

# 학습벡터양자화 뉴럴네트워크를 이용한 공압 인공 근육 로봇의 지능 스위칭 제어

## Intelligent Switching Control of a Pneumatic Artificial Muscle Robot using Learning Vector Quantization Neural Network

윤홍수<sup>1</sup>, 안경관<sup>2,✉</sup>

Hong Soo Yoon<sup>1</sup> and Kyoung Kwan Ahn<sup>2,✉</sup>

<sup>1</sup> 울산대학교 기계자동차공학과 (Department of Mechanical and Automotive Engineering, Univ. of Ulsan)

<sup>2</sup> 울산대학교 기계자동차공학부 (School of Mechanical and Automotive Engineering, Univ. of Ulsan)

✉ Corresponding author: kkahn@ulsan.ac.kr, Tel: 052-259-2282

Manuscript received: 2007.5.10 / Revised: 2008.10.15 / Accepted: 2009.1.21

*Pneumatic cylinder is one of the low cost actuation sources which have been applied in industrial and prosthetic application since it has a high power/weight ratio, a high-tension force and a long durability. However, the control problems of pneumatic systems, oscillatory motion and compliance, have prevented their widespread use in advanced robotics. To overcome these shortcomings, a number of newer pneumatic actuators have been developed such as McKibben Muscle, Rubber Actuator and Pneumatic Artificial Muscle (PAM) Manipulators. In this paper, one solution for position control of a robot arm, which is driven by two pneumatic artificial muscles, is presented. However, some limitations still exist, such as a deterioration of the performance of transient response due to the changes in the external load of the robot arm. To overcome this problem, a switching algorithm of the control parameter using a learning vector quantization neural network (LVQNN) is proposed in this paper. This estimates the external load of the pneumatic artificial muscle manipulator. The effectiveness of the proposed control algorithm is demonstrated through experiments with different external working loads.*

Key Words: Pneumatic Artificial (공압 인공 근육), Neural Network (신경망), Switching Control (스위칭 제어), Intelligent Control (지능 제어), Pneumatic Manipulator (공압 매니플레이터)

### 1. 서론

산업용 로봇은 액추에이터의 세 가지 기본적인 타입인 전기모터(DC 또는 AC), 유압 실린더 그리고 공압 실린더로 사용되어지고 있다: 그것들의 성능은 중량대비 출력, 강도, 응답성, 시스템 크기, 운동속도, 신뢰성, 제어성, 컴플라이언스, 비용 등으로 평가된다. 오늘날 대부분의 매니플레이터는 서보모터나 스텝핑 모터의 형태로 된 전기드라이

브를 채택하고 있지만, 전기시스템의 단점인 낮은 출력, 중량 대비 낮은 토크 등을 가지고 있다. 유압 액추에이터는 고속으로 작동시 적합하나, 작동 유 오염 등의 문제점들을 가지고 있다. 그러므로 공압 액추에이터는 중량과 체적에 비해 높은 출력, 빠른 응답성, 경제성 등으로 사용이 늘어나고 있으나, 공압의 압축성 및 외부부하의 변동이 존재할 때 고정도의 위치제어를 만족시키기가 힘들다. 이를 해결하기 위하여 Repperger<sup>1</sup>는 게인 스케줄링

방법을 사용하여 공압 액추에이터를 제어하였다.

한편 최근에는 McKibben Muscle, Rubber 액추에이터와 인공 공압 근육 매니플레이터(Pneumatic Muscle Manipulator, 이하 PAM)와 같은 새로운 공압 액추에이터의 개발로 다양한 응용연구가 진행되고 있다. PAM 은 실제 생물학적인 근육에서 보여 지는 많은 특성을 가지고 있으나, 고정도 위치제어의 구현이 어려운 문제점이 있었다.

Caldwell<sup>2</sup> 는 공압근육을 제어하기 위하여 PID 제어기를 사용하였다. 이 제어기는 작은 오버슈트를 가지는 적절한 페루프의 대역폭을 얻기 위해 시행착오법으로 제어기를 설계하고 있다. Robb<sup>3</sup> 은 PAM 의 수학적 모델을 구현하였다. Gustavo<sup>4</sup> 는 한 쌍의 PAM 대하여 적응 극배치 제어기를 사용하여  $\pm 2^\circ$  의 고정도 위치제어를 구현하였다. 또한, Ted<sup>5</sup> 의 신경망 방식의 제어기를 적용하여 1cm 이내의 위치제어를 구현하였다. 최근 Patrick<sup>6</sup> 는 피드포워드 신경망 제어기를 개발하여 고정도의 위치제어를 구현하였다. Tsagarakis,<sup>8</sup> Ted,<sup>5</sup> Ahn,<sup>11</sup> Kishore,<sup>12</sup> Gustavo,<sup>4</sup> Darwin<sup>14</sup> 은 PID 제어, fuzzy PD+I 학습제어, 신경망 제어, H infinity 제어 피드포워드-퍼지 제어, 신경회로망-퍼지 제어, 적응 제어 등의 제어기를 PAM 제어에 적용하였다. 그러나 상기 알고리즘들은 관성부하가 일정하거나 천천히 바뀐다는 것을 가정한 것으로 실제 로딩/언로딩 기능을 수행하는 공압 매니플레이터에의 적용을 고려할 때, 급격한 관성부하의 변동에도 적용할 수 있는 제어 알고리즘의 제안이 필요하다.

본 논문은 외부관성부하의 급격한 변동을 고려하여 PAM 을 제어 하는데 있어서 빠르고 정확하며, 지능적인 인공 공압 근육의 제어기를 개발하는 것이다. Ahn<sup>15,16</sup> 는 외부 부하 변동의 문제점들을 해결 하기 위해, 학습 벡터 양자화 신경망 (Learning Vector Quantization Neural Network, 이하 LVQNN)을 기존 PID 제어기에 응용하였다. 이것은 외부부하를 추정하여 추정된 외부부하에 최적인 PID 제어기의 파라미터를 정하기 위함이다.

본 논문은 한 쌍의 인공공압근육에 의하여 제어되는 공압근육 매니플레이터를 제작하여 상기 제안한 지능 알고리즘을 적용하여 그 유효성을 실험을 통하여 검토하고자 한다.

2. 실험 장치

인공 공압 근육 매니플레이터의 시스템 개략도

를 Fig. 1 에 나타내고 있다. 컴퓨터에서 계산된 제어값은 D/A 보드를 통하여 PWM 신호로 변환되고 변환된 신호는 V/I Converter 를 통하여 4 개의 고속 On/Off 밸브를 제어하여 공압실린더를 제어한다.

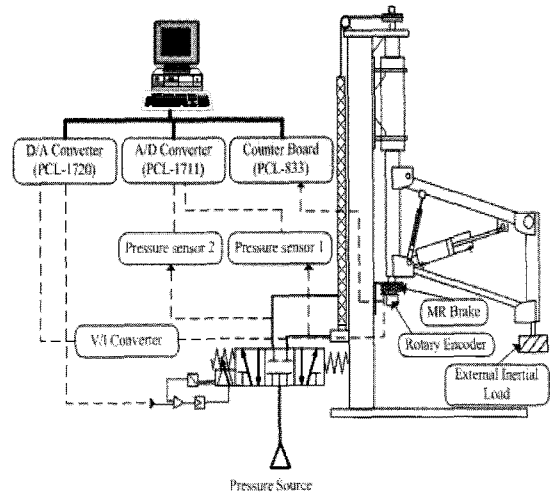


Fig. 1 Schematic diagram of the robot arm using pneumatic artificial muscle

Table 1 Specifications of PAM System

| Part                        | Specification                         |
|-----------------------------|---------------------------------------|
| cylinder                    | SMC, CG1A 63-200                      |
| proportional control valve  | FESTO, MPYE-5-1/8HF-710 B             |
| pneumatic artificial muscle | FESTO, MAS-10-N-220-AA-MCFK           |
| Rotary encoder              | MATRONIX, S48-8-3600, ZO, 10Pulse/[°] |
| Pressure sensor             | FESTO, SDE 10-10V                     |
| DIO board                   | Advantech, PCI 1711, 12bit            |
| Counter board               | Advantech, PCL 833, UP/Down 24bit     |

한편 본 논문에서 대상으로 하고 있는 인공 공압 근육은 공압 비례제어밸브를 사용하여 회전각을 제어하도록 되어있다. 각 축의 움직임은 로터리 엔코더에 의해 검출되고 카운트 보드를 통해 읽어진다. 실험장치의 구체적인 사양은 Table 1 에 정리되어 있다.

공압 근육의 작동원리는 Fig. 2 에서 볼 수 있다.

한 쌍의 공압 근육은 스플라켓과 체인으로 동력이 전달되며, 공압 근육 1 에 공급되는 공기의 압력이 증가하고 공압 근육 2 에 공급되는 공기의 압력이 감소하게 될 때, 매니플레이터는 시계방향으로 회전을 하게 된다. 이와는 반대로 공압 근육에 압력이 작용하면 매니플레이터는 반시계방향으로 회전을 하게 된다. 외부부하는 무부하에서 10kg 까지 수동적으로 변화시키도록 되어 있다. 공급 압력은 5[bar]로 설정하여 실험을 수행하며, 구동용 프로그램은 C 언어로 작성되어 있다. 실험장치의 사진은 Fig. 3 에 나타내었다.

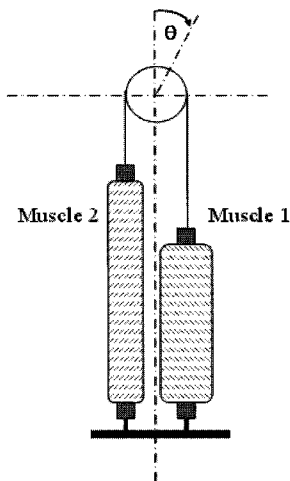


Fig. 2 Working Principle of PAM

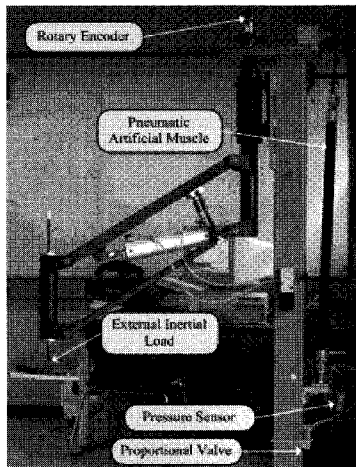


Fig. 3 Photograph of the experimental apparatus

Fig. 4 는 본 매니플레이터의 히스테리시스 특성을 보여주고 있다. 이 실험은 최초 공압 근육 1 에

최대압력, 공압 근육 2 에 최소압력을 공급하고 두었다가, 비례제어밸브를 이용하여 천천히 공압 근육 1 을 압력을 감소시키고 동시에 공압 근육 2 를 증가시키다가, 다시금 공압 근육 1 의 압력을 증가시켜 최대압력으로, 공압 근육 2 의 압력을 감소시켜 최소압력으로 변경시키면서 매니플레이터의 회전각을 측정한 그래프이다.

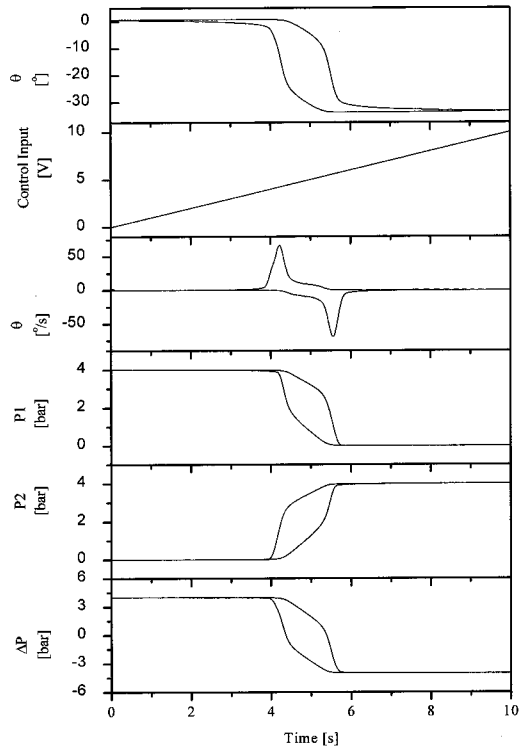


Fig. 4 Characteristics of the PAM

이 그래프는 상단부로부터 매니플레이터의 회전각, 공압 비례제어밸브에 공급한 제어 입력값, 회전속도 및 인공 공압 근육의 각 챔버의 압력을 각각 나타내고 있다. 본 실험결과로부터 본 공압 근육은 회전각도에 상당한 히스테리시스를 가지고 있으며, 제어입력에는 상당한 불감대 영역이 존재함을 알 수 있다.

### 3. 지능 스위칭 제어 알고리즘

#### 3.1 지능 스위칭 제어시스템

한 쌍의 PAM 시스템의 제어에서 제어 대상은 공압 근육 내의 공기압이 되며, 이를 위하여 유량

제어와 압력제어 두 가지 방법이 사용되어 질 수 있다. 본 연구에서는 압력제어 밸브를 사용하며, 나아가 밸브에의 제어입력과 공압 근육 매니플레이터의 출력 데이터를 이용하여 외부부하를 구분하기 위하여 교사기(Supervisor)의 역할로서 LVQNN 을 적용하였다. LVQNN 을 적용시킨 시스템은 Fig. 5 에 나타나고 있다.

PAM 을 제어하기 위해 기본적인 제어기로서 고전 PID 제어를 이 논문에서 적용시켰다. 제어기의 출력은 시간영역에서 세 가지 부하상태(0,5,10kg)에 대하여 다음과 같이 표현된다.

$$u(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_p T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

식(1)을 라플라스 변환을 하면

$$U(s) = K_p E(s) + \frac{K_p}{T_i s} E(s) + K_p T_d s E(s) \quad (2)$$

그리고 PID 의 전달함수는

$$\frac{U(s)}{E(s)} = K_p \left( 1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (3)$$

상기 PID 제어기의 이산화 표현은 다음과 같다.

$$u(k) = K_p e(k) + u(k-1) + \frac{K_p T}{T_i} e(k) + K_p T_d \frac{e(k) - e(k-1)}{T} \quad (4)$$

여기서  $u(k), e(k)$ 는 각각 제어 밸브의 제어입력 값과 조인트 회전각과 목표값의 오차 값을 각각 나타낸다.

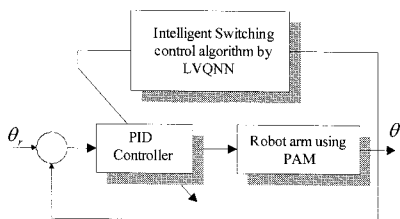


Fig. 5 Structure of proposed control algorithm

### 3.2 LVQNN 을 이용한 외부부하 구분

#### 3.2.1 신경 분류기의 구조

신경망에는 감독 학습, 비감독 학습과 하이브리드 학습과 같은 몇몇 방식의 학습법들이 있다. 감독 학습은 주어진 자극에 대해서 요구되는 응답을 사용하는 것에 대한 훈련이다; 비감독 학습은 특정 응답 없이 자극을 클러스터링 함으로써 구분되어진다. 그리고 하이브리드 학습은 위의 두 가지 학습법의 조합이다. LVQNN 은 비감독 학습의 형태이지만, 감독 학습을 조합 할 수 있다.<sup>19,20</sup> Fig. 6 는 입력 패턴을 분류하기 위해 사용된 LVQNN 의 구조를 보여준다. 여기서 P, y, W1, W2, R, S1, S2 와 T 는 각각 입력 벡터, 출력벡터, 경쟁층(competitive layer)의 가중치, 선형층(linear layer)의 가중치, 입력층(input layer)에서 신경의 개수, 경쟁층, 선형층과 목표층을 각각 나타낸다. LVQNN 의 핵심은 다음과 같은 유클리드 거리-무게를 계산하는 최단 거리법에 기초를 두고 있다.

$$D(P, W_1(i)) = \sqrt{\sum_{i=1}^R (P(i) - W_1(i))^2} \quad (5)$$

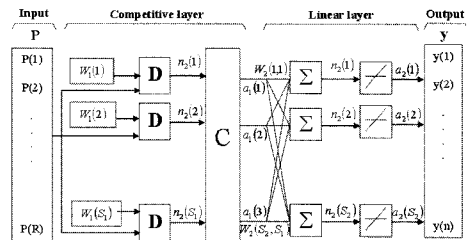


Fig. 6 Structure of the LVQNN

Fig. 6 에서 C 는 경쟁층 전달함수(competitive layer transfer function)이다. 여기서 경쟁층 전달함수는 1 을 가지는 출력 벡터를 반환하는데, 각 망(net)의 입력 벡터는 입력벡터의 최대값을 가지고 그 밖에는 0 을 가진다. LVQNN 은 숨겨진 경쟁층과 선형 출력층(linear output layer)으로 구성된다. 외부부하를 인지하기 위해 경쟁 학습(competitive learning)은 클러스터를 형성한다. 이 과정에서 가장 작은 오차값을 찾기 위해 경쟁층의 가중치를 식(6)의 Kohonen 법칙에 의해 학습한다. 다음으로 각 클래스의 클러스터에 출력 값을 할당한다. 마지막으로 목표로 하는 클래스로 입력이 분류되면 클러스터 표현은 강화되게 된다.

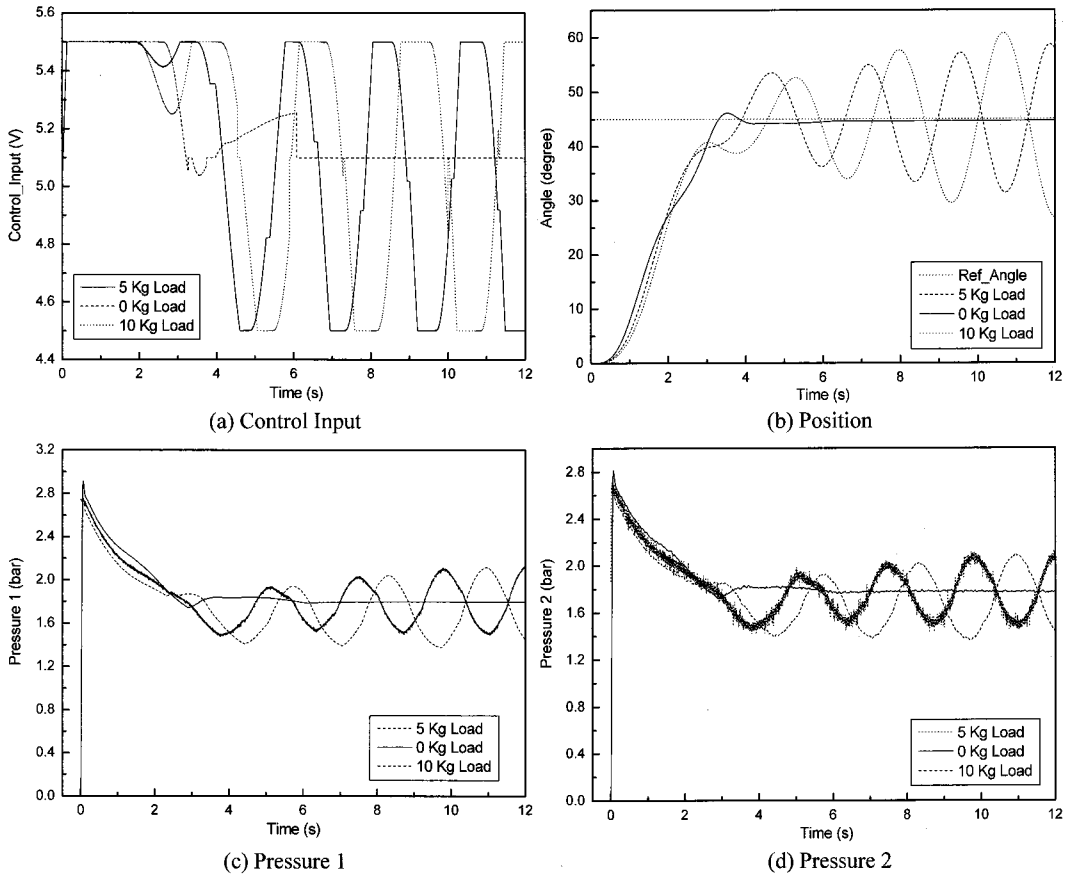


Fig. 7 Experiment results for training data generation

$$\begin{cases}
 W_1^{i+1}(i) = W_1^i(i) + \alpha(P - W_1^i(i)), & i = 1, 2, \dots, S_1 \text{ if } P \text{ is classified correctly} \\
 W_1^{i+1}(i) = W_1^i(i) - \alpha(P - W_1^i(i)), & i = 1, 2, \dots, S_1 \text{ if } P \text{ is classified incorrectly}
 \end{cases} \quad (6)$$

where  $\alpha$  is learning ratio with positive and decreasing,  $\alpha = \frac{1}{n}$

**3.2.2 LVQNN 의 양성에 대한 데이터 생성**

이 절에서 LVQNN 에 대한 데이터 학습을 자세히 설명한다. Fig. 7 에서 P(1),P(2)...P(R)은 입력 벡터이다. 여기서 R 은 제어입력, 위치데이터 근육 1, 2 의 압력의 입력수이다. LVQNN 의 데이터 학습은 Fig. 8 에 나타낸다. 일반적으로 입력 벡터가 많을 수록 제어 성능은 좋아진다. 그러나 계산 시간이 더 길어지며 인식 시간도 길어진다. 이 실험에서는 LVQNN 에 입력 벡터는 공압 근육 1 과 2 에서의 제어 입력, 위치 데이터 및 각 챔버의 압력으

로 설정하였다; LVQNN 의 출력은 1 과 3 사이의 정수이며 클래스 1, 2, 3 은 로봇 암에 대한 외부부하가 0, 5, 10kg 을 각각 의미한다. LVQNN 에 대한 학습 데이터를 얻기 위해, 3 가지 다른 외부부하에 대해서 일련의 실험을 하였다. Fig. 8(a)-(d) 에서 학습 데이터는 비례제어밸브의 제어 입력, 조인트의 위치 및 근육 1 과 2 의 압력을 보여준다. 학습 데이터 생성에 대한 실험에서 참고 각은 45 도이며 고

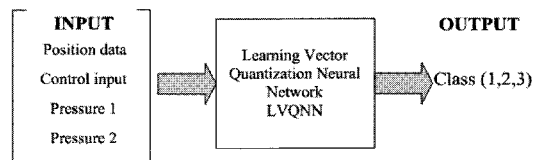


Fig. 8 Training data for LVQNN

정 이득 PID 제어를 사용하였다. LVQNN 학습의 주요 특징은 외부부하를 구분하는데 있다. 그래서 LVQNN 의 경쟁층에서 뉴런의 수와 적절한 입력의 결정은 신경 분류기의 실제적인 구현에 있어서 필수 요소이다. 입력벡터의 수를 결정하기 위해, 10~18 입력벡터 수를 조절 하면서 실험을 하였다.

여기서 경쟁층의 뉴런 수는 12 개에서 30 개로 변화시켰다. 그 결과는 Table 2 에 나타내었다. 이 결과로부터 경쟁층은 15 개의 뉴런과 입력벡터의 수는 14 개를 이용했을 때, 78.19[%]의 최고의 학습 성공률을 얻을 수 있었다. 이것은 외부부하 상태의 인지를 충분하게 하는 것이다. 15 개의 뉴런과 14 개의 입력 데이터보다 증가시켰을 때, 학습성공률이 거기에 비례해서 증가하지 않는 것은 일반적으로 뉴럴네트워크의 학습과정에서 나타나는 현상이다.

Table 2 Learning success rate of LVQNN

| Input Neuron | 10    | 12    | 14    | 16    | 18    |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 12           | 71.78 | 70.50 | 70.79 | 73.49 | 73.45 |
| 15           | 76.24 | 73.50 | 78.19 | 74.06 | 76.52 |
| 18           | 69.96 | 71.86 | 71.48 | 73.37 | 77.56 |
| 20           | 74.73 | 73.18 | 69.06 | 72.96 | 76.19 |
| 23           | 70.59 | 75.52 | 76.90 | 75.13 | 71.65 |
| 25           | 76.95 | 76.38 | 75.03 | 75.07 | 74.32 |
| 28           | 73.69 | 76.90 | 72.89 | 74.08 | 73.12 |
| 30           | 76.07 | 74.76 | 75.11 | 69.62 | 76.54 |

이는 입력데이터가 충분히 다양하게 분포하지 않을 경우, 입력층 및 중간층의 뉴런의 수를 증가시키면 일정 뉴런 수까지는 학습성공률이 증가하나, 그 이상의 뉴런에서는 과학습(Over Learning)이 되어 학습 성공률이 증가하지 않게 된다.

### 3.3 유연 스위칭 알고리즘 제안

외부부하가 기존에 학습한 부하와 다를 경우, LVQNN 의 출력은 각각 부하상태를 일정 비율로 혼합된 클래스 값들을 출력 값으로 얻게 된다. (다시 말해서 외부부하가 0[kg]에서 5[kg]사이의 값이라면, 클래스 1 또는 2 가 될 것이다.) 그러므로 갑작스런 플랜트 변화에 적용시키기 위하여 다음과 같은 알고리즘을 제안하였다.

$$class(k) = \lambda \times class(k-1) + (1-\lambda) \times class(k) \quad (7)$$

여기서  $k$  는 이산시간,  $\lambda$  는 이동평균계수,  $class(k)$  는 이산시간에서의 LVQNN 의 출력값을 각각 나타낸다.

각 외부부하 조건의 PID 제어기의 최적 파라미터는 실험에 의하여 시행착오법으로 선정하였다. 그 결과는 Table 3 에 나타나있다. 여기서 속도, 가속도는 엔코더에서 나오는 신호를 수학적으로 차분하여 이용하였다.

Table 3 Optimal parameters of PID controller

| Class No       | $K_P$        | $K_I$       | $K_D$        |
|----------------|--------------|-------------|--------------|
| Class 1(0 Kg)  | $9.10^{-5}$  | $1.10^{-7}$ | $75.10^{-6}$ |
| Class 2(5 Kg)  | $85.10^{-6}$ | $1.10^{-7}$ | $66.10^{-6}$ |
| Class 3(10 Kg) | $69.10^{-6}$ | $8.10^{-8}$ | $32.10^{-6}$ |

## 4. 실험 결과

Fig. 7(b)는 제어 이득(무부하 조건에서 최적화 시킴)을 고정시키고, 3 가지 다른 조건의 외부부하에 대하여 위치제어 실험을 한 실시한 결과를 나타내고 있다. 시스템 응답이 외부부하가 커짐에 따라 불안하게 됨을 알 수 있었다. 그러므로 제어

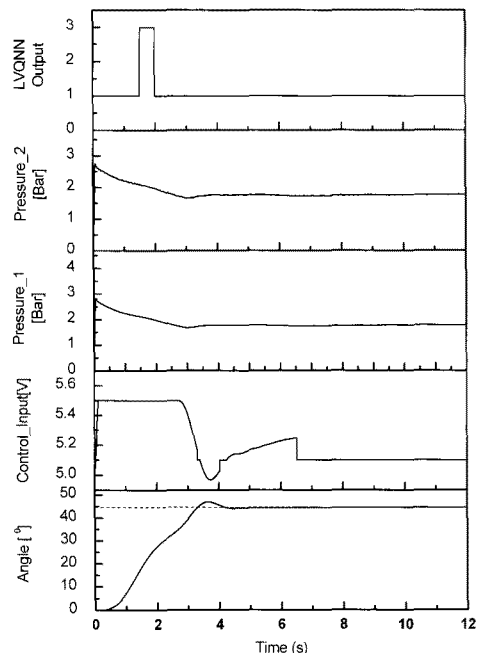


Fig. 9 Experiment results of using LVQNN when external load is 0Kg

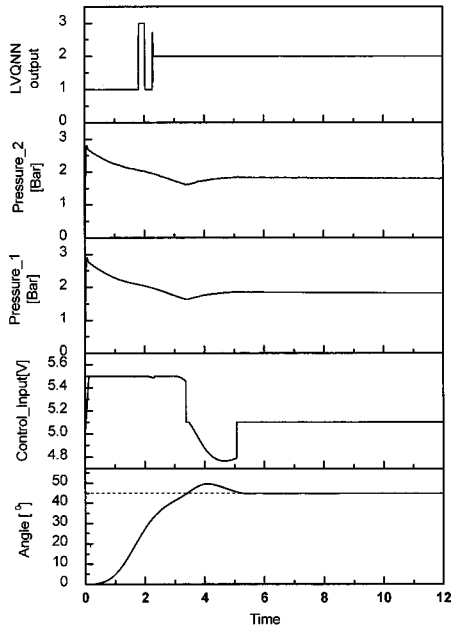


Fig. 10 Experiment results of using LVQNN when external load is 5Kg

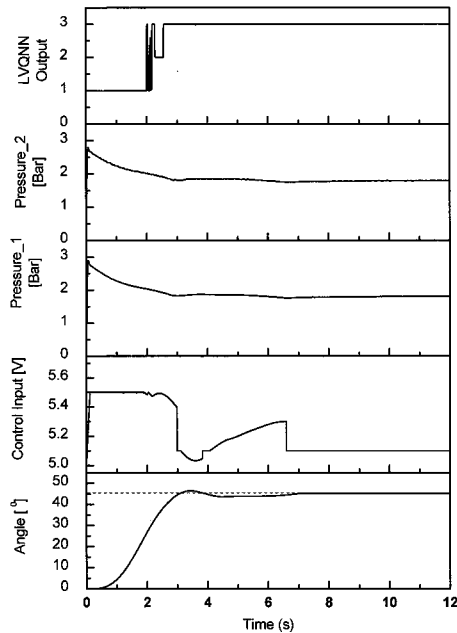


Fig. 11 Experiment results of using LVQNN when external load is 10Kg

파라미터는 외부부하에 따라 적절히 조절되어야 한다. 여기서 LVQNN의 신경 분류기는 외부부하의 변화를 인식하고자 한다.

그 실험 결과는 Fig. 9, 10, 11에 나타내었다. 각각의 부하는 최소 외부부하(클래스 1), 중간 외부부하(클래스 2) 및 최대 외부부하(클래스 3)에 대한 것이다. 이 그림에서 근육 1과 2의 매니플레이터 회전각과 제어 입력, 압력과 LVQNN의 출력을 각각 나타내고 있다. 실험 결과로부터 외부부하는 클래스에 대해 거의 정확하게 인지하는 것을 알 수 있었고 위치제어는 1도의 정상상태 오차가 발생하는 것을 알 수 있었다. 그러므로 제어 파라미터는 외부부하에 따라 적절히 조절되어야 한다. 다시 말해 LVQNN의 신경 분류기는 외부부하의 변화를 인식하는데 필요하다. 또한 5kg과 10kg의 두 개의 다른 부하를 비교해 보면 LVQNN를 사용하는 것과 하지 않는 경우를 Fig. 12와 Fig. 13에 나타내었다. 제안된 알고리즘은 외부부하가 변한 다 할지라도 공압 근육을 사용하는 매니플레이터의 정확한 위치제어에 효과적인 제어성능을 가지는 것을 알 수 있다.

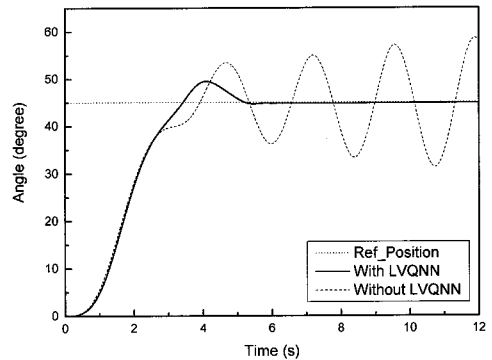


Fig. 12 Comparison of experiment results with and without load is 10kg

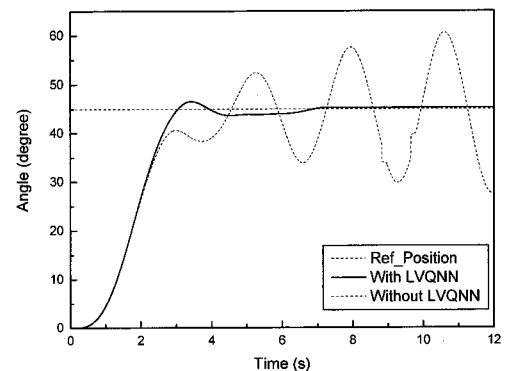


Fig. 13 Comparison of experiment results with and without load is 5kg

## 5. 결론

본 논문에서는 공압 매니플레이터에 대하여 실제적인 로딩/언로딩 작업에 사용될 수 있는 단순 구조의 인공 공압 근육 액추에이터를 사용한 매니플레이터의 제어기를 개발하였다.

또한 본 논문에서는 공압 근육 매니플레이터의 외부부하에 상관없이 항상 일정한 제어 성능을 얻기 위하여, LVQNN 을 이용하여 외부부하 상태를 구분하여 제어 파라미터를 자동적으로 스위칭하는 알고리즘을 적용하였다. 3 가지 외부부하의 조건에서의 공압 매니플레이터의 위치제어 실험 결과, 제안한 LVQNN 에 의한 스위칭 알고리즘이 실제 현장에 적용될 공압 매니플레이터도 유효함을 증명하였다.

향후 개발한 공압 인공 근육 매니플레이터를 실제 생산 라인에 적용하기 위한 연구를 수행할 계획이다.

## 후 기

이 논문은 한국학술진흥재단, 2 단계 BK21 사업의 지원을 받았음.

## 참고문헌

1. Repperger, D. W., Johnson, K. R. and Phillips, C. A., "Nonlinear feedback controller design of a pneumatic muscle actuator system," Proc. of American Control Conference, Vol. 3, Issue 1, pp. 1525-1529, 1999.
2. Caldwell, D. G., Razak, A. and Goodwin, M. J., "Braided, Pneumatic Muscle Actuator," Proc. of the IFAC. Conference on Intelligent Autonomous Vehicles, pp. 507-512, 1993.
3. Colbrunn, R. W., Nelson, G. M. and Quinn, R. D., "Modeling of Braid Pneumatic Actuators for Robotic Control," In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent robots and systems, Vol. 4, No. 4, pp. 1964-1970, 2001.
4. Medrano-Cerda, G. A., Bowler, C. J. and Caldwell, D. G., "Adaptive Position Control of Antagonistic Pneumatic Muscle Actuators," IEEE/RSJ Int. Conference, Vol. 1, pp. 378-383, 1995.
5. Hesselroth, T., Sarkar, K., van der Smagt, P. P. and Schulten, K., "Neural Network Control of a Pneumatic Robot Arm," In IEEE Trans. on Systems, Vol. 24, No. 1, pp. 28-38, 1994.
6. Van der Smagt, P. P., Groen, F. and Schulten, K., "Analysis and control of a Rubbertuator arm," Biol. Cybernetics, Vol. 75, No. 4, pp. 433-440, 1996.
7. Caldwell, D. G., Tsagarakis, N., Medrano-Cerda, G. A., Schofield, J. and Brown, S., "Development of a Pneumatic Muscle Actuator driven Manipulator Rig for Nuclear Waste Retrieval Operations," In Proc. IEEE, Int. Conf. on Robotics & Automation, Vol. 1, pp. 525-530, 1999.
8. Tsagarakis, N., Caldwell, D. G. and Medrano-Cerda, G. A., "7 DOF pneumatic muscle actuator (PMA) powered exoskeleton," IEEE International Workshop on Robot and Human Interaction, pp. 327-333, 1999.
9. Chan, S. W., Lilly, J. H., Repperger, D. W. and Berlin, J. E., "Fuzzy PD+I Learning Control for a Pneumatic Muscle," In the IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, Vol. 1, pp. 278-283, 2003.
10. Osuka, K., Kimura, T. and Ono, T., "H $\infty$  control of a certain nonlinear actuator," In Proc. IEEE Int. Conf. Decision and Control, Vol. 1, pp. 370-371, 1990.
11. Ahn, K. K., Lee, B. R. and Yang, S. Y., "Design and experimental evaluation of a robust force controller for a 6-link electro-hydraulic manipulator via H infinity control theory," J. of Mechanical Science and Technology, Vol. 17, No. 7, pp. 999-1010, 2003.
12. Balasubramanian, K. and Rattan, K. S., "Fuzzy Logic Control of a Pneumatic Muscle System Using a Linearizing Control Scheme," In International Conference on North American Fuzzy Information Processing Society, pp. 432-436., 2003.
13. Iskarous, M. and Kawamura, K., "Intelligent Control Using a Neuro-Fuzzy Network," In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robot and System, Vol. 3, pp. 350-355, 1995.
14. Caldwell, D. G., Medrano-Cerda, G. A. and Goodwin, M., "Control of Pneumatic Muscle Actuators," In IEEE Control Systems Magazine, Vol. 15, No. 1, pp. 40-48, 1995.
15. Ahn, K. K., "Development of Force Reflecting Joystick for Hydraulic Excavator," JSME Int. Journal, Series C Mech. Systems, Mach. Elem. Manuf., Vol. 47, No. 3, pp. 858- 863, 2004.
16. Ahn, K. K., Pyo, S. M., Yang, S. Y. and Lee, B. R.,



- “Intelligent control of pneumatic actuator using LVQNN,” In Proc. KORUS 2003, Symposium on Science and Technology, Vol. 1, pp. 260-266, 2003.
17. Tondu, B., Boitier, V. and Lopez, P., “Naturally compliant robot-arms actuated by McKibben artificial muscles,” In IEEE Int. Conf. Systems, Man and Cybernetics, Vol. 3, pp. 2635-2640, 1994.
  18. Hildebrandt, A., Sawodny, O., Neumann, R. and Hartmann, A., “Cascaded control concept of a robot with two degrees of freedom driven by four artificial pneumatic muscle actuator,” Proc. of American Control Conference, Vol. 1, pp. 680-685, 2005.
  19. Miller, W. T. III., Sutton, R. S. and Werbos, P. J., “Neural Networks for Control,” The MIT Press, pp. 365-375, 1990.
  20. Gersho, A. and Gray, R. M., “Vector quantization and signal compression,” Kluwer Academic Publishers, pp. 321-323, 1992.