자석식 자동 파이프 절단기를 위한 학습제어기

Learning Control of Pipe Cutting Robot with Magnetic Binder

김 국 환, 이 성 환, 임 성 수*
(Gook-Hwan Kim, Sung-Whan Lee, and Sungsoo Rhim)

Abstract : In this paper, the tracking control of an automatic pipe cutting robot, called APCROM, with a magnetic binder is studied. Using magnetic force APCROM, a wheeled robot, binds itself to the pipe and executes unmanned cutting process. The gravity effect on the movement of APCROM varies as it rotates around the pipe laid in the gravitational field. In addition to the varying gravity effect other types of nonlinear disturbances including backlash in the driving system and the slip between the wheels of APCROM and the pipe also cause degradation in the cutting process. To maintain a constant velocity and consistent cutting performance, the authors adopt a repetitive learning controller (MRLC), which learns the required effort to cancel the tracking errors. An angular-position estimation method based on the MEMS-type accelerometer is also used in conjunction with MRLC to compensate the tracking error caused by slip at the wheels. Experimental results verify the effectiveness of the proposed control scheme.

Keywords : learning control, wheeled robot, pipe cutting, magnetic binder

I. 서론

다양한 산업 분야에서 자주 수행되는 작업 중 하나인 파이프 절단과 용접은 작업의 어려움과 쾌적하지 못한 작업 환경으로 인해 작업자들이 기피하는 경향이 증가하고 있다. 감소 추세에 있는 절단/용접 분야의 노동력을 대체하고, 작업의 질을 향상시키기 위해서 파이프 절단 및 용접의 자동화를 위한 다양한 연구 개발이 진행되어 왔으며, 많은 자동화 로봇들이 개발되어 사용되고 있다[1]. 평판 작업과는 달리 파이프 절단(혹은 용접)작업은 로봇이 중력을 이기고 파이프에 부착되어 있어야 하고, 원통형 파이프의 원주 방향을 따라서 주행하여야 한다[2]. 지금까지 개발된 대부분의 파이프 절단 로봇들은 파이프 상에 로봇을 부착하기 위하여 체인이나 레일 등의 부가적인 부착기구들을 파이프에 설치하여야만 하는데 이는 크기/모양이 다른 파이프의 절단작업마다 지그를 조정하거나 다른 크기의 지그를 설치하는 등의 작업을 요구하여 매우 번거로울 뿐만 아니라 작업능률을 저하시킨다.

본 연구에서는 부가적 기구의 사용 없이 영구 자석을 이용하여 부착력을 발생시키는 APCROM (Automatic Pipe Cutting Robot with Magnet Binder) 이라고 불리는 파이프 절단 로봇을 개발하였다[3]. APCROM은 로봇 하부에 설치된 영구자석과 파이프 사이의 자력을 이용하여 파이프의 표면에 부착되어 무인 절단 작업을 수행한다. APCROM이 중력장에 수직으로 놓여진 원통형 파이프 주위를 회전하며 작업을 하는 동안 작용하는 중력의 영향은 APCROM의 각변위에 따라 변화하는데, 변화하는 중력의 영향에 의해 발생하는 불균일한 절단 속도는 절단품질을 저하시키는 원인이 된다.

본 논문에서는 로봇의 균일한 주행 속도와 일관된 절단 성능을 유지하기 위한 주행제어기 설계에 대해 연구하였으며, 특히 일정한 환경 속에서 동일한 작업이 반복적으로 수행되는 파이프 절단 및 용접 작업의 반복적인 특성을 고려하여, 다중속도 반복학습 제어기(Multi-rate Repetitive Learning Controller; MRLC) [4-6]를 이용한 제어법을 제안한다.

MRLC는 주기성을 갖는 명령 궤적(periodic desired trajectory)에 대해 완벽한 추종을 얻기 위하여 필요한 제어 입력을 경험을 통하여 학습한다. 전형적인 적응 제어기의 설계에서는 시스템의 명확한 모델을 가정하고 그 모델에 포함된 미지의 일정한 매개변수를 추정하나, 반복 학습제어기는 제어하고자 하는 시스템의 모델에 대한 정보를 필요로 하지 않으며, 극히 적은 양의 사전 정보만을 요구한다[7,8].

본 논문에서는 MRLC에 기반한 제어기의 주행성능 향상 능력에 대해 해석적인 검증을 수행한 후 다음 두 가지 제어기, 즉 1) 엔코더 기반의 위치 추정을 이용한 일반인 PD 제어기, 2) 엔코더 기반의 위치 추정을 이용한 MRLC가 결합된 PD제어기를 실험적으로 비교하여 MRLC에 기반한 주행속도 제어법의 유효성을 검증하였다. 본 논문의 다음 절들에서는 먼저 APCROM의 구조와 동역학을 설명한 뒤, 다중반복학습을 이용한 제어기에 대해 설명한다. 끝으로 제안된 제어법의 성능평가를 위해 시행된 실험의 구성 및 결과에 대해 설명한다. 실험 결과들은 APCROM의 추종 성능을 향상시키기 위한 MRLC기반 제어법의 효용성을 보여준다.

II. 시스템구성

그림 1과 2는 각각 실제로 제작된 APCROM의 사진과 개략도를 보여준다. APCROM은 좁은 폭과 높이의 작업공간에 손 쉽게 설치되어 사용될 수 있도록 하기 위해 크기와 무게를 최소화하여 설계되었다. APCROM은 하부에 영구자석이 들어 있는 자석실을 갖고 있으며 로봇의 상부에 있는 조정핸들을 사용하여 자석실을 위, 아래로 움직여 결과적으로 로봇의 파이프 표면 부착에 필요한 자력을 조정할 수 있게 하였다. 지나치게 큰 자력은 로봇의 주행을 방해하며, 너무 작은 자력은 로봇의 자중을 지탱하지 못한다. APCROM은 잘 정렬된 동일한 네 개의 바퀴의 회전에 의해 주행하며, 바퀴의 구동에는 DC 모터와 웜 감속 기어열을 사용한다. 감속기어열과 바퀴사이의 토크 전달을 위해서 체인 메커니즘이 사용되

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수 : 2006. 4. 3., 채택확정 : 2006. 6. 30.
김국환, 이성환, 임성수 : 경희대학교 기계산업시스템공학부
(meceng93@hanmail.net/bike797@hotmail.com/ssrhim@khu.ac.kr)

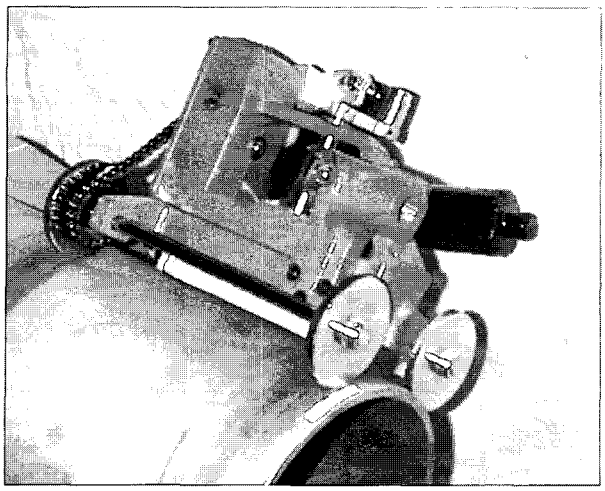


그림 1. APCROM 의 사진.
Fig. 1. Picture of APCROM.

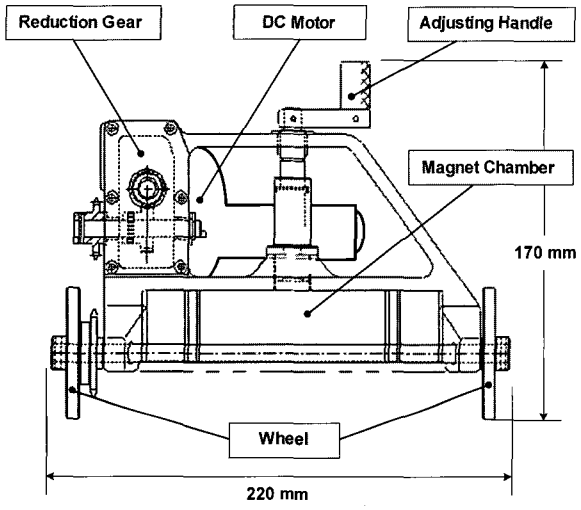


그림 2. APCROM 개략도.
Fig. 2. Schematic diagram of APCROM.

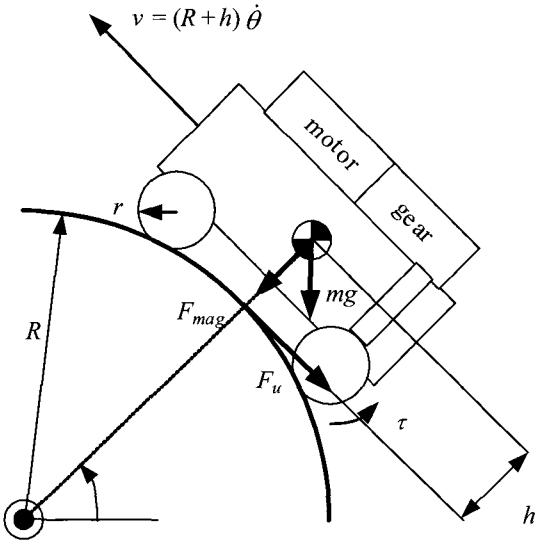


그림 3. 파이프 상의 APCROM 자유물체도.
Fig. 3. Free-body diagram of APCROM on pipe.

었다. APCROM의 구동에 사용되는 DC모터는 완전히 밀봉되어 있어 작업조건이 열악한 산업 현장에서도 오염의 우려 없이 사용할 수 있다. 파이프에 대한 APCROM의 상대적 각변위는 모터에 부착되어 있는 엔코더에 의해 실시간으로 측정된다.

그림 3은 APCORM의 자유물체도이다. 여기서 R은 파이프의 반지름, m은 APCROM의 질량, r 은 바퀴의 반지름, τ은 구동시스템에 의하여 바퀴에 가해지는 토크, F_{mag} 는 자력에 의한 부착력, F_u 는 마찰력을 나타낸다. 또한 θ는 파이프에 대한 APCROM의 각변위를 나타낸다. 그림 3으로부터 (1)과 같은 관계를 얻을 수 있다.

$$\mu\left(F_{mag}+mg\sin\theta\right)-mg\cos\theta=m\left(R+h\right)\ddot{\theta} \tag{1}$$

모터 동역학과 감속 기어열 동역학을 고려하면 입력인 모터 토크 T 와 APCROM의 각변위 θ사이의 관계는 (2)로 나타낼 수 있다.

$$\left[J_m n\beta+\frac{J'\beta}{n}+\frac{rm}{n}\left(R+h\right)\right]\ddot{\theta}+\left(B_m n\beta+\frac{B'\beta}{n}\right)\dot{\theta}=T-\frac{rmg}{n}\cos\theta \tag{2}$$

여기서 J_m 은 모터의 관성, n은 모터의 감속비, J' 은 감속기어, 체인을 포함한 동력 전달 시스템과 절단기의 관성에 의하여 발생된 관성 효과의 합성결과, β는 R과 r 사이의 비 (R/r), B_m은 모터의 감쇠, B' 은 토크 전달에서의 감쇠 그리고 T는 모터 토크 이다. 또한 (2)에서 위치에 따른 움직임에 미치는 중력의 영향을 나타내었다. (2)는 관성 J의 모멘트와 같은 비틀림 감쇠 B를 사용하여 (3)으로 단순화 할 수 있다.

$$J\ddot{\theta}+B\dot{\theta}=T-T_d \tag{3}$$

위 식에서

$$J=J_m n\beta+J'\beta/n+rm\left(R+h\right)/n,$$
$$T=K_m i_a,$$
$$T_d=(rmg/n)\cos\theta,$$
$$B=B_m n\beta+B'\beta/n,$$

그리고 K_m 은 모터 상수, i_a는 현재 모터에 공급되는 전류이다.

III. 제어시스템

파이프 절단 작업의 주기적 특성을 고려하여 본 논문에서는 APCROM 의 정확한 위치 제어를 위해 이산시간영역에서의 반복학습제어기를 사용하였다. 반복 학습 제어기는 이전 주기에서 측정된 추종오차 신호로부터 추종오차를 제거하는데 필요한 feed-forward 입력값을 학습한다. 이러한 학습과정은, 이론적으로, 천이과정과 비반복적 신호(noise, 외란 등)가 없는 안정한 시스템의 경우 추종 오차를 영으로 만들 수 있다[6-8]. 본 논문에서는 여러 형태의 학습제어기 중에서 구조의 단순성과 계산량의 최소화를 고려하여 "bypass"형 반복학습제어기를 사용하였다.

이산시간 반복학습제어기의 차수는 제어기의 샘플링 속도와 추종할 목표궤적의 주기에 직접적으로 비례한다. 너무 높

은 샘플링 비율을 갖는 이산 반복학습제어기는 예상치 못한 고주파 특성을 나타내며, 불안정하게 되고, 매우 큰 '주기당 샘플수'를 발생시켜 과도한 메모리 저장 용량을 초래하는 원인이 된다. 전형적인 한 주기의 길이가 수 분 이상이 걸리는 파이프 절단 과정에서 이러한 내재된 문제를 피하기 위하여 Sadegh 등에 의해 개발된 다중속도 반복학습제어기(Multi-rate Repetitive Learning Controller; MRLC)는 APCROM 의 정확한 위치를 제어하기 위해 이산시간영역에서 수행된다.

그림 4에서는 "bypass" 형태 MRLC의 일반적인 블록 선도를 보여준다. 여기에서 T는 제어 시스템의 샘플 주기이며, k는 1보다 큰 정수이다. Down-sampling은 빠른 샘플링 속도에서 보다 낮은 샘플링 속도로의 전환을 나타내고 up-sampling은 낮은 샘플링 속도에서 높은 샘플링 속도로의 전환을 나타낸다. MRLC는 제어시스템 전체의 샘플링 속도를 낮출 필요 없이 feed-forward 효과 학습만을 위해 상대적으로 낮은 샘플링 속도를 이용함으로써 반복학습제어기에 내재된 높은 샘플링 사용시의 문제들을 피할 수 있다. 다중속도학습을 위해 선형가중평균법(linear weighted average)을 이용하여 down-sampling 하였고, 선형보간법(linear interpolation)을 이용하여 up-sampling 하였다. 그림에서 양수인 K_L은 학습 이득, $Q(z)$은 앞섬 보상기(lead compensator) 그리고 NkT를 추종하기를 원하는 목표궤적의 주기라 할 때, $R(z)=1/(z^N-1)$는 NkT만큼의 시간 지연을 갖는 정되먹임제어기(positive feedback controller)이다. K_L 과 $Q(z)$는 아래의 정리 1에 보인 다중반복학습제어기 안정성 기준을 만족하는 범위에서 결정된다[7,8].

정리 1: $H(z)$가 샘플링 주기 T이며, 점근적 안정성을 갖는 시스템의 전달함수이고 그 경계(입력신호와 출력신호)에서 up-sampling 과 down-sampling이 실행된다고하자. $H(z)$ 에 대한 저속 등가 시스템(즉, kT의 샘플링 주기를 갖는 시스템)을 $H^*(z)$라 할 때 반복학습제어기 샘플링 속도가 $1/kT$ 인 폐루프 반복학습제어시스템은 다음 두가지 조건을 만족시킨다면 점근적으로 안정하다.

1) $Re(Q(z)H^*(z))>0$, $(i=0,1,2,...,M-1)$, $z_i=exp(j2\pi i/M)$ (여기에서 $M=N/m$ 이고, $j=\sqrt{-1}$ 이다.)
2) 복소평면 상에서 $z^{-M}(K_LQ(z)H(z)-1)$의 Nyquist 선도가 (-1,0) 점을 둘러싸지 않도록 $K_L(<=2)$값이 결정된다.

정되먹임 루프인 $R(z)$은 (4)와 같이 N개의 1차 전달 함수의 합으로 표현할 수 있다.

$$R(z)=\sum_{i=1}^{N}\frac{a_i}{z-z_i} \tag{4}$$

여기서, z_i $(=e^{j2\pi/N})$는 pole의 위치이고, a_i는 i번째 미확정계수이다. z_1의 주파수인 $2\pi/N$는 기본주파수(fundamental frequency)라고 불리며 나머지 $N-1$개의 주파수들은 기본주파수의 정수배로서, 조화주파수(harmonic frequency)라 불린다. 반복학습제어기의 기본주파수는 그것의 조화주파수들이 플랜트의 모든 작업과 외란에 관련된 주파수들을 포함할 수 있는 가장 낮은 주파수로 결정된다.

그림 5는 본 논문에서 구현된 실제 제어 시스템을 나타내는 블록선도이다. 이 제어 시스템은 그림 4에 보인 시스템과 등가 시스템이다. 그림에서 $A(z)$는 선형 가중 평균 필터, *는 down-sampling을 의미하고, K_L 은 학습 게인, $R^*(z)=1/(z^N-1)$, $I(z)$은 선형 보간 (up-sampling) 필터, $D(z)$는 전형적인 PD 제어기 그리고 $G(z)$는 APCROM의 전달 함수를 나타낸다. 이때, 되먹임 제어기 출력 v 는 (5)에 의해 계산된다.

$$\begin{aligned}V(z)&=A(z)D(z)\left(\Theta_d(z)-\Theta(z)\right)\\&=A(z)D(z)\left(1-G_C(z)D(z)\right)\Theta_d(z)\\&\quad-K_LA(z)D(z)G_C(z)I(z)R^*(z)V^*(z)\end{aligned} \tag{5}$$

여기에서 $V(z)$, $\Theta(z)$, $\Theta_d(z)$ 는 그림 5에서 보여진 것처럼 각각 이산신호 v, θ, 그리고 θ_d 를 나타내며, $G_c(z)=G(z)/(1+G(z)D(z))$로 계산되는 되먹임 시스템의 폐루프전달함수이다.

(5)의 양변을 down-sampling하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$V^*(z)=H_d^*(z)\Theta_d(z)-K_LQ^*(z)R^*(z)H^*(z)V^*(z) \tag{6}$$

$$V^*(z)=\frac{\left(z^N-1\right)H_d^*(z)}{z^N-1+K_LQ^*(z)R^*(z)H^*(z)}\Theta_d(z) \tag{7}$$

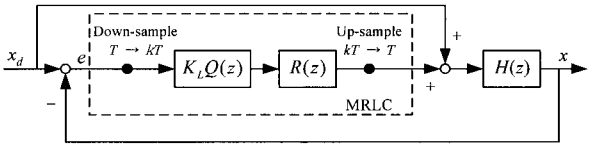


그림 4. 다중반복학습제어기.
Fig. 4. Multirate repetitive learning controller.

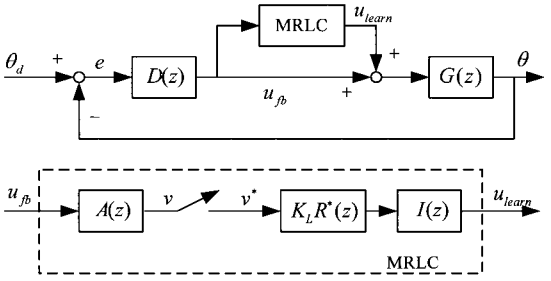


그림 5. 실제 제어시스템의 블록선도.
Fig. 5. Block-diagram of actual control system implemented.

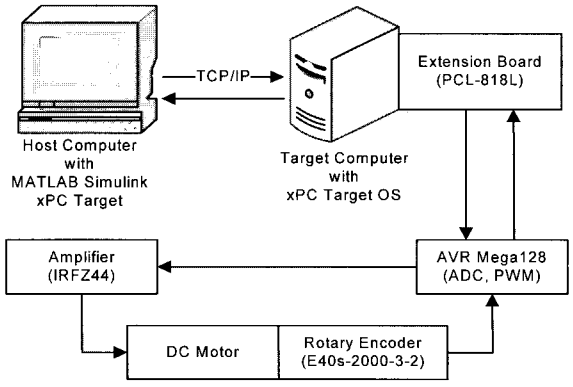


그림 6. 실시간 제어시스템 구성도.
Fig. 6. Configuration of real-time control system implemented.

여기에서

$$H_d(z) = A(z)D(z)I(z)/(1+G(z)D(z)),$$
$$H(z) = A(z)D(z)G_C(z)I(z)$$

이다.

$H(z)$는 정리 1에서 언급한 점근적안정성을 갖는 시스템을 나타낸다. $\Theta_d(z)$가 up-sampler 의 출력신호 즉, $\Theta_d(z) = I(z)\Theta^*_d(z)$ 이라고 가정하면 폐루프 전달함수는 다음과 같다.

$$\frac{\Theta(z)}{\Theta_d(z)} = Gc(z)\left(D(z) + \frac{K_L Q^*(z)R^*(z)H^*_d(z)}{1+K_L Q^*(z)R^*(z)H^*(z)}\right)$$

(7)로부터, 기본주파수와 조화주파수들에서 다음과 같은 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$\left(V^*(z)\right)_{z=a_i} = \left(\left(A(z)D(z)E(z)\right)^*\right)_{z=a_i} = 0 \qquad (8)$$

(8)은 MRLC가 기본주파수와 조화주파수에서 추종오차를 영으로 줄일 수 있다는 것을 보여준다. 만약 학습제어기의 기본주파수가 그것의 조화주파수가 모든 작업과 외란주파수를 포함하는 가장 작은 주파수로 결정된다면 MRLC는 성공적으로 시스템의 추종오차를 감소시킬 수 있다.

IV. 실험결과

실험을 위한 실시간 이산 제어 시스템은 MATLAB Simulink xPC Target을 사용하여 그림 6과 같이 구현되었다. 실시간 제어 프로그램은 Host PC에는 사용자에 의해 작성된 후 TCP/IP 연결을 이용하여 Target PC로 전송된다. 모든 실시간 제어 연산은 Target 컴퓨터에서 이루어지며 Target PC에 의해 측정 기록된 실행데이터는 역시 TCP/IP 연결을 이용하여 Host PC로 전송되어 후처리과정을 거친다. 구동 모터에 연결된 엔코더는 Target PC에서 실행되는 제어 루프로 정보를 보낸다. APCROM의 각변위를 측정하기 위한 엔코더의 분해능은 감속기의 영향을 포함하여 7.4×10^{-6} rad/pulse 크기를 갖는다. Target PC에서 계산된 제어 명령은 PWM신호 형태로 증폭기(amplifier)로 보내진다. 증폭기는 +/- 5volt 의 입력 범위를 갖고 있다. APCROM이 회전하는 파이프의 반지름은 170*mm* 이다.

본 논문에서는 다음 2 가지의 제어기를 실험적으로 수행하였다.

1) 엔코더 기반의 위치 추정을 사용한 PD 피드백 제어기
2) 엔코더 기반의 위치 추정을 사용한 MRLC 가 결합된 PD 제어기

제어 시스템의 샘플링 속도는 200Hz이고 MRLC의 down-sampling 비율은 5로 설정하였다.

그림 7은 실험에 사용된 주기성을 갖는 목표 궤적을 보여준다. 이 궤적은 중간에 상대적으로 긴 정속운행구간을 갖는 사다리꼴 속도 궤적이다. 궤적의 최대 변위는 π rad이며 주기는 130sec 이다.

그림 8은 첫 번째 실험, 즉 엔코더 기반의 각위치 추정을 사용한 전형적인 PD제어기 실험에서의 APCROM의 응답을

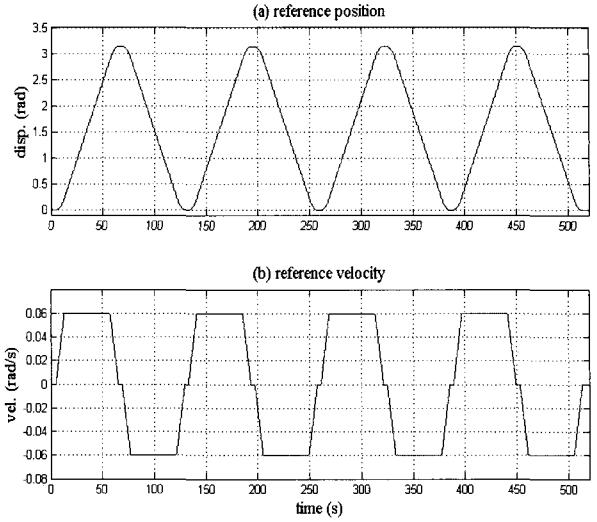


그림 7. 반복적 목표궤적 (a) 각변위 (b) 각속도.
Fig. 7. Periodic reference trajectory (a) desired angular position and (b) desired angular velocity.

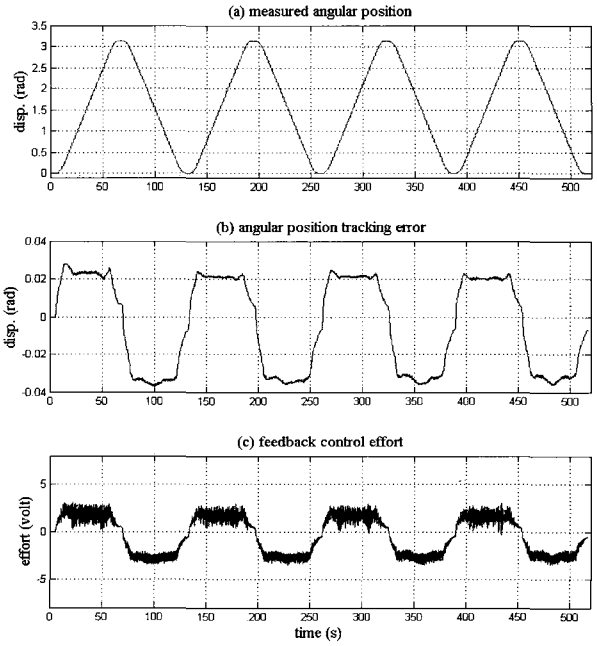


그림 8. PD 제어기 사용시 시스템 응답 측정치 (a) 각변위 (b) 각변위 추종오차 (c) feedback 제어효과.
Fig. 8. Measured responses of APCROM with a conventional PD controller (a) measured angular position (b) angular position tracking error, and (c) calculated feedback control effort.

나타내고 있다. 그래프 (a)는 엔코더에 의해 측정된 APCROM의 각변위를 보여주며, (b)는 추종 오차, (c)는 계산된 되먹임 제어 출력값을 보여 준다. (b)와 (c)의 추종 오차와 제어출력의 경우 매우 강한 주기성을 보여준다.

그림 9는 MRLC가 엔코더 기반의 위치 추정을 이용한 PD 제어기와 결합된 형태의 두 번째 제어 실험에서 구한 APCROM 응답을 보여 준다. 그래프(a)는 각 변위 추종오차를, (b)는 MRLC에 의해 학습된 feed-forward 효과를, (c)는 PD 제어기에 의해 계산된 피드백 효과를 나타내고 있다. 첫

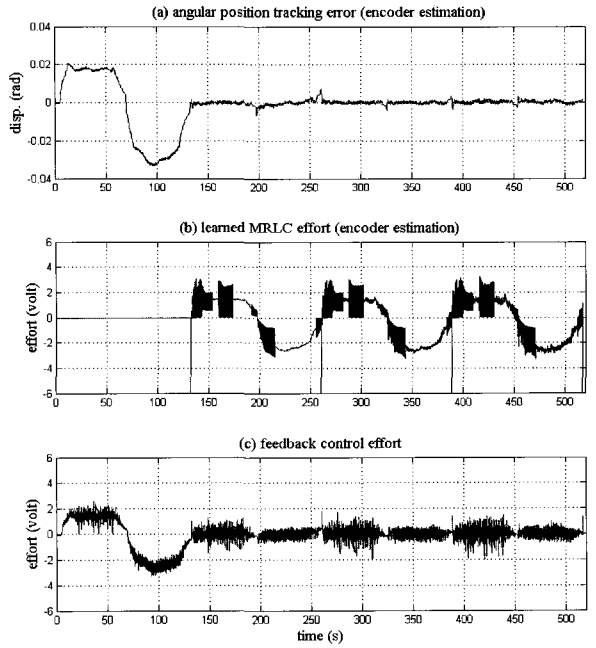


그림 9. MRLC 와 PD 제어기가 결합된 제어기 사용시 시스템 응답 측정치 (a) 측정된 추종오차 (b) MRLC 에 의해 학습된 feedforward 입력 (c) feedback 제어입력.

Fig. 9. Measured response of APCROM with a PD controller and a MRLC using encoder estimation (a) measured tracking error (b) learned MRLC effort, and (c) feedback control effort.

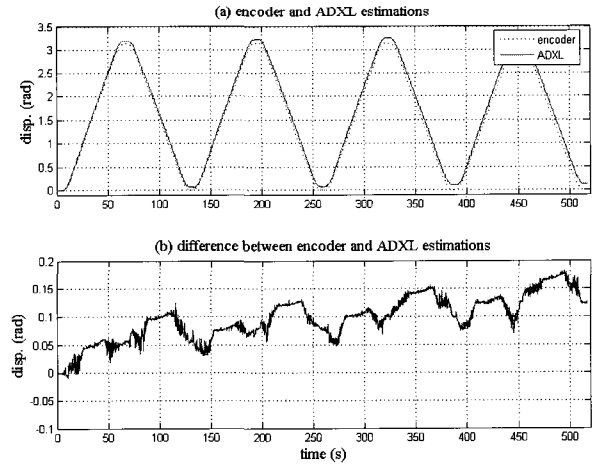


그림 10. 각변위 추정 (a) 엔코더와 ADXL 을 이용한 각변위 추정치 (b) 엔코더 추정치와 ADXL 이용 추정치의 차이.

Fig. 10. Angular position estimations: (a) encoder estimation and ADXL estimation (b) difference between encoder estimation and ADXL acceleration estimation.

번째 주기 동안에는 피드백 제어기만이 ACPROM의 동적거동을 제어하고 MRLC는 관측된 추종오차로부터 필요한 feed-forward제어 효과를 학습한다. 두 번째 주기가 시작되자마자 MRLC 학습 제어기는 첫 번째 주기에서 학습된 feed-forward 제어 효과를 적용하고 추종 오차는 거의 잡음 신호 수준으로 급격히 감소한다. 반복적으로 나타나는 오차는 MRLC 의 학습 효과에 의해 제거 되었고 피드백 제어기는 오직 반복적이지 않은 외란에 대해서만 응답한다.

그러나 실험을 하는 동안 APCROM가 반복적으로 움직일 때, 시각적 관찰 결과 APCROM이 초기 시작 위치로부터 점차 멀어지는 드리프트 현상이 관측되었다. 이것은 엔코더에 의해서는 감지되지 않았던 현상으로, 바퀴와 파이프면 사이의 미끄러짐의 누적으로 설명 될 수 있다. 드리프트를 측정하기 위해 APCROM의 본체에 MEMS형 ADXL 2축 정가속도계를 설치하고, 측정된 정가속도 값으로부터 APCROM의 절대 각변위를 추정하였다. 그림 10(a)는 각각 엔코더와 ADXL 가속도계로부터 계산된 APCROM의 위치 추정을 보여 주고, (b)는 두 추정치의 차이를 나타내고 있다. 그 차이는 APCROM 가 주기적인 운동을 반복해나가면서 계속적으로 증가한다. 그림 10(b)에서 보여진 두 추정치에 대한 차의 크기와 방향은 실험이 진행되는 동안 실험자에 의해 시각적으로 관측된 드리프트 거동과 일치함을 확인할 수 있었다. 가속도 기반의 위치추정을 이용한 정밀한 위치제어문제는 추후 연구과제로 남겨 두었다.

V. 결론

본 논문에서는 APCROM (Automatic Pipe Cutting Robot with Magnet binder)이라 불리는 자석식 자동 파이프 절단 로봇의 추종 제어를 연구하였다. APCROM이 파이프 원주상을 주행할 때 로봇의 각변위에 따라 변화하는 중력의 영향은 주행속도를 불균일하게 만드는 외란으로 작용하는데, 이는 파이프 용접/절단 작업의 질을 떨어뜨리게 된다. 본 연구에서는 파이프 절단 작업의 주기적 특성과 상대적으로 긴 주기 시간을 고려하여, 로봇의 위치에 따라 변하는 중력에 의한 외란을 학습하고 보상을 수행하기 위해 다중반복학습제어기(MRLC)를 이용한 제어법을 제안하였다. 해석을 통해 다중반복학습제어기를 이용한 방법의 유효성을 검증하고, 또한 실시간 제어 시스템을 구성하여 전형적인 PD제어기와 MRLC를 이용한 제어기의 성능비교를 실험적으로 수행함으로써, 제안된 제어법으로 APCROM의 주행성능을 월등히 향상시킬 수 있음을 증명하였다.

참고문헌

[1] S. J. Na. "Automation of welding process for steel water pipes," *J. of Korean Welding Society*, vol. 9, pp. 1-9, 1991.

[2] S. Y. Chang and S. J. Lee, "Robot application in gas pipe cutting," *J. of Korean Welding Society*, vol. 14, pp. 7-14, 1996.

[3] M.-C. Lee and S.-G. Lee, "Realization of nonlinear driving controller for magnetic-type automatic pipe-cutting machine against varying gravity, " *Proc. of Int. Conf. on Contrl, Auto, and Sys*, Seoul, Korea, vol. 1, pp. 221-225, 2001.

[4] N. Sadegh, "Synthesis and stability analysis of repetitive controllers," *Proc of the Amer Contrl Conf*, Boston, MA, pp. 2634-2639, 1991.

[5] N. Sadegh, A.-P. Hu, and C. James, "Synthesis, stability analysis, and experimental implementation of a multirate repetitive learning controller," *ASME J. of Dyn, Sys, Meas, and Contrl*, vol. 124, pp. 668-674, 2002.

[6] S. Rhim, A.-P. Hu, N. Sadegh, and W. J. Book, "Combining a multirate repetitive learning controller with command shaping for improved flexible manipulator control," *ASME J. of Dyn Sys,*

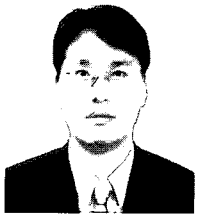
Meas, and Contrl, vol. 123.

[7] S. Arimoto, "Mathematical theory of learning with applications to robot control," K. S. Narendra, Ed., *Adaptive and Learning Systems*, Plenum Press, New York, pp. 379-388, 1982.

[8] K. L. Moore, *Iterative Learning Control for Deterministic Systems*, London, Springer-Verlag, pp. 385-390, 1993.

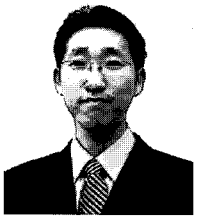
김 국 환

2001년 경희대학교 기계공학과 졸업. 2003년 경희대학교 대학원 기계공학과 석사 졸업. 2003년~현재 동 대학원 박사 과정 재학중. 관심분야는 비선형제어, 로봇제어, 메카트로닉스.



임 성 수

1990년 서울대학교 기계설계학과 학사. 1992년 동 대학원 기계설계학과 석사. 1994년~1995년까지 서울대 정밀기계설계공동연구소 연구원. 2000년 미국 Georgia Institute of Technology 기계공학 박사. 2000년~2003년까지 미국 CAMotion, Inc. 연구원. 2003년부터 현재까지 경희대학교 기계공학과 조교수. 관심분야는 로봇제어, 시스템동역학, 진동제어.



이 성 환

2004년 경희대학교 기계공학과 졸업. 2006년 경희대학교 대학원 기계공학과 석사 졸업. 2005년~현재 대우일렉트로닉스 근무. 관심분야는 로봇제어, 메카트로닉스.