

이중 학습에 의한 선형동기모터의 위치제어

Position Control of Linear Synchronous Motor by Dual Learning

박정일^{1,✉}, 서성호¹, 울루구벡¹
Jung Il Park^{1,✉}, Sung Ho Suh¹ and Umirov Ulugbek¹

¹ 영남대학교 전자공학과 (Department of Electronic Engineering, Yeungnam Univ.)

✉ Corresponding author: jipark@yu.ac.kr, Tel: 053-810-2498

Manuscript received: 2011.3.3 / Revised: 2011.9.2 / Accepted: 2011.10.1

This paper proposes PID and RIC (Robust Internal-loop Compensator) based motion controller using dual learning algorithm for position control of linear synchronous motor respectively. Its gains are auto-tuned by using two learning algorithms, reinforcement learning and neural network. The feedback controller gains are tuned by reinforcement learning, and then the feedforward controller gains are tuned by neural network. Experiments prove the validity of dual learning algorithm. The RIC controller has better performance than does the PID-feedforward controller in reducing tracking error and disturbance rejection. Neural network shows its ability to decrease tracking error and to reject disturbance in the stop range of the target position and home.

Key Words: Neural Network (신경망), Robust Internal-loop Compensator (견실내부루프보상기), Disturbance Observer (외란 관측기), Reinforcement Learning (강화학습), Linear Synchronous Motor (선형동기모터)

1. 서론

영구 자석형 선형 동기 모터(이하 PMLSM : Permanent Magnet Linear Synchronous Motor)의 비선형 성분인 마찰력과 리플력은 점성력(Stiction)과 이동자의 위치에 대한 정현파 주기함수로 고려할 수 있다. 리플력은 자석과 이동자 철심사이의 상호인력 때문에 생기는 코깅(Cogging)과, 자석과 이동자사이의 상대위치에 대한 권선의 자기저항(Self-inductance)의 변화 때문에 생기는 릴럭턴스(Reluctance)에 의해 발생하는 힘을 말한다. 이는 주로 iron-core 타입의 모터, 이동자의 하중이 적은 경우 또는 모터의 저속운행 시 크게 발생한다. 이러한 리플력은 예측은 어려우나 재현성이 높은 특징이 있다. 이러한 곳에 온라인의 학습제어기를 이용하여 입력되는 힘을 조정함으로써 리플력의

영향을 최소화 시킬 수 있다. 신경망을 사용한 피드포워드 제어기와 모델기반의 피드백 제어기를 선형 동기모터에 적용한 연구가 발표되었다.¹ 리플력과 함께 구동성능에 영향을 미치는 비선형 특성으로는 마찰력을 들 수 있다. 마찰은 접촉에 의해서 불가피하게 발생하게 되며 정밀 위치제어를 하는데 주요 방해요소가 된다. 이러한 마찰력은 보통 정적마찰과 쿨롱마찰, 점성마찰과 스트리백(Stribeck) 효과로 모델링되며, 특히 정적마찰과 쿨롱마찰은 속도에 대해서 비선형 특성을 보인다. 이러한 비선형성분을 효과적으로 제거하기 위하여 PMLSM의 전체외란을 추정하여 보상하는 연구가 있었으며,² 강인한 적응 제어를 이용하여 비선형성을 보상하는 연구도 있었다.³ 강인한 내부루프 보상기(이하 RIC : Robust Internal-loop Compensator)를 적용한 고정밀 위치제어 기법이 발표되기도 하였

다.^{4,5} 또한 강화학습(Reinforcement Learning)⁶ 을 이용하여 피드포워드 PID 제어기와 RIC 제어기에서 이들의 이득을 자동으로 튜닝할 수 있는 연구결과가 발표되었다. 강화학습을 사용함으로써 그렇지 않은 경우보다 위치제어 정밀도가 향상되었으며 또한 RIC 제어기가 피드포워드 PID 제어기 보다는 외란 등에 대해서 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.⁷

강화학습만을 사용한 참고문헌 7 번의 연구에서는 각 제어기의 이득들이 한번씩 왕복할 때마다 한번씩의 강화학습이 이루어진다. 즉, 한 모션 전체의 오차정보를 이용하여 한번의 학습이 이루어지는 구조이다. 그러나 선형모터는 리플력이 각 위치마다 다르게 나타나므로 각 위치에 따른 학습 기능을 가진 제어기를 도입하면 성능이 더욱 개선될 수 있다. 이러한 학습 기능을 가진 신경망으로 B-spline 함수를 이용한 CMAC(Cerebellar Model Articulation Controller)구조를 피드포워드 제어기로 사용하여 매 샘플링 타임마다 위치에 따른 학습을 시키는 방법을 도입한다. 기존의 피드백 제어기는 강화학습을 이용하여 한번의 모션마다 한번 학습을 시키는 방법을 그대로 사용한다. 이처럼 두 가지의 학습을 사용하는 위치제어기를 구성하여 그 성능을 확인하고자 한다.

2. 이중학습에 의한 선형 동기 모터의 제어

그림 1 은 RIC 구조를 기반으로 하여 그 외부에 피드백제어기 $C(s)$ 와 피드포워드 제어기 $C_{ff}(s)$ 를 첨가한 위치제어기를 나타낸다. $P(s)$ 는 플랜트의 전달함수이고, $P_m(s)$ 은 기준 플랜트 모델이며, $K(s)$ 는 내부루프 피드백 보상기이다. y_d 는 기준지령이며, y 는 플랜트의 출력, u_r 은 기준 제어 입력, y_r 은 기준 출력신호, d_{ex} 는 외란이다.

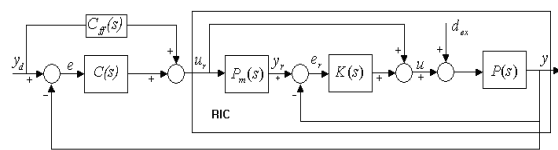


Fig. 1 Position controller based on RIC

피드백 제어기 $C(s)$ 는 강화학습에 의해서 조절되고 피드포워드 제어기 $C_{ff}(s)$ 는 신경망에 의해서 조절된다.

선형 모터의 시스템 모델을 식 (1)과 같이 설정한다. J_m 과 B_m 은 각각 기준플랜트 모델의 관성모멘트, 마찰을 나타낸다.

$$P_m(s) = \frac{1}{J_ms^2 + B_ms} \tag{1}$$

내부 피드백 보상기 $K(s)$ 를 식 (2)와 같이 설정한다. D 는 상수로 선정하여 PD 제어기가 되도록 한다.

$$K(s) = (J_ms + B_m)D \tag{2}$$

외부 루프의 피드백제어기 $C(s)$ 및 피드포워드 제어기 $C_{ff}(s)$ 를 식 (3)와 (4)로 잡는다.^{4,5} Λ 를 상수로 선정하여 외부 피드백 제어기가 PD 제어기가 되도록 한다.

$$C(s) = \frac{1}{P_m(s)} \cdot \frac{\Lambda}{s} = (J_ms + B_m)\Lambda \tag{3}$$

$$C_{ff}(s) = J_ms^2 + B_ms \tag{4}$$

2.1 피드백 제어기 이득 튜닝

피드백 제어기의 $C(s)$ 의 학습을 위해서 강화학습을 도입한다.^{6,7} 강화학습은 시냅스의 강도를 식(5)에 의해 학습시키는 방식이다.

$$m(k+1) = m(k) + \eta r(k)f(n(k) - \theta) \tag{5}$$

여기서 m 은 학습되는 파라미터, η 는 학습률, f 는 활성화 함수로서 (6)식과 같은 바이폴라 스텝함수이다. θ 는 바이어스로 0.5로 설정되어 있으며, n 은 이산 랜덤 프로세스로서 0 과 1 사이의 값을 갖는다. r 은 강화학습 신호로서 식(7)과 같이 정의된다.

$$f(x) = \begin{cases} +1, & \text{if } x \geq 0 \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

$$r(k) = u(J(k) - J(k-1)) \tag{7}$$

여기에서, $u(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7}$

$$J(k) = \sum_{k=0}^{\infty} [e^2(k) + e'^2(k)] \tag{8}$$

(7)식의 J 는 시스템 제어 성능지수로서 식 (8) 과 같이 정의된다. 오차와 오차 미분값의 제곱의 합으로 나타내며 값이 적을수록 제어성능이 좋음을 나타낸다. 이 때 시냅스의 학습은 랜덤 동작 후 성능지수 값이 감소할 때만 이루어지고, 반대의 경우에는 학습을 취소시키고 이전의 상태를 회복한다. 이러한 학습방법을 이용하여 각 제어기의 이득들은 한 모션이 끝날 때마다 한번씩 자동적으로 조절된다.

2.2 피드포워드 제어기 이득 튜닝

피드백제어기의 이득들은 강화학습에 의해서 한 모션이 끝날 때 마다 한 모션 사이클 전구간의 누적된 오차를 사용하여 한번씩의 학습이 이루어진다. 그러나 선형모터는 리플력이 각 위치마다 다르게 나타나므로 각 위치에 따른 학습기능을 가진 제어기를 도입하면 성능이 더욱 개선 될 수 있다. 이러한 학습 기능을 가진 신경망을 사용하면 각 위치에 대해 학습을 진행하므로 리플력을 보상하기 적합한 구조가 된다.

본 논문에서 사용한 신경망은 그림 2 와 같이 단순한 한 개의 입력과 한 개의 출력 구조를 가지는 삼각형 B-Spline 함수를 이용한 CMAC (Cerebellar Model Articulation Controller)구조이다. 한 개의 은닉층을 가지고 있으며, 전체 이동 거리를 1000 개로 나누어 그 가짓수는 1000 개가 된다. 여기에서 가중치를 계산하는데 사용된 함수는 그림 3 과 같으며 학습은 역전파 된다.

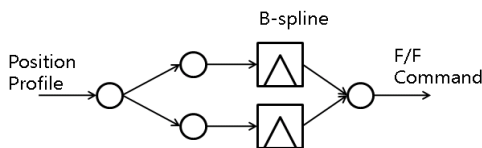


Fig. 2 Adaptive feed-forward structure and B-spline function

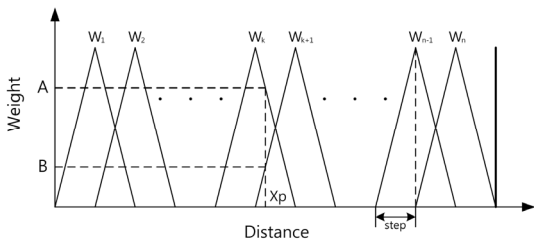


Fig. 3 B-spline function

그림 3 에서 가로축은 위치이며 세로축은 가중치이다. 입력 즉 구동 프로파일이 y_d 지점을 가리키면 출력은 $W_k=A, W_{k+1}=B$ 가 되어 출력은 $A+B$ 가 된다. 또한 그와 동시에 W_k 와 W_{k+1} 의 값을 학습하게 되는데 학습은 식 (9)와 같이 정의된다.

$$W_k = W_k + (\rho * e_c * (W_k / step)) \quad (9)$$

여기서 ρ 은 학습률이며 e_c 는 피드백 제어기의 출력이다.

2.3 이중학습에 의한 위치제어기 구성

강화학습에 의한 피드백제어기와 신경망 피드포워드 제어기를 동시에 사용하는 최종적인 이중 학습 구조를 그림 4 에 나타내었다. 피드백제어기의 강화학습은 피드포워드 신경망을 학습시키기 전에 먼저 이루어지며, 강화학습 후 피드포워드 신경망 제어기를 학습시킨다. 동시에 학습할 경우 강화학습에 의한 피드백 제어입력과 신경망에 의한 피드포워드 제어 입력이 서로 상충할 수 있기 때문이다.

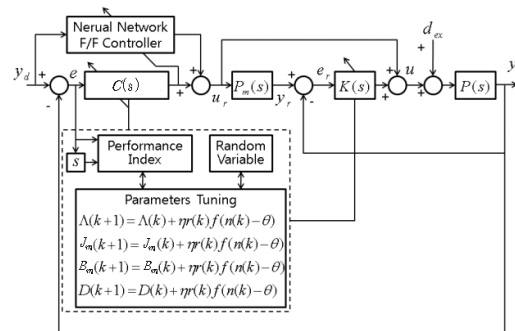


Fig. 4 RIC controller based on dual learning

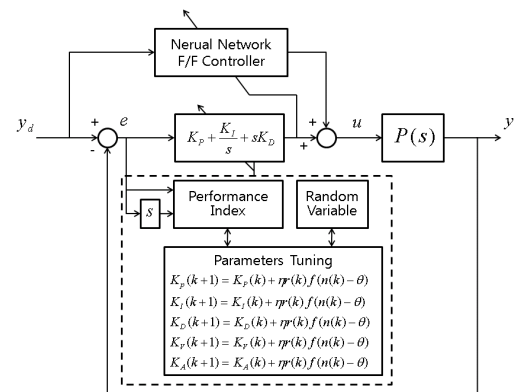


Fig. 5 PID controller based on dual learning

그림 5 에는 RIC 제어기의 성능비교 대상으로 사용한 피드포워드 PID 제어기를 나타내었다.

3. 모션 제어 시스템 구성 및 실험

3.1 시스템의 구성

모션제어 시스템은 미국 Copley Control 회사의 선형 서보 모터 TB2506, TB3806 과 엔코더부, 서보 드라이브부로 구성되어 있다. 그 사양은 표 1 과 같다.

Table 1 Specifications of PMLSM TB2506

ITEM	VALUE	UNIT
Peak Velocity	9.7	m/s
Force Constant	33	N/A
Back-emf Constant	27.0	V/m/s
Electrical Time Constant	0.7	ms
Trust Block Mass	1.50	Kg
Forcer Length	174	mm

리니어스케일 엔코더의 해상도는 4 체배 회로 적용시 $0.5\mu\text{m}/\text{pulse}$ 이며, 사양에 의한 최고 구동 속도 9.7m/s 로 동작시 $9.7\text{m}/2\mu\text{m PPS}$ 가 된다.

그림 6 은 PMLSM 의 모션제어를 위해서 구성된 실제의 실험장치를 찍은 사진이다. 시스템은 PMLSM, Servo driver, DSP controller, XDS510 JTAG 와 PC 로 구성되어 있다. 서보 드라이브는 3 상 토크 신호를 만들어 내고 선형스케일에 의해서 위치 및 속도 정보를 얻는다. 프로그램은 TI DSP 전용 컴파일러인 Code Composer Studio 에서 작성하였으며, JTAG 장비인 XDS510 을 통해서 DSP 칩인 TI 사의

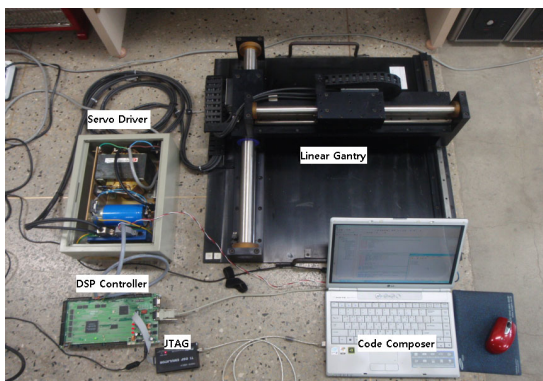


Fig. 6 Photograph of motion control system of linear motor

TMS320F2812 의 플래시메모리에 저장한다. 또한 위치, 속도, 가속도 등의 모션상태는 컨트롤보드내의 DSP 칩의 내부 메모리에 저장된 후 RS232 를 통해 받아서 MATLAB 으로 분석하였다.

3.2 모션제어 실험

기구의 부드러운 구동을 위하여 정현파를 기반으로 하는 프로파일을 본 실험에 사용하였다. 그림 7 은 사용된 모션 프로파일을 나타낸다.

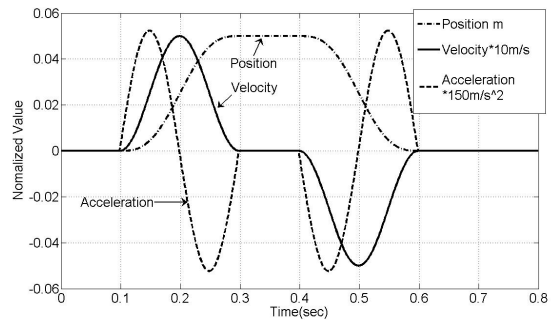


Fig. 7 Motion profile based on sinusoidal wave

프로파일을 보면 이동자는 0.05m 를 왕복하게 되며 전체 구동시간은 0.8 초이다. 0.1 초부터 0.3 초까지 0.2 초 사이에 0.05m 목표지점에 도달하게 된다. 0.3 초부터 0.4 초까지 1 초간 0.05m 목표지점에서 대기하고 0.4 초부터 0.6 초 사이에 초기 홈 위치로 돌아온다.

그림 8 은 피드포워드 PID 제어기의 추종오차 결과이다. 그림 8(a)는 200 회 강화학습 후의 실험 결과로서 최대 추종 오차가 $60\mu\text{m}$ 정도이다. 멈춰 있는 [0.3 0.4]초 구간과 홈 위치로 돌아온 [0.6 0.8]초 구간에서의 오차개선이 필요하다. 그림 8(b)는 PID 제어기 이득을 강화학습으로 학습시킨 후 신경망을 이용하여 피드포워드 이득을 학습시킨 결과이다. 특히 목표점과 홈 위치로 돌아온 정지구간에서 오차가 신경망 학습에 의해서 확연히 줄어들었음을 알 수 있다.

그림 9 는 RIC 제어기의 추종 오차를 보여주고 있다. 강화학습 후 $\pm 30\mu\text{m}$ 추종 오차를 보여주어 PID 제어기에 비해 뛰어난 성능을 보여준다. 다만 이동자가 멈춰 있는 [0.3 0.4]초 구간과 [0.6 0.8]초 구간은 PID 와는 전혀 다른 양상을 보이는데 약 0.03 초 뒤에 안정화되는 것을 확인할 수 있다. 그림 8 에서 PID 제어기에서의 오차모양은 그림 7 에

서의 가속도 프로파일과 유사한 모양을 가짐을 알 수 있다. 이에 비해서 그림 9의 RIC 제어기의 오차 모양을 보면 RIC 제어기에서는 가속도 프로파일이 과도하게 예측되어 모양으로 나타나서 세틀링 타임이 길어진다. 그림 9(b)를 살펴보면 강화학습 이후에 신경망을 통한 피드포워드 이득의 학습효과는 별로 없음을 알 수 있다. 다만 목표지점과 홈 위치에서의 개선을 볼 수 있다.

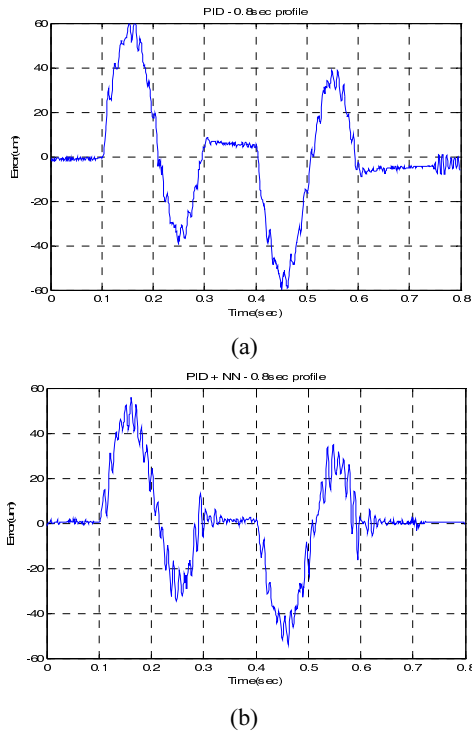


Fig. 8 Tracking error based on PID: (a) PID with reinforcement learning; (b) NN learning after PID reinforcement learning

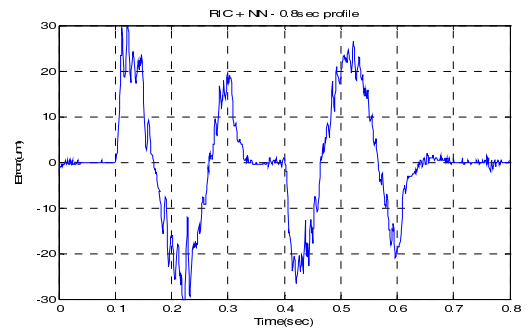
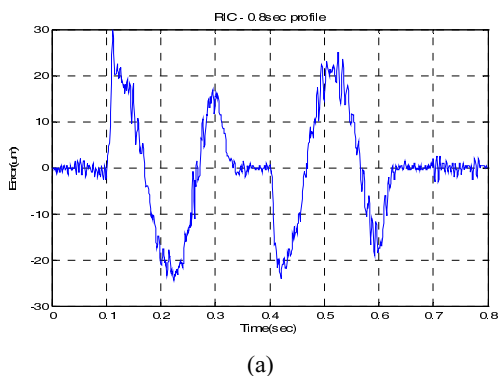


Fig. 9 Tracking error based on RIC: (a) RIC with reinforcement learning; (b) NN learning after RIC reinforcement learning(RIC+NN)

3.3 부하 인가 실험

선형모터 시스템에 그림 10(a)의 구조를 이용하여 부하를 인가하여 외란에 대한 제어기의 성능을 확인했다. 그림 10(b)는 시간에 따라 변하는 부하의 크기 변화를 나타낸다. 1N/cm의 상수를 가지는 스프링을 4개 병렬 연결하여 4N의 힘을 인가했다. 시간적으로 보면 0.25 초부터 부하가 걸리기 시작하며 0.3 초에서 0.4 초 사이에 4N의 부하가 유지된다. 0.4 초이후 다시 줄어들기 시작하여 0.45 초에 부하는 0이 된다.

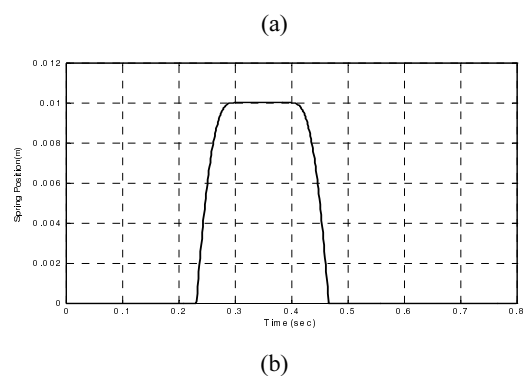
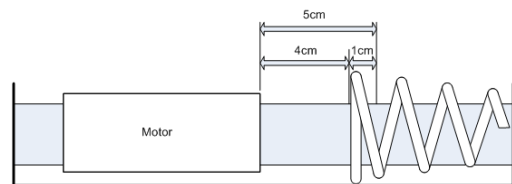
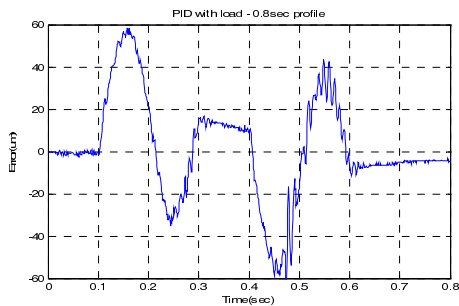


Fig. 10 Load insertion structure and its profiles: (a) Load applying mechanism, (b) Load profile

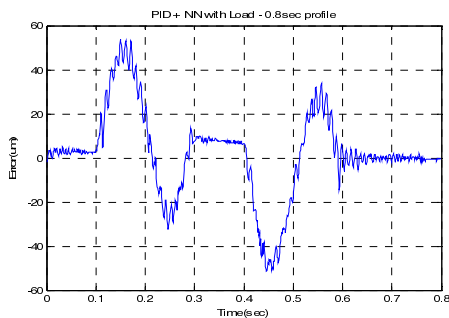
그림 11 은 PID 제어기에 부하를 인가한 실험 결과이다. 40mm 지점 약 0.25 초에서 4N의 부하를 인가한 후 0.45 초에서 부하가 없어진다. 그림 11(a)는 PID 제어기를 강화학습 시킨 이후에 부하를 인가한 결과이고, 그림 11(b)는 강화학습으로 PID 이득을 학습시킨 후, 신경망으로 피드포워드 제어를 학습시킨 다음 부하를 인가한 결과이다. 두 결과 모두 부하가 걸리는 시점에서 추종 오차가 커지며 외부 부하에 약한 모습을 보여준다. 그림 11

의 (c)는 강화학습으로 PID 이득을 학습시킨 후 부하가 걸린 상태에서 신경망 피드포워드 제어를 학습시킨 결과이다. 외란에 대해서 확연한 억제효과를 발휘하고 있다. 따라서 이 방법을 PID 제어기가 외란에 약한 점의 해결책으로 제시될 수 있다.

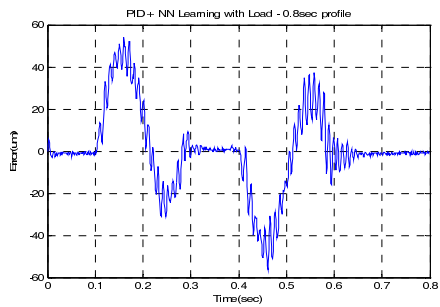
그림 12 는 RIC 제어기에 부하를 인가한 실험 결과이다. 그림 12(a)는 RIC 제어기를 강화학습이 후에 부하를 인가한 결과이고, 그림 12(b)는 강화학습으로 RIC 이득을 학습시킨 후, 신경망으로 피



(a)

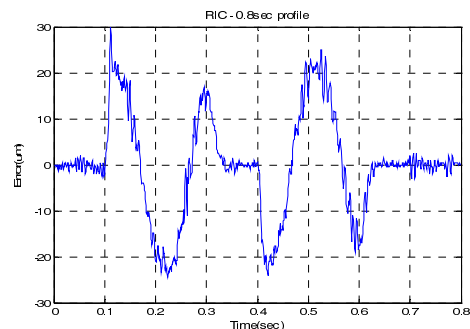


(b)

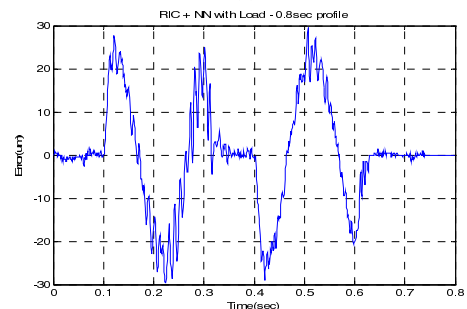


(c)

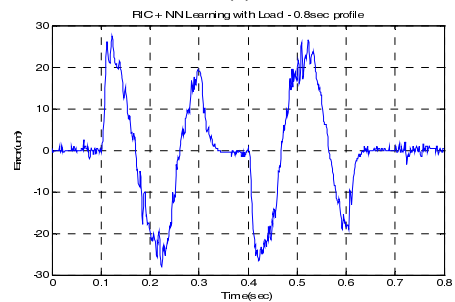
Fig. 11 Tracking error based on PID: (a) Loading after reinforcement learning; (b) Loading after PID+NN learning; (c) Loading with NN learning after PID reinforcement learning



(a)



(b)



(c)

Fig. 12 Tracking error based on RIC: (a) Loading after reinforcement learning; (b) Loading after RIC+NN learning; (c) Loading with NN learning after RIC reinforcement learning

드포워드 제어기를 학습시킨 다음 부하를 인가한 결과이다. 그림 12(c)는 강화학습으로 RIC 이득을 학습시킨 후 부하가 걸린 상태에서 신경망 피드포워드 루프를 학습시키면서 측정한 결과이다. 세 방법의 차이는 거의 없다. [0.3, 0.4]초 구간을 살펴 보면 외란에 대해서 세 방법 모두가 RIC 자체의 외란 억제 효과에 의해서 외란의 영향이 없어짐을 알 수 있다. 정지 구간에서는 신경망에 의한 학습 효과가 미미함을 알 수 있다(표 2 참조).

3.4 실험결과 고찰

표 2 는 전구간의 RMS 추정오차 값을 나타낸다. PID 와 RIC 는 강화학습 후의 결과이다. 첫 번째 열의 PID+NN 와 RIC+NN 은 각각 강화학습 후 신경망학습을 시킨 결과이다. 두 번째 열의 PID+NN 와 RIC+NN 은 강화학습과 신경망학습을 시킨 이후에 부하를 인가한 결과이다. 세 번째 열의 PID+NN 와 RIC+NN 은 강화 학습을 먼저 시킨 후 부하를 인가한 상태에서 피드포워드 제어기를 매 샘플링 시각마다 신경망으로 학습시킨 결과이다. 전체적인 성능은 PID 제어기에 비해 RIC 기반의 제어기가 더 나은 성능을 보여준다. PID 제어기에 신경망 제어기를 적용하면 좀 더 개선이 되는데 비해서 RIC 제어에서는 신경망의 학습 효과가 미미함을 알 수 있다.

Table 2 RMS error value overall range (unit[μm])

	PID	PID+NN	RIC	RIC+NN
Without loading after learning	24.09	19.91	11.14	12.10
Loading after learning	23.87	19.83	12.17	12.15
Loading with NN learning	-	19.03	-	12.10

Table 3 RMS error value in the stop range (unit[μm])

	PID	PID+NN	RIC	RIC+NN
Without loading after learning	5.43 (4.91)	1.68 (0.98)	4.55 (0.92)	4.81 (0.61)
Loading after learning	8.77 (7.17)	4.75 (3.75)	4.93 (0.78)	5.16 (0.52)
Loading with NN learning	-	2.1827 (1.1654)	-	4.77 (0.73)

표 3 은 실험결과를 더 자세히 분석하기 위하여 목표지점에 멈추었을 때의 [0.3 0.4]초 구간과 홈 위치로 돌아와 정지했을 때의 [0.6 0.8]초 구간의 RMS 값을 보여준다. 괄호 안의 값은 [0.35 0.4]초 와 [0.65 0.8]초 사이의 RMS 오차값이다. 이것은 RIC 제어기의 세틀링 타임이 PID 제어기에 비하여 길어서 긴 특성을 가지기 때문에, 세틀링 타임이 중요치 않고 목표지점과 홈 위치에서의 위치오차가 중요한 경우를 살펴보기 위해서 세틀링 구간은 제외하고 세틀링이 되고 난 0.05 초 뒤부터 값을 다시 산출하였다.

피드포워드 신경망을 적용할 경우 PID 의 경우 전체적으로 성능이 개선되는 것을 볼 수 있지만 RIC 의 경우 추종 오차가 크게 개선되지는 못하였다. 이는 RIC 자체가 외란제거 능력이 뛰어나서 신경망을 사용한 피드포워드 제어기의 학습은 성능개선에 큰 영향을 미치지 못하는 것으로 보인다. 그러나 PID 제어기인 경우에 부하가 존재하는 구간에서 신경망으로 학습을 시키면 획기적으로 개선되었으며, RIC 제어기인 경우에도 정지구간에서는 신경망의 효과가 미약하나마 나타남을 알 수 있었다.

4. 결론

PID 제어기와 RIC 제어기를 사용하여 영구 자석 선형 모터의 위치제어를 하는데 있어서 두 가지 학습알고리즘을 도입하여 이득들을 자동적으로 튜닝시키는 알고리즘을 제시하였다. 피드백 제어기는 강화학습을 이용하여 이득들을 조절하고, 피드포워드 제어기로는 신경망을 도입하여 이득들을 자동으로 조절하였다.

강화학습을 진행한 RIC 제어기의 경우 PID 제어기에 비하여 추종 오차의 RMS 값이 절반 이하로 줄어드는 우수한 성능을 보였으며, 외란에 대해서도 강인한 특성을 보였다. 강화학습이 된 PID 제어기에 피드포워드 신경망 제어기를 사용하여 확연히 추종오차를 줄이고 외란을 억제시킬 수 있었다. 특히 이동자가 멈춰 있는 목표지점과 홈 위치에서는 위치오차가 확연히 개선됨을 알 수 있었다. 그러나 RIC 제어기에서는 신경망 피드포워드 제어기의 효과는 미약하였다. 본 논문에서 제시한 이중학습을 이용하여 제어기의 이득을 조절하는 방법은 PID 제어에서 큰 성능을 발휘했으며, 정확한 목표지점을 찾아야 하는 모션에서 유용할 것이다.

후 기

이 연구는 2010 년도 영남대학교 학술연구조성비에 의한 것임.

참고문헌

1. Otten, G, De Vries, T. J. A., Van Amerongen, J., Rankers, A. M. and Gaal, E. W., "Linear motor motion control using a learning feedforward controller," IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol. 2, No. 3, pp. 179-187, 1997.
2. Li, H., Le, M. D., Gong, Z. M. and Lin, W., "Motion Profile Design to Reduce Residual Vibration of High-Speed Positioning Stages," IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol. 14, No. 2, pp. 264-269, 2009.
3. Xu, L. and Yao, B., "Adaptive robust precision motion control of linear motors with ripple force compensations," Proceeding of IEEE International Conference on Control Applications, pp. 373-378, 2000.
4. Kim, B. K. and Chung, W. K., "Performance Tuning of Robust Motion Controllers for High-Accuracy Positioning Systems," IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol. 7, No. 4, pp. 500-514, 2002.
5. Kim, B. K. and Chung, W. K., "Advanced Disturbance Observer Design for Mechanical Positioning Systems," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 50, No. 6, pp. 1207-1216, 2003.
6. Jeong, S. H., Han, C. W., Park, J. I. and Kwon, S. H., "A Study on Learning Scheme of Self-Learning Rule-based Fuzzy Controller using Random Variable Sequence," Proceeding of American Control Conference, Vol. 3, pp. 1862-1863, 1998.
7. Jeong, S. H. and Park, J. I., "High-Accuracy Motion Control of Linear Synchronous Motor Using Reinforcement Learning," J. of KSPE, Vol. 28, No. 12, pp. 1379-1387, 2011.