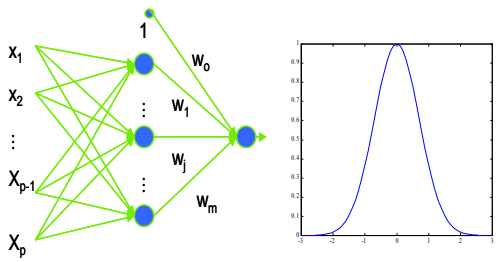

Fig. 8. Transfer function and structure of the RBFN

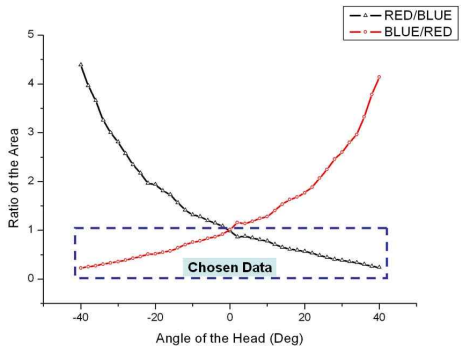

Fig. 9. Ratio of area by rotation of head

2.3.2 실험 결과

회전하는 각도는 중앙을 0°로하고 왼쪽을 (-)로 두어 -40°~+40°범위로 2도씩 회전시키도록 한다. 색상 비율은 Fig. 9와 같이 나타난다.

회전에 의한 색상 비율이 비선형적인 형태를 가지고 있으며, 비율이 1보다 적은 영역에서는 대부분의 각도가 분포함을 알 수가 있다. 목표값이 -40°~+40인 훈련을 시행하면 입력값은 10^{-2}~10^{0}의 차원을 갖게 되어 비효율적인 결과가 나타난다.

입력값의 차원을 줄이기 위하여 학습과 실험을 0°를 기준으로 우측(0°~+40°)과 좌측(-40°~0°)으로 나누어 시행하도록 한다. 우측 회전의 신경망 입력값은 RED/BLUE의 면적 비율을 사용하며, 좌측 회전은 BLUE/RED의 면적 비율을 사용한다. 학습에 필요한 자료는 Fig. 9의 비율을 이용하였으며, 학습에 의하여 생성된 은닉층의 뉴런 개수는 오류 역전파와 RBFN 모두 42개이다.

우선 신경망의 훈련된 성능을 알아보기 위하여 짝수 각도의 자료를 입력값을 구한 뒤 훈련된 신경망으로 실험 하였다. 신경망은 오류 역전파와 RBFN으로 만들어진 것이며, 오류 역전파의 실험 결과는 Fig. 10과 같으며, RBFN의 실험 결과는 Fig. 11과 같다.

이때 두 알고리즘의 성능은 아래 Table 1과 같다. 표의 RMSE는 Root Mean Square Error이다.

Table 1. Performance of neural network

		오류 역전파	RBFN
0°	RMSE	0.13°	0.41°
~	훈련 시간	16.5 (sec)	1.5 (sec)
+40°	훈련 횟수	2043 epoch	25 epoch
−40°	RMSE	0.42°	0.53°
~	훈련 시간	4.81 (sec)	1.5 (sec)
0°	훈련 횟수	500 epoch	25 epoch

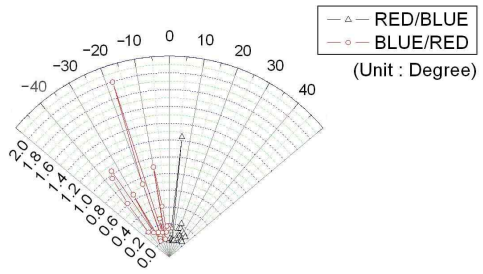

Fig. 10. Error of rotational motion by back propagation

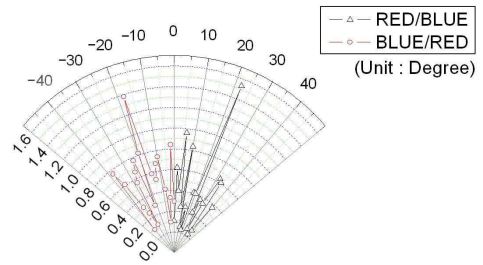

Fig. 11. Error of rotational motion by RBFN

위의 그림과 표에서 보는 바와 같이 두 알고리즘의 RMSE 결과는 큰 차이를 보이지 않는다. 하지만 오류 역전파 알고리즘의 경우 훈련 중 오차를 되먹임 하기에 RBFN에 비하여 긴 훈련 시간을 가지는 것을 알 수 있다.

그 다음으로 두 알고리즘의 비 훈련 인자의 예측 성능을 알아보기 위하여 -39°~+39°사이의 홀수 각도만큼 머리를 회전했을 경우를 시뮬레이션 하였다. 이 실험 또한 회전에 의한 두 색의 면적 비율을 입력값으로 사용하였다. 오류 역전파의 실험 결과는 Fig. 12와 같으며, RBFN의 실험 결과는 Fig. 13과 같다.

홀수 각도에 관한 두 알고리즘의 시뮬레이션 성능은 아래 Table 2와 같다.

Table 2. RMSE of rotational motion at odd number

각 도	오류 역전파	RBFN
0°~ +40°	1.27°	0.79°
-40°~ 0°	2.04°	1.84°

홀수 각도의 경우 훈련되지 않은 값이기에 Fig. 10, Fig. 11의 짝수 각도 실험보다 높은 RMSE를 가지는 것을 알 수 있다. 짝수 각도의 시뮬레이션 경우는 훈련된 경우이기에 두 알고리즘의 RMSE 차이가 크지 않지만 홀수 각도는 약 0.5°의 차이를 가지게 된다. 하지만 왼쪽(-40°~0°)의 경우 차이가 크지 않고 오른쪽(0°~+40°) 회전에 비하여 큰 RMSE 값을 가지게 되는데 이것은 데이터를 얻는 과정에서 색에 의한 잡음이 생기기 때문이다. 실제로 사용된 색의 경우 이론적으로는 색상 정규화 값이 1이 되어야 한다. 하지만 실제 실험에 사용되는 재료의 경우 완전한 청색과 적색이 아니기에 프로그램 코딩에 있어서 두 색의 정규화 값은 적색의 경우 0.42~1이고, 청색의 경우 0.4~1이다. 여기서 왼쪽으로 회전할 경우 그림자 부근에서 청색의 잡음이 심하게 되어 왼쪽 회전의 RMSE 값이 크게 나타나는 것으로 판단된다.

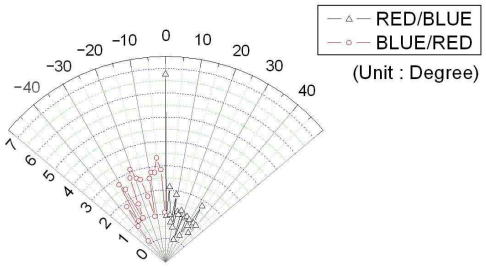

Fig. 12. Error of rotational motion by back propagation

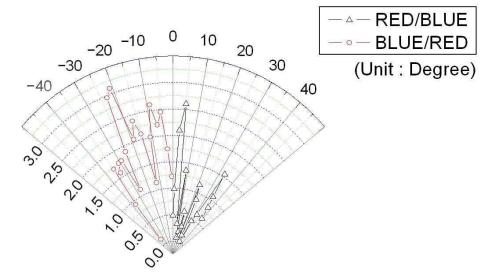

Fig. 13. Error of rotational motion by RBFN

III. 결 론

본 논문은 영상기반을 이용한 머리의 병진 운동과 회전 운동의 추적 방법과 성능을 보여준다.

병진 운동의 추적에서는 조종실의 상황과 영상추적 방법의 장단점을 고려하여 헬멧에 색상으로 특징점을 표시하여 정확한 병진운동의 추적 성능을 보여주었다.

회전운동의 추적에서는 색상의 비율을 이용하

여 두 가지의 신경망에 적용시켜 보았다. 먼저 두 알고리즘의 구조적 차이로 인하여 오류 역전파 알고리즘이 RBFN보다 많은 훈련 시간과 훈련 시행 횟수를 가지게 된다. 하지만 두 알고리즘에서 훈련 각도인 짝수 각도 회전에서 RMSE는 크게 차이나지 않는다. 하지만 비 훈련 영역인 홀수 각도 회전에서는 RBFN이 약 0.5좋은 성능이 나타났다.

학습 자료의 수를 늘리면 오차를 줄일 수 있다. 하지만 오차를 줄이기 위하여 훈련 과정이 복잡해져 훈련 시간이 오래 걸리게 되며, 각도 하나를 계산하는데 많은 시간이 걸리는 단점이 생긴다.

또한 하드웨어적인 실험 환경 구성을 바꾼다면 좋은 성능을 나타 낼 것이다. 즉, 색을 사용하지 않고 LED와 적외선 카메라를 이용한다면 더 좋은 성능을 나타낼 수 있을 것이다. 실험의 간소화를 위하여 색을 사용하였는데, 주변에 의한 여러 가지 외란, 즉 영상처리 결과에 영향을 줄 수 있는 잡음이 섞이게 된다. 만약 적외선 LED를 이용한다면 잡음을 현저히 줄일 수 있을 것이다. 이로 인하여 측정값의 오차가 줄어들어 학습 자료의 수를 늘리지 않더라도 군수용에 적합한 성능을 나타 낼 수 있을 것이라 생각된다.

본 논문에서는 병진 운동과 회전 운동의 경우를 나누어 실험을 하였다. 회전 운동을 예측하는데 있어서 Fig. 14에서 보이는 카메라 중심에서의 회전을 실험하였다.

만약 회전하는 헬멧이 카메라의 중심에 있지 않고 화면의 한 곳에 치우쳐 있을 때, 카메라에 대하여 헬멧이 0를 향하고 있다 해도 인공 표식의 면적이 달라져 각도에 큰 오차를 가지게 된다.

이 점으로 인하여 병진 운동과 회전 운동을 통합하는데 어려움이 존재한다. 이를 해결하기 위해서는 병진 운동의 위치와 각도에 따른 면적의 비율을 알아야 하며, 이에 따른 자료의 양이 많으므로 적절한 자료의 양을 찾아야 한다. 이를 통하여 본 논문에서 제안한 오류 역전파와 RBFN을 이용할 수 있을 것이다. 이와 같이 병진 운동과 회전 운동의 통합에 관하여 계속 연구가 진행될 예정이다.

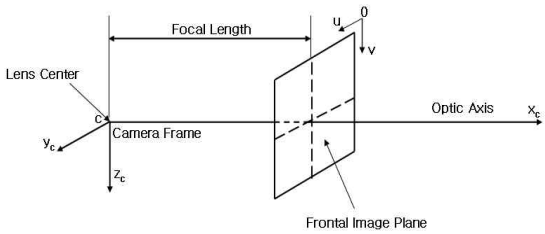

Fig. 14. Camera Axis

후 기

본 연구는 국방과학연구소 및 서울대학교 비행체특화연구센터의 연구비 지원에 의한 연구결과입니다.

참고문헌

1) J. C. Terrillon and H. fukamachi, "Automatic Detection of Human face in Natural Scene Images by Use of a Skin Color Model and of Invariant Moments", IEEE 3rd Intl. Comf. on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, 1998.

2) M.D.Kelly, "Visual Identification of People by Computer", Tech. Rep. AI-130, Stanford Univ., Stanford, CA, 1970.

3) I. Craw, H. ellis, and J. Lishman, "Automatic Extraction of Face Features", Pattern Recognition Letters, Vol. 5, pp. 183-187, 1987.

4) H.A.Rowley, S.Baluja, and T.Kanade, "Neural Network Based Face Detection", IEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, pp. 23-38, 1998.

5) Duda, R. O., and Hart, P. E., "pattern Classification and Scene Analysis.", New York: Wiley, 1973.

6) 김종훈, 조겸래, 이대우, 노민식, “인공신경망을 이용한 헤드트레커 실험 구현”, 한국항공우주학회 춘계학술발표회, 2005/4, pp. 83-85.

7) 김종훈, 조겸래, 이대우, 노민식, “RBFN을 이용한 영상처리방식의 헤드트레커”, 한국항공우주학회 추계학술발표회, 2005/11, pp. 754-757.

8) 오성권, “프로그램에 의한 컴퓨터 지능”, 내하출판사 2002/8.

9) Wang, G. N., Kim, G. S. and Jeong, Y. S., "Radial Basis Hybrid Neural Network Modeling for ON-line Detection of Machine Condition Change", Journal of the Korean Institue of Industrial Engineers, Vol.10, December, 1994, pp. 113-134.

10) Yongjin Chang, Guiaee Woo, Jongkwon Kim, Kyeumrae Cho, "Application of nerual network for airship take-off and landing system by buoyancy control", ICCAS2003, 2003

11) Alan F. Murray, "Applications of Nerural Networks", Kluwer Academic Publishers, 1995, pp. 42-56.

12) C. H. Chen, "Fuzzy Logic and Neural Network Handbook", Mcgraw Hill, 1996, pp. 98-100.