

PSD 센서와 확장 사다리꼴 모션계획을 이용한 실시간 시각추적 제어

論文
45~4~20

Real-Time Visual Tracking Using PSD Sensors and Extended Trapezoidal Motion Planning

南洙赫* · 吳世泳**
(Soo-Hyuk Nam · Se-Young Oh)

Abstract - In this research, a real-time visual tracking system for an industrial robot has been implemented using PSD (Position Sensitive Detector) cameras, neural networks, and an extended trapezoidal motion planning method. The PSD camera is a very fast visual sensor suitable for real-time monitoring and control. It directly transforms the light projection onto its sensor plane into appropriate image sensor coordinates. A neural network, after learning, transforms the PSD sensor readings into a 3D target position, which is then input to an extended trapezoidal motion planning algorithm that implements on-line path update in response to the real-time sensor information from the target. The extended trapezoidal motion planning algorithm allows the robot to track the target with the effective velocity profile. Experiments indicate that a FARA A1-U 6-DOF industrial robot can track a moving target with speeds up to 1 m/sec and with an oscillation frequency up to 5 Hz.

Key Words : PSD센서, 신경회로, 확장사다리꼴 모션계획, 시각서보, LANN, 부분 랜덤 학습

1. 서론

시각서보 기술은 산업 현장의 자동화 조립 라인이나 해저 또는 우주공간과 같은 특수상황에서의 로봇트 원격조정 등을 비롯한 여러 가지 로봇트 응용분야에서 중요한 역할을 하며 비전 및 제어기술의 발달과 더불어 꾸준히 연구되어 오고 있다. 특히, 이동하는 목표물에 대한 로봇트의 실시간 시각추적은 대표적인 시각서보 문제로서 다각도로 연구되고 있는 분야 중의 하나이다.

근래의 시각서보에 관한 연구는 크게 시각정보 처리와 서보 제어의 두 주제로 나눌 수 있는데, 시각정보 처리 부분에서는 대부분의 경우에 CCD 카메라를 시각센서로 사용하므로 카메라 교정 및 실시간 영상정보 처리에 관심이 집중되어 있으며 서보제어 부분에서는 CCD 카메라의 처리속도가 서보 제어기에 비해 지나치게 느리므로 이들 사이의 타이밍 문제를 해결하는데 많은 노력을 기울이고 있다[1~4]. 또한, 근래에는 시각정보 처리를 서보제어로 통합하여 처리하는 동력학 시각서보에 관한 연구도 활발히 진행되고 있다[5~7]. 한편, 신경회로의 학습능력 및 일반화 특성에 기초한 시각제어 방법들도 제안되고 있는데, 대표적인 예로, Miller[8,9]는 CMAC을 이용하여 단순화된 카메라의 영상정보를 로봇트 제어토크로 변환함으로써 동력학 시각서보를 구현하였고 Kuperstein[14,15]은 신경회로의 학습능력을 이용하여 인위적인 제어모델 없이 센서정보와 제어 명령 간의 관계를 로봇트가 학습을 통해 스스로 배우도록 하는 INFANT 모델을 제안하였다. 그리고, Schulten[10~13] 등은

SOFM이나 Neural-Gas 등의 Self-Organizing Neural Net을 이용하여 시각서보를 구현한 바 있다.

본 연구에서는 PSD 카메라와 신경회로, 그리고 확장 사다리꼴 모션계획법을 이용한 산업용 6축 로봇트의 실시간 시각추적을 구현한다. 시각센서로 사용된 PSD 카메라는 PSD (Position Sensitive Detector) 센서를 이용하여 제작된 고속의 광시각 센서로서 실시간 제어에 적합하며 PSD 카메라의 교정(calibration)을 위해 사용된 LANN(Locally Activated Neural Network) 신경회로[19] 모델은 영상정보를 보다 쉽고 빠르게 로봇트 좌표계 상의 위치정보로 변환한다. 시각샘플시간과 서보제어시간 사이의 타이밍 문제를 해결하기 위해 사용된 확장 사다리꼴 모션계획법[20]은 모션 중 실시간 센서정보에 의한 온라인 경로갱신을 가능하게 하며 이상적인 사다리꼴 속도분포를 구현함으로써 시스템의 성능을 최대한 활용할 수 있게 한다. 실험에는 삼성전자의 산업용 6축 로봇트 FARA A1-U를 사용하였으며 구현된 시각추적 시스템은 약 5Hz 내의 주파수를 가지고 1m/sec 내의 속도에서 임의의 궤적을 따라 움직이는 목표물을 추적할 수 있다.

2. 시스템의 구성

2.1 시스템의 구성

본 연구에서는 삼성전자의 산업용 6축 로봇트 FARA A1-U와 FARA ARC 601 로봇트 제어기를 사용하여 시각서보를 구현하였다. 그리고, 시각센서로는 PSD 센서를 이용하여 별도로 제작한 PSD 카메라를 사용하였다. 전체적인 시스템의 구조는 그림 1과 같다.

FARA ARC 601 로봇트 제어기는 사용자 인터페이스와 로봇트의 모션을 주관하는 주제어기(i80486 DX2/66MHz)와 6개 축에 대한 위치제어를 직접 담당하는 서보제어기(DSP TMS

*正會員 : 三星電子 自動化 研究所 制御技術研究그룹 主任研究員

**正會員 : 浦項工大 電子電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 1995年 2月 22日

最終完了 : 1996年 3月 15日

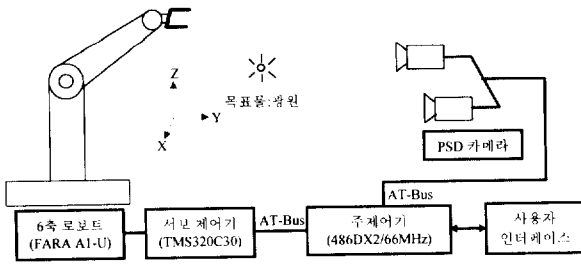


그림 1 시스템의 구성
Fig. 1 System configuration

320C30)로 구성되어 있다. 주제어기는 서보제어시간인 16msec 마다 6개 축에 대한 위치명령을 서보제어기로 전달하며 서보제어기는 주제어기로부터 전달되는 위치명령에 따라 1msec 마다 로봇의 각 축을 동시에 제어한다.

2.2 PSD 카메라

PSD 카메라의 정보는 주제어기에 의해 16msec 마다 읽혀지게 된다. PSD 센서로는 Hamamatsu사의 2차원 PSD 센서 모델 S1200을 사용하였으며 PSD 신호처리 회로로는 동사의 모델 C4758 을 사용하였다. PSD 카메라의 전면에는 광원으로부터 오는 빛을 모으기 위한 28mm F2.8 카메라 렌즈가 장착되어 있으며 그 내부에는 PSD Chip과 PSD 신호처리 회로가 설치되어 있다. PSD 센서는 센서 표면에 수신된 광점의 위치에 따라 광원의 2차원 위치정보를 PSD 신호처리 회로로 전달하며, PSD 신호처리 회로는 PSD 센서로부터 전달된 신호를 증폭보정하여 ±6.5Volt 내의 전압으로 출력한다. 주제어기는 PC 인터페이스 회로를 통해 PSD 신호처리 회로의 출력을 A/D 변환하여 12-bit 정밀도로 읽는다. 1대의 PSD 카메라가 주는 센서정보는 X 방향과 Y 방향에 대한 2차원 정보이다. PSD 카메라의 구조는 그림 2와 같다.

PSD 카메라의 시야(Field of view)는 10·5°이며 카메라의 전방 1.8m 거리에서 약 700mm x 700mm의 영역을 감지할 수 있다. PSD 카메라는 PSD 신호처리 회로가 아날로그 전압으로 출력하는 관계로, 고정된 광원에 대해서도 잡음의 영향으로 그 출력이 변화를 하게 된다. 이러한 이유로 PSD 카메라의 정밀도는 고정된 광원에 대해 계속해서 센서값을 읽었을 때 얻어지는 일련의 수열에 대한 평균과 표준편차로 평가하였다.

즉, 서로 다른 두 위치 X1, X2 에 있는 고정된 광원에 대해 얻은 일련의 센서 값들을 S1, S2 라 하고, 이들에 대한 평균과 표준편차를 각각 m1, m2, σ1, σ2 라 할 때 PSD 카메라의 정밀도 R을 식(1)과 같이 정의한다.

$$R = \min(|X_1 - X_2|) \quad \text{S.T.} \quad m_1 - m_2 > 3\max(\sigma_1, \sigma_2) \quad (1)$$

표 1에 의하면 |X1-X2|가 3mm 이상이면 배경빛이 있을때에도 |m1-m2|가 3max(σ1,σ2) 이상 차이가 남을 알 수 있다. 따라서, PSD 카메라의 정밀도는 대략 3mm 정도로 볼 수 있다. CCD 카메라의 경우에는 1.8m 거리에서의 감지영역이 700mm이므로 이로부터 그 해상도를 대략적으로 유추하면,

512x512 카메라의 경우: 700/512=1.3672 (mm/pixel) ,
256x256 카메라의 경우: 700/256=2.7344 (mm/pixel)

이 된다. 이 값은 CCD 카메라의 위치추정 알고리즘이 1 pixel 단위의 정확도를 가진다고 가정했을 때 얻을 수 있는 최선의 정밀도이며, 이 점을 고려할 때, 약 3mm 정도의 PSD 카메라 정밀도는 비교적 우수하다고 할 수 있다. 위 계산을 근거로 하면, PSD 카메라의 정밀도는 대략 256x256 CCD 카메라의 수준에 해당된다. 한편, PSD 카메라의 처리시간을 계산해 보면, PSD 센서 S1200의 반응속도가 5sec, C4758 신호처리 회로의 처리속도가 PSD 센서가 장착되었을 때 30sec, 그리고, C4758의 아날로그 정보를 디지털로 변환하기 위해 사용된 A/D 변환기의 처리속도가 5sec이므로 PSD 카메라가 시각정보를 한 번 얻는데 걸리는 시간은 50 sec 이내가 된다. 따라서 PSD 카메라는 실시간 시각추적 등과 같이 고속의 위치정보를 필요로 하는 분야에 적합하다고 할 수 있다. 다만, 한 가지 단점은 PSD 센서가 광소자이므로 PSD 카메라는 광원을 필요로 한다는 것이다. 광원으로는 PSD 모델 S1200의 파장응답이 920nm에서 최대이므로 920nm 파장을 갖는 적외선 LED나 레이저를 사용하는 것이 바람직하다. 그러나, PSD 센서가 정상적으로 동작하기 위해서는 광원의 출력이 거리에 비례하여 충분히 커야하고, 또 시각센서로 사용되기 위해서는 광원의 위치에 상관없이 빛

표 1 PSD 센서의 정밀도

- (a) 형광등 불빛이 없을때
- (b) 형광등 불빛이 있을때

Table 1 PSD camera accuracy

- (a) when fluorescent background light does not exist
- (b) when fluorescent background light exist

X1-X2 (mm)	m1-m2 (Volt)	m1-m2 /mzx(σ1,σ2)
1	0.0285	1.4767
2	0.0594	3.0777

(a)

X1-X2 (mm)	m1-m2 (Volt)	m1-m2 /mzx(σ1,σ2)
1	0.0345	1.1993
2	0.0571	1.9879
3	0.0863	3.0021

(b)

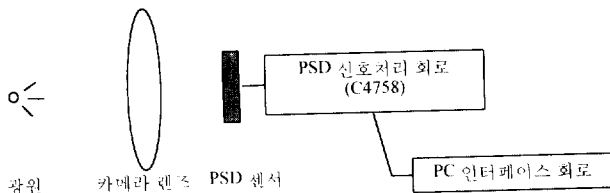


그림 2 PSD 카메라의 구조
Fig. 2 PSD camera structure

을 감지할 수 있어야 하므로 출력이 작은 LED나 직진성을 갖는 레이저는 사용하기가 어렵다. 이러한 문제는 고성능 렌즈와 LED 출력 변조(modulation) 등의 방법을 사용하면 어느정도 해결할 수 있으므로 생각되지만 아직 검증을 하지 못했기에 본 연구에서는 50W 소형 할로겐 램프를 광원으로 사용하였다.

3. 시각추적 알고리즘

PSD 센서와 신경회로를 이용한 시각추적 알고리즘은 그림 3과 같다.

먼저, 2개의 PSD 카메라로부터 4차원 센서정보 $s = (v_1, v_2, v_3, v_4)$ 를 얻고 센서잡음 제거를 위해 저역통과 필터 LPF#1을 통과시킨다. 이때 얻어진 센서정보 s_f 를 미리 학습된 PSD 카

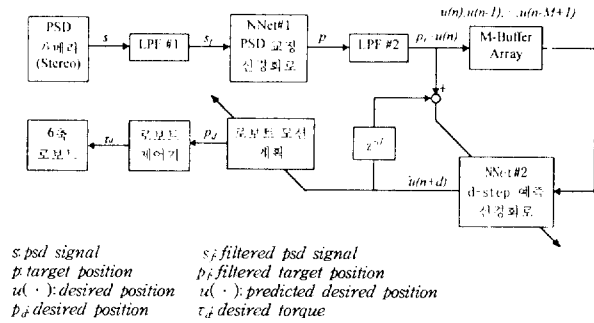
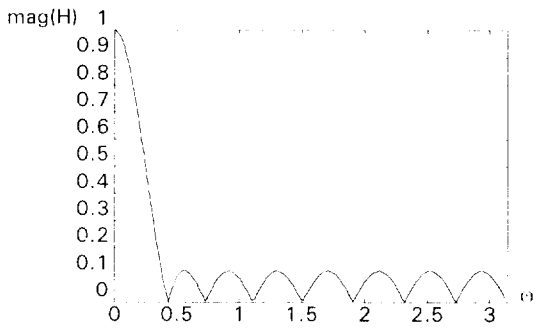
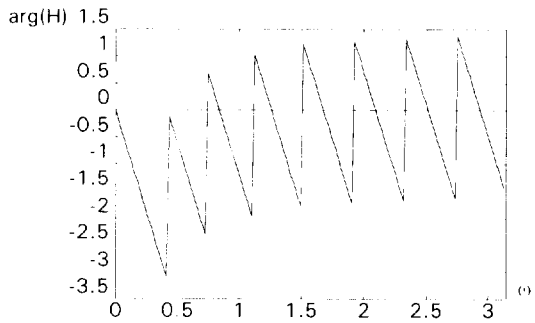


그림 3 시각추적 알고리즘
Fig. 3 Visual tracking algorithm



(a) Magnitude Response



(b) Phase Response

그림 4 15차 Remez 필터의 주파수 특성
Fig. 4 Frequency characteristics of 15-order remez filter

메라 교정 신경회로 NNet#1의 입력으로 하여 목표물의 3차원 위치 $p = (x,y,z)$ 를 얻는다. 그리고, 신경회로의 학습오차에 의한 잡음 제거를 위해 p 를 저역통과 필터 LPF#2로 통과시키고 여기서 얻어진 값 p_f 를 목표물의 현재위치 또는 예측 신경회로 입력의 현재값 $u(n)$ 이라 한다. 예측 신경회로 NNet#2는 $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)$ 을 입력으로 하여 d -스텝 예측된 값을 계산하며 이를 바탕으로 로봇트의 모션계획을 갱신한다. 로봇트 제어기는 모션계획에 의해 생성되는 목표위치 p_d 를 제어토크 d 로 변환하여 로봇트로 전달한다.

저역통과 필터로는 LPF#1, LPF#2 모두 차단주파수(cut-off frequency)가 5Hz인 15차 Remez 필터를 사용하였다. Remez [16] 필터는 Parks-McClellan[17] 알고리즘에 의해 디자인된 선형 위상각을 갖는 FIR 필터이며 항상 동일한 리플(ripple)을 갖는다는 특징이 있다. Parks-McClellan 알고리즘은 Remez Exchange 알고리즘과 Chebyshev 근사이론을 사용한 필터 디자인 방법으로, 희망 주파수 응답과 실제 주파수 응답과의 오차가 최소화 되도록 한다. 그림 4는 LPF#1, LPF#2의 주파수 특성을 나타낸다.

저역통과 필터 LPF#1은 원활한 신경회로 학습을 위한 고주파 잡음제거를 위해 사용되었고, LPF#2는 신경회로의 학습오차에 의한 고주파 잡음제거를 위해 사용되었다.

PSD 카메라 교정 신경회로 NNet#1에는 LANN(Locally Activated Neural Network) 모델[19]을 사용하였다. LANN 신경회로 모델은 효과적인 입력공간의 구역화를 통하여 학습의 효율과 처리속도를 향상시켜 실시간 응용을 가능하게 하는 장점이 있다. NNet#1의 입력은 저역통과 필터를 거친 PSD 카메라의 4차원 센서정보이며(두 개의 PSD 카메라가 각각 1쌍의 2차원 정보를 주므로 전체 입력벡터는 4차원이 된다) 출력은 로봇트 직교 좌표계에서의 목표물의 위치를 나타내는 3차원 벡터이다. 학습에는 INFANT 모델[14,15]에 기초한 부분랜덤 학습 방법[19]을 이용하였다. 예측회로 NNet#2는 LPF#1과 LPF#2에 의한 지연(delay)을 보상하고 나아가 목표물의 다음 위치를 예측하기 위하여 사용되었다. NNet#2는 시각추적시에 온라인으로 학습하며 따라서, 학습오차의 수렴속도가 빨라야 하고 시각추적의 실시간 특성에 맞추어 처리시간도 빨라야 한다. 이러한 이유로 NNet#2에는 SLP(Single Layer Perceptron) 모델을 사용하였다. SLP는 그 구조면에서 기초적인 적응 선형필터인 Wiener Filter[18]와 동일하나, 필터의 계수를 결정함에 있어 신경회로 학습알고리즘을 따른다는 점이 다르다. NNet#2는 온라인으로 학습되기 때문에, 현재의 예측값은 직전의 예측오차가 주어진 허용치 이하일 때에만 시각추적에 사용되고, 그렇지 않은 경우에는 신경회로의 학습에만 사용된다. 이 방법은 시간상에서 인접한 상태(state)들은 서로 유사하다는, 다시 말해 시간 t 에서의 예측오차가 충분히 작다면 시간 $t+1$ 에서의 예측오차 또한 충분히 작을 것이라는 가정에 근거를 두고 있다.

로봇트의 모션계획은 확장 사다리꼴 모션계획법[20]에 따라 이루어진다. 현재시간 t_c 에서 로봇트가 이전의 모션계획 $P_k(t), V_k(t), A_k(t)$ 에 따라 움직이고 있을 때 새로운 목표물의 위치 T_{k+1} 이 주어지면 모션계획 모듈은 목표물의 이동속도 v_f 와 가속도 a_f 를 추정하여 경계조건 $p_i, v_f, a_f, p_f, v_f, a_f$ 를 식 (2)와 같이 두고 희망속도 v_d 를 주어진 추적속도 V_s 로 둔 후 이전의 모션계획을 갱신하여 새로운 모션계획 $P_{k+1}(t), V_{k+1}(t), A_{k+1}(t)$ 를 생성한다.

$$p_i = P_k(t_c), \quad v_i = V_k(t_c), \quad a_i = a_k(t_c), \quad (2)$$

$$p_f = T_{k+1}, \quad v_f = v_t, \quad a_f = a_t$$

여기서 로봇의 모션계획 $P_k(t)$, $V_k(t)$, $A_k(t)$ 는 각각 k번째 시각정보에 의해 갱신된 추적궤적의 위치, 속도, 가속도 분포함수를 뜻한다.

로봇 서보제어시간(servo control time: t_{ctrl})과 시각샘플시간(visual sampling time: t_{visu})간의 타이밍 문제는 그림 5의 구조에 의해 해결된다(그림 5에서 시각정보 처리기는 시각센서로부터 목표물의 3차원 위치정보를 얻기까지의 일을 담당하는 부분을 통틀어 지칭하며 위치 제어기는 모션계획에 의해 생성된 추적궤적에 대한 정보를 서보제어시간마다 로봇의 서보 제어기로 전달하는 역할을 하는 부분을 일컫는다). 즉, 모션 계획부는 시각샘플시간마다 로봇의 추적궤적을 갱신하며 위치 제어기(control processor)는 시각정보 처리기(visual processor)의 속도에 관계없이 독립적으로 모션 계획부가 생성한 추적궤적에 대한 위치정보를 서보 제어기로 전달한다. 이렇게 함으로써 시각샘플시간과 서보제어시간은 서로 독립적으로 분리되게 된다.

시각샘플시간은 서보제어시간과는 직접적인 관련이 없지만 추적궤적과는 밀접한 관계가 있다. 그림 6에서 A, B, C는 각각 시각정보 처리기에 의해 시간 $(k-1)t_{visu}$, $(k)t_{visu}$, $(k+1)t_{visu}$ 에서 얻어진 목표물의 위치를 나타내며 선분 AB는 시간 $(k-1)t_{visu}$ 에서 로봇이 A점에 위치하고 있고 시간 $(k)t_{visu}$ 에서 시각정보 B가 얻어졌을 때 모션계획부가 생성해 내는 추적 궤적을 나타낸다. 그리고, 선분 AB 상의 눈금들은 서보제어시간마다 로봇이 이동할 거리를 나타낸다. 여기서 a점과 b점은 각각 시각샘플시간이 짧아서 시각정보 C가 빨리 얻어진 경우와 시각샘플시간이 길어 C가 늦게 얻어진 경우의 경로 갱신점을 나

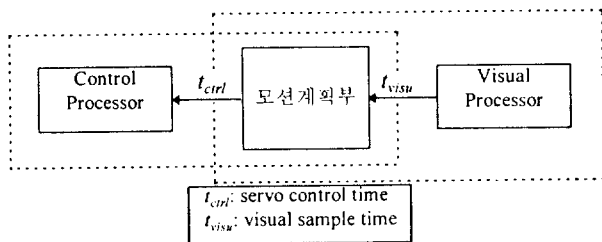


그림 5 모션 계획부의 동작구조
Fig. 5 The Operating structure of motion planner

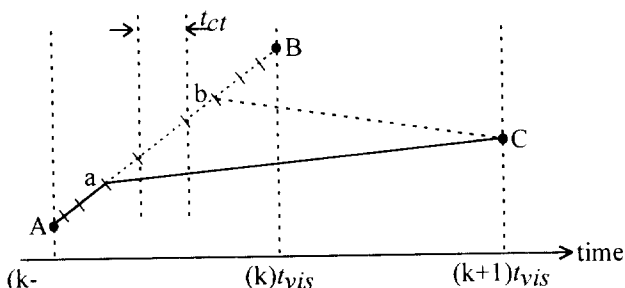


그림 6 시각샘플시간과 경로갱신과의 관계
Fig. 6 Relationship between visual sampling time and path update

타낸다. 경로갱신은 시각샘플시간이 짧을수록 빨리 이루어짐을 알 수 있다.

그림 6의 구조를 구현하려면 시각정보 처리기와 위치 제어기가 독립적으로 동작해야 하므로 두 개의 프로세서가 있어야 하지만 위치 제어기의 역할이 매우 단순하므로 본 실험에서는 인터럽트를 이용하여 하나의 프로세서(그림 1의 주제어기)로 구현하였다. 본 연구에서는 시각샘플주기(t_{visu})와 서보제어시간(t_{ctrl})을 모두 16msec로 하였다. 시각샘플주기를 이렇게 짧은 할 수 있는것은 PSD 카메라와 NNet#1의 처리속도가 대단히 빠르기 때문이다.

4. 실험 및 결과

시각추적 실험은 그림 3의 시각추적 알고리즘에 따라 수행되었다. NNet#1에 사용된 LANN에는 55개의 은닉층 뉴런을 할당하였고 동시에 활성화 되는 뉴런의 개수(일반화 상수)는 10으로 하였다. 이 때의 입력 양자화 수준은 4이었다. 학습은 400mm x 400mm x 150mm의 작업공간에서 INFANT 모델 [14]에 기초한 부분랜덤 학습방법[19]에 의하여 이루어졌고 학습곡선은 그림 7과 같다. Nnet#1은 부분랜덤 학습방법에 따라 학습되었기 때문에 일반화 특성이 크게 향상되어 학습되지 않은 데이터에 대해서도 우수하게 동작한다.

신경회로 NNet#2의 예측결과는 그림 8에 나타나 있다. 그림 8의 (a)는 X-Z 평면상의 원궤적을 추적할 때 학습의 진행에 따른 예측오차의 추이를 나타내며 (b)는 원궤적을 그리는 목표물의 X방향에 대한 예측결과를 보여준다.

이것을 보면, 예측오차는 학습 초기에는 대단히 큰 값을 가지지만 학습의 진행에 따라 빠른 속도로 수렴하며 일단 수렴을 하게 되면 로봇의 상태(위치,속도,가속도 등)에 관계없이 온라인 학습에 의해 항상 작은 값을 유지함을 알 수 있다. NNet#2의 온라인 학습이 성공적으로 이루어지는 이유는 PSD 카메라의 샘플주기가 16msec로 대단히 짧기 때문에 직전의 예측오차가 충분히 작다면 현재의 예측오차도 충분히 작을 것이라는 가정이 성립되기 때문이다. 시각추적시 목표물은 임의의 궤적을 임의의 속도로 움직인다고 가정하였고 로봇의 최고 추적속도는 1m/sec로 두었다.

그림 9는 로봇의 초기 위치가 원점이고 목표물이 X-Z 평면상에서 약 0.5m/sec의 속도로 원궤적을 그릴때의 PSD출력

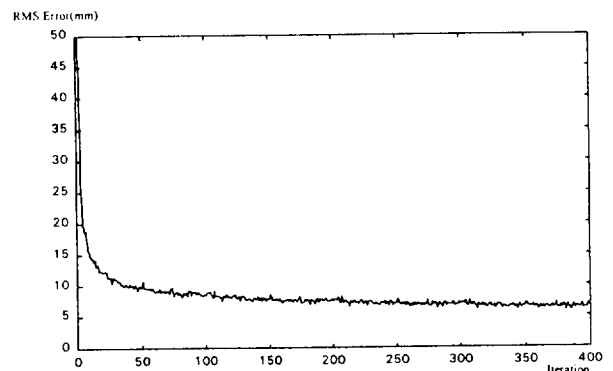


그림 7 NNet#1의 학습곡선
Fig. 7 Learning curve of NNet#1

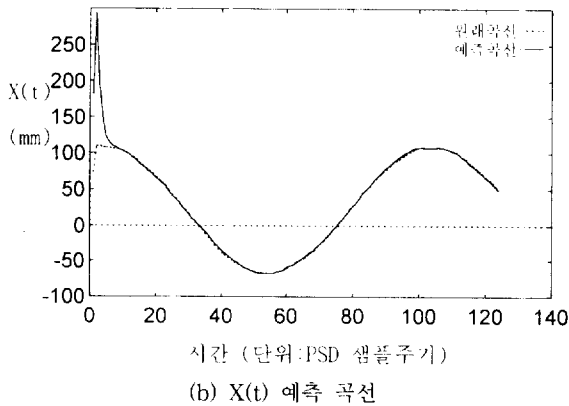
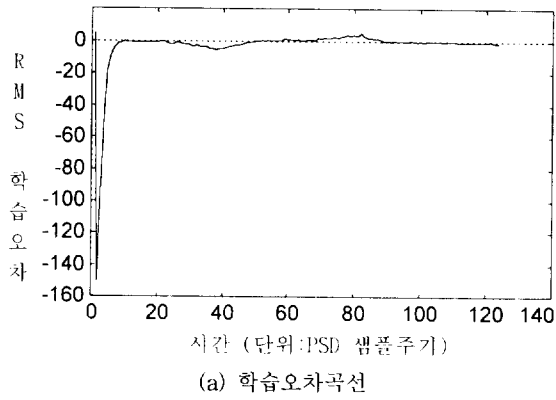


그림 8 NNet#2의 온라인 학습곡선(M=7,d=5)
Fig. 8 On-line learning curve of NNet#2(M=7,d=5)

신호이며 그림 10은 목표물 궤적에 대한 로봇의 추적궤적을 보여 준다. PSD 카메라는 3차원 스테레오를 위해 2대가 사용되었으나 이 둘은 Y축 대칭이므로 그림 9에는 PSD 카메라 한 대의 출력만을 보였다. 그림 9의 (a)를 보면 배경빛 등 외란의 영향으로 PSD 출력에 잡음이 많은 것을 알 수 있는데, 그림 9의 (b)에서 보듯이 지역통과 필터 LPF#1에 의해 깨끗하게 처리된다. 그림 9의 (b)에 보이는 직선궤적은 필터가 15차 디지털 필터이기 때문에 15개의 입력이 들어오기 전에 나타나는 무의미한 궤적이며 추적시에는 이 값들을 무시하고 필터되기 전의 값을 사용한다. 그림 10을 보면 추적 초기에 로봇과 목표

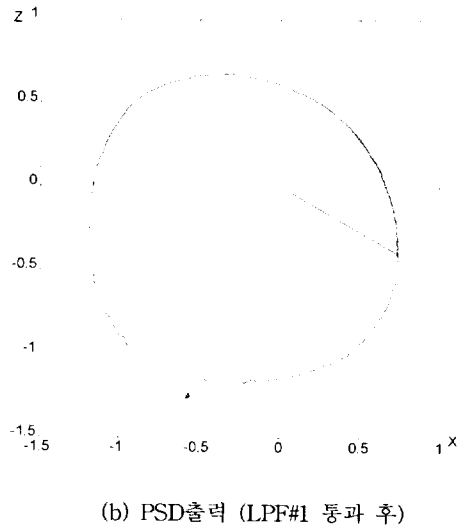
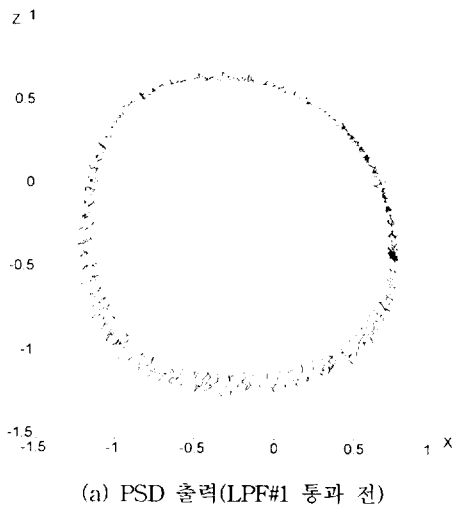


그림 9 PSD 카메라의 출력신호
Fig. 9 PSD camera output signal

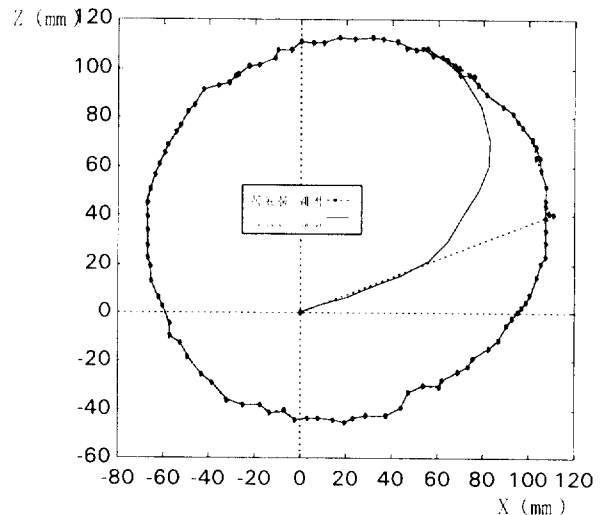


그림 10 X-Z 평면상의 원 궤적에 대한 시각추적 결과
Fig. 10 Visual tracking result to circular trajectory on X-Z plane

물간의 거리차가 클 때의 추적과정을 보여준다. 이 때 원의 내부에 있는 궤적은 추적 초기에 로봇의 위치와 목표물의 위치가 서로 다르기 때문에 생기는 것이다. 그림 10에 보이는 원궤적의 오차는 신경회로의 학습오차와 물체의 이동속도에 기인한다. 물체의 이동속도는 0.5m/sec로 비교적 빠른 편이므로 원의 전체적인 개형, 즉 원이 정원에서 벗어나 다소 일그러진 형태를 가지게 한다. 원의 속도를 더욱 빨리하면 원은 더욱 일그러지게 된다. 그리고, 원궤적이 고르지 못하고 울퉁불퉁한 것은 신경회로의 학습오차에 기인한다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 PSD 센서와 신경회로, 그리고 확장 사다리꼴 모션계획법을 이용하여 임의의 속도로 임의의 궤적을 따라 움직

직이는 목표물에 대한 시각추적을 구현하였다. 시각센서로 사용된 PSD 카메라는 256x256 CCD 카메라에 버금가는 정밀도를 가지고 있으며 50 sec 이내의 빠른 처리속도를 가지고 있어 시각추적 외에 고속의 시각센서를 필요로 하는 분야에 유용할 것으로 생각된다. 한편, 보다 빠르고 안정된 시각추적을 위해 사용된 확장 사다리꼴 모션계획법은 영상처리시간과 서보제어 시간 사이의 타이밍 문제를 쉽게 해결해 주며 이상적인 사다리꼴 속도분포를 가지고 있어 효율 높은 로봇트 모션을 구현할 수 있게 한다. 이러한 특징들은 오프라인 모션계획 뿐 아니라 시각추적이나 용접 등 센서 정보에 의해 로봇트의 모션을 계속 바꾸어야 하는 온라인 모션계획 문제도 자연스럽게 해결할 수 있어 근래에 관심이 높아지고 있는 센서에 기초한 로봇트 제어에 크게 유용하리라 생각된다. 현재 구현된 시각추적 시스템은 최고 1 m/sec의 추적속도를 가질 수가 있으며 5Hz 이내의 주파수 한계 내에서 임의의 속도로 임의의 궤적을 따라 움직이는 목표물을 추적할 수 있다. 그러나, 현재는 로봇트 손끝의 방향은 고려하지 않은 채 그 위치만을 제어하고 있으며 시각정보를 단순히 목표물의 위치정보를 얻는데만 사용하고 있으므로 앞으로는 방향까지를 고려한 로봇트 제어와 시각정보를 바로 로봇트 서보 제어토크로 이용할 수 있는 동력학 시각서보에 관한 연구가 필요할 것이다. 또한 PSD 센서의 보다 폭넓은 응용을 위하여 LED 신호 변조/복조(modulation/demodulation) 등에 관한 연구도 필요할 것으로 생각한다.

본 연구는 삼성전자와 서울대학교의 제어계측 신기술 연구센터(한국과학재단 지정)의 지원에 의해 수행되었습니다.

참 고 문 헌

[1] G. C. Buttazzo, B. Allotta, F. P. Fanizza, "Mousebuster: A Robot for Real-Time Catching," *IEEE Control Systems*, Feb. 1994.

[2] P. K. Allen, A. Timcenca, "Automated Tracking and Grasping of a Moving Object with a Robotic Hand-Eye System," *IEEE Trans. Robotics and Automat.* vol. 9, no. 2, Apr. 1993.

[3] A. J. Koivo, N. Houshang, "Real-Time Vision Feedback for Servoing Robotic Manipulator with Self-Tuning Controller," *IEEE Trans. Sys. Man and Cyber.*, vol. 21, no. 1, Jan. 1991.

[4] John T. Feddema, Owen R. Mitchell, Vision-Guided Servoing with Feature-Based Trajectory Generation, *IEEE Trans. on Robotics and Automat.* vol. 5, No. 5, Oct. 1989.

[5] Lee E. Weiss, Dynamic Sensor-based control of robots with visual feedback, *IEEE J. Robotics and Automat.*, vol. RA-3, no. 5, Oct. 1987.

[6] B. Espiau, A new approach to visual servoing in robotics, *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, vol. 8, no. 3, Jun. 1992.

[7] N. P. Papanikolopoulos, P. K. Khosla, T. Kanade, Visual tracking of a moving target by a camera mounted on a robot: A combination of control and vision, *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, vol. 9, no. 1, Feb. 1993.

[8] W. Thomas Miller, "Application of a General Learning Algorithm to the Control of Robotic Manipulators," *Int. J. Robotic Research*, vol.6, no.2, pp. 1561-1567, Summer. 1987.

[9] W. Thomas Miller, "Sensor Based Control of Robotic Manipulators Using a General Learning Algorithm," *IEEE J. Robotics Automat.*, vol.RA-3, no.2, pp. 157-165, Apr. 1990.

[10] H. J. Ritter, T. M. Martinetz, and K. J. Schulten, "Topology-Conserving Maps for Visuo-motor Coordination," *Neural Networks*, vol. 2, no. 3, pp. 159-168, 1989.

[11] T. M. Martinetz, H. J. Ritter, and K. J. Schulten, "Three Dimensional Neural Net for Learning Visuomotor Coordination of Robot Arm", *Neural networks*, vol. 2, no. 3, pp. 159-168, 1989.

[12] Thomas M. Martinetz, Stanislav G. Berkovich, Klaus J. Schulten, "'Neural-Gas' Network for Vector Quantization and its Application to Time-Series Prediction," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, no. 4, pp. 558-568, Jul. 1993.

[13] A. Walter and Klaus J. Schulten, "Implementation of Self-Organizing Neural Networks for Visuo-Motor Control of an Industrial Robot," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, no. 1, pp. 86-95, Jan. 1993.

[14] M. Kuperstein, "INFANT Neural Controller for Adaptive Sensory-Motor Coordination," *Neural Networks*, vol. 4, no. 2, pp. 131 - 146, 1991.

[15] M. Kuperstein and J. Rubinstein, "Implementation of an Adaptive Neural Controller for Sensory-Motor Coordinate," *IJCNN 89*, Vol. 2, pp. 305-310, 1989.

[16] Andreas Antoniou, *Digital Filters: Analysis, Design, and Applications*, McGraw-Hill International, 1993.

[17] *IEEE Programs for Digital Signal Processing, II*, Algorithm 5.1, IEEE Press, New York: John Wiley & Sons, 1979.

[18] Simon Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, 1991.

[19] 남수혁, 김효규, 오세영, "실시간 시각 서보제어를 위한 신경회로 모델," *한국 자동제어학술회의논문집*, pp.36-41, 1994.

[20] 남수혁, 오세영, "모션 분할에 의한 확장 사다리꼴 모션계획," *전기학회 논문지 투고중*, 1995.

저 자 소 개



남수혁 (南洙熾)

1970년 1월 1일생. 1993년 포항공과대학교 전자전기공학과 졸업. 1995년 농 대학원 졸업(석사). 1995년~현재 삼성전자 자동화연구소 제어기술연구그룹 주임연구원



오세영 (吳世泳)

1952년 9월 18일생. 1974년 서울대 공대 전자공학과 졸업. 1981년 Case Western Reserve Univ. 졸업(공학). 1981년~1984년 Univ. of Illinois at Chicago 조교수. 1985년~1988년 Univ. of Florida 조교수. 현재 포항공대 전자전기공학과 부교수