

저 분해능 엔코더가 장착된 전동기의 적응 상태추정기를 이용한 고성능 속도제어

권택준, 현동석
한양대학교 전기공학과

High-Performance Speed Control Using Adaptive State Estimator for Electric Machine with Low-Precision Shaft Encoder

Taeg-Joon Kweon, Dong-Seok Hyun
Dept. of Electrical Engineering, Hanyang University

Abstract

고성능 서보 전동기 시스템을 구축하기 위해서는 저속영역과 고속영역을 포함하는 넓은 속도영역에서의 정확한 속도검출을 통한 정밀한 속도제어가 필수적이며, 관성모멘트와 같은 전동기의 파라메터 변동에 대해 강인한 속도제어와 외란 억제능력도 중요한 요소로서 고려되어야 한다. 변동하는 부하의 관성모멘트를 식별하여 PI 속도제어기를 실시간으로 적응 동정하고, 플랜트 잡음과 측정잡음을 고려하는 상태 관측기인 칼만필터의 부하관성에 대한 민감성을 제거하기 위해 이를 적응 동정하여 적응 상태 추정기를 구현함으로써 우수한 속도 추정 성능을 얻었다. 또한 외란과 불확실한 모델링은 등가 외란으로 추정되어 전향적으로 보상된다. 본 논문에서는 이러한 특징을 이용하여 전동기의 고성능 속도제어를 구현하고 유도전동기를 이용한 실험을 통하여 연구결과의 유효성을 확인한다.

1. 서 론

공작기계, 로봇 등의 서보전동기를 이용하는 산업계의 많은 응용분야에서는 속도의 정확한 검출을 통한 정밀한 속도제어와 위치제어가 가장 핵심적인 역할을 담당하고 있다. 이를 위한 속도검출용 센서로써는 보통 증분형 엔코더(Incremental Encoder)를 많이 사용하고 있는데, 가격 경쟁력을 높이기 위해 저 분해능 엔코더를 적용하는 경우에는 통상적으로 많이 사용되는 평균속도 검출방법 [1]으로써는 저속도 영역에서 속도 리플이 심하게 발생하고 제어가 불안정 해 지게된다. 이러한 평균속도검출은 어떤 정해진 기간(Prescribed Period of Time)후 입력되는 첫 번째 엔코더 펄스에 동기된 기준률을 계수하여 얻어진 검출시간(Detection Time)과 검출시간 사이에 입력된 엔코더 펄스수를 바탕으로 하여 속도를 계산한다. 그러나, 어떤 속도이하에서는 속도검출 주기 내에서 엔코더 펄스가 발생하지 않는 속도영역이 발생하므로 저속제어 성능이 악화되며 또한 이경우의 속도는 검출기간 내의 평균속도이

므로 피드백 제어루프에는 시간지연이 발생하고 시스템은 더욱 불안정 해 지게된다. 이는 이산화된 엔코더가 갖고있는 분해능의 한계성으로 말미암아 발생하는 결과이다. 이러한 좋지 못한 저속제어의 특성을 개선하기 위해 순시속도 피드백정보를 얻는 여러가지 방법들이 제시되어 왔다 [2-3]. 그 중에서도 관측기(Observer)를 이용한 순시속도의 추정방법이 좋은 성능을 보이고 있다. 그러나 관측기를 이용한 순시속도의 추정방법은 모델링 오차, 외란과 같은 프로세스잡음과 센서로부터의 측정잡음을 고려하는 칼만필터를 이용하는 순시속도 추정방법에 비해 잡음 제거능력(Noise Rejection Capability)이 떨어진다. 프로세스잡음과 측정잡음이 스테이셔너리 백색잡음(Stationary White Noise)으로 간주될 수 있는 이상적인 경우에 칼만필터는 최적의 상태추정기로써 동작하며 실제적인 응용의 경우라도 준 최적(Suboptimal) 상태추정기로써 동작될 수 있다. 또한, 통상적으로 전동기의 속도응답 특성에 많은 영향을 미치는 관성모멘트는 응용대상에 따라 변동하는 것이 일반적이다. 예를 들면 로봇아암(Arm)의 관성모멘트는 아암이 위치하는 각도에 따라 그 값이 변하므로 이러한 파라메타의 변화를 식별하여 적응적으로 플랜트 모델을 수정하지 않으면 상태의 추정은 최적추정으로부터 점점 멀어지고 원하는 전동기 속도의 추정성능은 악화된다. 따라서 본 논문은 칼만필터의 추정성능과 속도응답에 큰 영향을 미치는 전동기의 관성모멘트를 반복적인 최소 자승법(Recursive Least Squares)을 이용하여 식별하고 이 값을 칼만필터와 속도 PI 제어기에 적응적으로 적용함으로써 파라메터 변화에 강인한 속도제어를 실현하고 있다. 또한, 외란과 비선형성을 포함하는 불확실한 모델링은 등가 외란으로 추정되어 전향적으로 보상된다. 이러한 적응 칼만필터(Adaptive Kalman Filter) 와 STC(Self-Tuning Controller)로 구성된 속도제어가 저속영역을 포함하는 넓은 속도영역에서 우수한 응답특성을 나타내고 있음을 유도전동기를 이용한 실험을 통하여 확인한다.

2. 관성모멘트의 식별

바이어스된 외란모델을 포함한 연속영역에서의 시스템 모델은 다음과 같다.

$$\dot{x} = A^c x + B^c u, \quad y = C x \quad (1)$$

여기서 상태변수와 플랜트에 대한 제어입력은 다음과 같고

$$x = [\omega \quad \theta \quad \tau_d], \quad u = T_e \quad (2)$$

시스템 행렬은 아래와 같이 표현된다.

$$A^c = \begin{bmatrix} -B_n/J & 0 & -1/J \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B^c = \begin{bmatrix} 1/J \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$C = [0 \ 1 \ 0]$$

여기서 J 는 부하의 관성을 포함하는 전동기의 전체 관성모멘트이고 B_n 은 접성마찰계수의 Nominal 값이다. 상기의 상태방정식은 전동기의 발생토크가 토크성분 전류에 비례하는 모든 전기기계에 적용되는 기계방정식이며 본논문에서는 회전자의 q 축 자속을 영으로 유지하는 간접 벡터제어 모델을 다루기로 한다. 이경우, 유도전동기의 발생토크와 토크상수는 다음과 같이 표현된다.

$$T_e = \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right) \frac{L_m}{L_r} \lambda_{dr} i_{qse}, \quad K_{Tn} = \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right) \frac{L_m}{L_r} \lambda_{dr} \quad (3)$$

파라메타 변동에 장인한 시스템의 구성을 위해서 확장된 반복 최소 자승법(Recursive Extended Least Squares)을 이용하여 관성모멘트를 추정한다. 차분방정식을 사용하는 ARMAX(Auto Regressive Moving Average Model with Auxiliary Input) 모델은 다음과 같고

$$\begin{aligned} \omega(k) &= a_1 \omega(k-1) + b_1 \{ K_{Tn} i_{qse}^*(k-1) - \tau_d(k-1) \} \\ &= \Phi^T(k) \cdot \Theta \end{aligned} \quad (4)$$

Regression 벡터 Φ 와 파라메타 벡터 Θ 는 식(5)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Phi(k) &= [\omega(k-1) \quad K_{Tn} i_{qse}^*(k-1) - \tau_d(k-1)]^T \\ \Theta &= [a_1 \quad b_1] = \left[\exp\left(-\frac{\hat{B}_n T_s}{J}\right) \quad \frac{1-a_1}{\hat{B}_n} \right]^T \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 K_{Tn} 은 Nominal 토크상수, T_s 는 Φ 벡터의 샘플링 시간, i_{qse}^* 는 동기좌표계에서의 q 축 토크성분 전류지령치이고 Regression 벡터의 구성요소인 $\omega(k)$, $\tau_d(k)$ 는 후술하는 적응 상태추정기의 출력으로부터 얻어진 값을 이용한다. 결국 REELS 를 이용하는 반복 파라메터 식별방정식은 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$L(k+1)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{P(k)}{\gamma} \Phi(k+1) \left[\frac{1}{a} + \Phi^T(k+1) \frac{P(k)}{\gamma} \Phi(k+1) \right]^{-1} \\ \hat{\Theta}(k+1) &= \hat{\Theta}(k) + L(k+1) [\omega(k+1) - \Phi^T(k+1) \hat{\Theta}(k)] \\ P(k+1) &= \frac{1}{\gamma} [I - L(k+1) \Phi^T(k+1)] P(k) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 $a = \gamma = 1$ 이고, 초기조건은 다음과 같다.

$$P(0) = \lambda I; \quad \lambda > 0$$

$$\Theta(0) = 0 \quad (7)$$

빠른 초기 파라미터의 수렴을 위해서는 초기값 $P(0)$ 가 크게 선정되어 만약 이전에 식별된 파라메터값을 이용할 수 있거나 식별되는 파라메터의 초기정보에 관한 내용이 더 많이 제공된다면 초기값 $P(0)$ 는 더 작은 값으로 설정할 수 있다. 그러나 초기값이 시간에 따라 점차 작아짐에 따라 이 알고리즘의 이득은 영으로 접근한다. 따라서 변동하는 파라메터의 식별을 위해서는 $P(k)$ 의 값이 영보다 큰 어떤 값으로 유지될 수 있도록 $P(k)$ 벡터의 Trace 를 매 샘플링 간격마다 감시하여 재설정한다.

$$\text{tr}(P(k)) = \beta > 0 \quad (8)$$

이와같이 식별된 관성모멘트는 그림 1 과 같이 칼만필터의 시스템 행렬과 속도제어기의 계인을 적응적으로 동정하는데 사용된다.

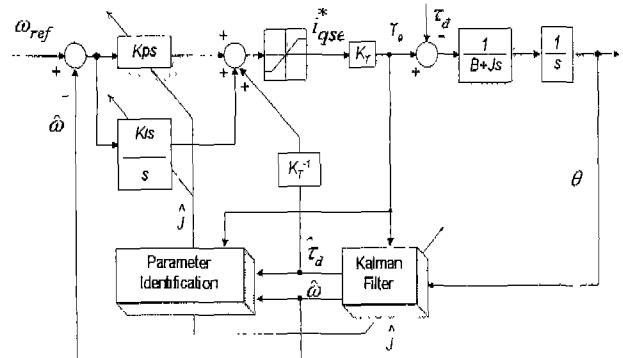


그림 1 관성 모멘트의 식별을 통한 적응 칼만필터와 STC

3. 적응 칼만필터를 이용한 상태추정

실제적인 시스템에서의 상태추정을 위해서는 모델과 환경에서의 불확실성이 설계요소로서 고려 되어야하며 칼만필터는 이러한 불확실성을 고려하는 일종의 관측기이다. 다만 가정된 프로세스잡음과 측정잡음에 대해서 추정오차가 최소화 되도록 이득벡터가 결정된다. 프로세스잡음은 외란과 모델링오차처럼 플랜트에 간섭을 일으키는 방향으로 작용하고 측정잡음은 엔코더의 이산화 즉, 센서의 부정확성에 기인하는 것으로써 센서로 부터의 측정정보를 교란시키는 방향으로 영향을 미친다. 이러한 잡음을 고려하여 이산화 된 시스템 모델은 다음식과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + Gw_k \\ y_k &= Cx_k + v_k \end{aligned} \quad (9)$$

$$x_k = [\omega_k \quad \theta_k \quad \tau_{dk}], \quad w_k = [w_\omega \quad w_\theta \quad w_\tau] \quad (10)$$

$$x_0 \sim (E(x_0), P_0), \quad w_k \sim (0, Q), \quad v_k \sim (0, R) \quad (11)$$

식(9)의 A , B , G , C 는 식 (1)을 이산화한 시스템의 행렬이고 행렬 G 는 단위행렬로 선택할 수 있다. 최적 상태추정의 문제

를 용이하게 해결하기 위해 프로세스잡음 w_k 와 측정잡음 v_k 는 서로 상호관련성이 없으며(Uncorrelated) 평균이 영이고 각각 Q , R 의 공분산을 가지는 백색잡음 랜덤신호로 가정한다. 시스템의 초기상태 또한 프로세스잡음과 측정잡음 양쪽에 대해 상호관련성이 없으며 ($E(x_0), P_0$)의 평균과 공분산을 가지는 랜덤신호이다. 여기서 식 (11)의 팔호안의 왼쪽과 오른쪽 항의 의미는 각 랜덤 벡터에 대한 평균과 공분산을 의미하며 P_0 , Q , R 은 설계 파라메터이다. 초기 오차 공분산 P_0 는 초기 상태변수에 관한 정보를 나타내며 이값이 를수록 추정값의 수렴속도는 빨라지나 추정값에서 진동이 발생할 가능성은 커지게 된다. 프로세스 잡음의 공분산 Q 는 이산화 과정에서의 오차, 토크상수의 변동, 마찰토크에서의 변동, 이상적이지 못한 전류제어기에 의한 토크응답 등 등가외란이나 모델에서의 불확실성을 나타낸다. 측정잡음 R 은 회전자의 위치를 임의의 분해능으로 양자화 함으로써 발생하는 센서의 부정확성을 나타낸다. 잡음요소의 교차 상호관련성(Cross Correlation)에 관해 이용할 수 있는 정보가 없으므로 Q 와 R 은 다음과 같이 대각선 행렬로 선택된다.

$$Q = \begin{bmatrix} q_w & 0 & 0 \\ 0 & q_\theta & 0 \\ 0 & 0 & q_c \end{bmatrix}, R = [r] \quad (12)$$

이와 같이 결정된 초기값을 이용하여 이산화된 상태변수는 다음의 반복 방정식(Recursive Equation)을 이용하여 추정된다.

$$\text{칼만게인 } K_k = P_{k-1} C^T (C P_{k-1} C^T + R)^{-1} \quad (13)$$

$$\text{상태추정 } \hat{x}_{k+1} = A \hat{x}_k + Bu_k + AK_k (y_k - C \hat{x}_k) \quad (14)$$

$$\text{오차공분산 } P_{k+1} = A [P_{k-1} - K_k C P_{k-1}] A^T + G Q G^T \quad (15)$$

여기서 \hat{x}_k 는 k 번째 순간에서의 상태추정치이며 측정치 y_k 즉, 회전자의 위치를 측정함으로써 식 (14)와 같이 추정오차를 교정한다. 식(15)의 오른쪽변의 첫 번째항은 시스템의 다이나믹스에 의한 것이고 두 번째항은 프로세스잡음에 의한 오차공분산에 의한 항이다. 식 (13), (14), (15)에서 알 수 있는 바와 같이 시스템 행렬 A , B 는 상태추정에 크게 영향을 미치므로 상당히 큰 변화량을 가지는 J 의 영향은 적응적으로 동정되어야 하며 이는 저속과 고속영역에서의 속도 제어 성능에 커다란 영향을 준다. 그림 1 은 파라메터 식별에 의한 적응칼만필터와 자기동조 속도제어기로 이루어진 속도제어 블록도이다. 식별된 광성보멘트는 칼만필터의 부정확한 시스템모델을 실시간으로 변경하여 적응시키고 또한 이값은 속도제어기의 비례계인, 적분계인을 동조하는데 사용된다. 이러한 적응과정을 거치면서 추정된 순시속도는 모터의 속도를 보다 정확하게 제어하기 위한 속도 피드백 신호로써 이용되며, 추정된 외란토크는 외부 부하토크, 비선형 요소에 의한 불확실한 모델링오차 등의 외란률 전향적으로 보상하는 피드포워드 입력으로써 사용된다. 결국 적응 동정된 상태 추정기는 그렇지 않은 경우에 비교하여 상태변수에 대해 보다 정확한 추정성능을 가지도록 동작하며 이러한 추정결과는 파라메터의 변동을 식별

하는 알고리즘의 Regression 벡터 Φ 에 영향을 미쳐, 더욱 정확히 파라메터의 변동을 식별하도록 작용한다.

4. 실험결과

표 1 유도전동기와 실험시스템의 파라메터

출력, 정격, 극수	2.2Kw, 1500rpm, 4 poles
엔코더 분해능	1024 pulses/revolution
토크 상수	$K_m = 0.686 \text{Nm/A}$
회전자 관성	$J = 0.01 \text{Kgm}^2/\text{A}$
다이나모 관성	$J_{dynamo} = 0.0044 \text{Kgm}^2/\text{A}$
점성계수	$B_n = 0.0006 \text{Nmsec/rad}$

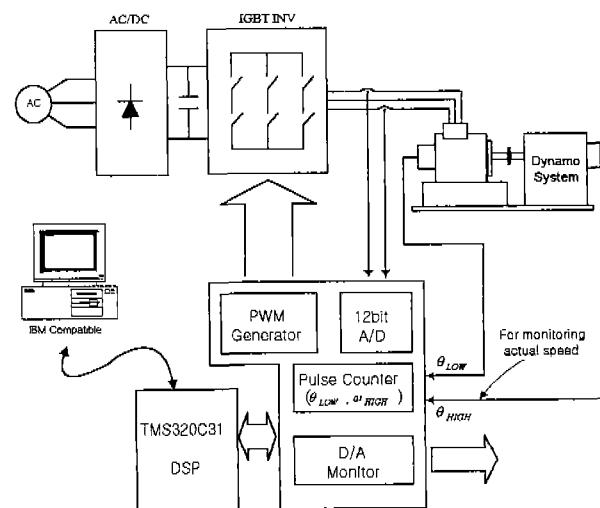


그림 2 실험 환경의 구성

실험에 사용된 유도전동기의 파라메터와 실험과 관련된 시스템의 파라메터는 표 1에 제시되고 실험시스템의 구성은 그림 2와 같다. 회전자의 위치정보 (θ_{LOW})를 위한 저분해능, 저가격의 증분형 엔코더가 사용된다. 그리고 저속 제어 특성에 관한 본 논문의 유효성을 검증하기 위해 회전당 25000 펄스의 2상 신호를 발생하는 고분해능 엔코더를 다이나모 축에 장착하여 속도 (ω_{HIGH})를 감시한다. 이를 엔코더는 하드웨어 회로를 이용하여 각각 4096 ppr, 100000 ppr로 분해능이 늘어난다. 명령사이클 한개당 60 ns의 수행시간을 가지는 TMS320C31 DSP가 복잡한 계산을 위하여 사용되고, 약 3.5 μs의 변환시간이 걸리는 A/D 컨버터가 전류 피드백을 위해 사용되었다. 속도제어와 전류제어를 위한 제어주기는 각각 1.0 ms, 100 μs이고, PWM 발생주기는 200 μs이다. 파라메터 식별은 1.0 ms마다, 적응 상태추정 결과는 200 μs마다 얻어진다. PI 속도제어를 위한 ζ 와 ω_c 의 값은 각각 1.0, 600 rad/sec으로 설정되었다.

그림 4(a)는 1024 ppr의 저분해능 엔코더를 이용하여 평균속도 검출방법을 적용한 속도검출 신호를 피드백 신호로 사용하였을 때의 속도 응답파형을 나타낸다. 0 rpm을

지나는 ± 3 rpm의 구형파 신호를 속도지령신호로써 인가하므로 속도제어가 불안정해 져서 속도가 진동함을 알 수 있다. 그림 4(b)는 4 rpm의 일정속도하에서 갑자기 부하가 인가되었을 때의 속도 응답 과형이다. 그림 5(a)와 (b)는 1024 ppr의 저분해능 엔코더로 부터의 필스정보를 이용하여 추정된 속도 $\hat{\omega}$ 와 등가 외란토크 $\hat{\tau}_a$ 를 각각 피드백 속도와 피드 포워드항으로 이용 하였을 때의 속도 응답 과형이다. 이 경우 프로세스잡음과 측정잡음에 대한 공분산의 값은 $q_w = 1$, $q_\theta = 0.001$, $r = 100$ 이고 초기 추정오차의 공분산 행렬인 P의 대각선 성분은 $p_{11} = 0.01$, $p_{22} = 0.001$, $p_{33} = 100$ 으로 선택되었다. 그림 6은 ± 2 rpm의 구형파 속도지령이 인가되었을 때의 추정속도, 실제속도, 추정된 등가 외란토크 과형이다. 그림 7, 8, 9, 10은 비교적 중속과 고속에서의 관성모멘트 값의 추정결과와 속도의 응답과형을 나타내고 있다. 그림 7은 제어기가 실제 관성모멘트의 0.25배의 값을 가지고 칼만필터를 적용동정 하였을 때의 추정속도, 실제속도, 추정된 외란토크, 추정된 관성을 나타내며 실제속도는 오버슈트가 없는 좋은 과도특성을 보이고, 추정된 관성모멘트 값은 정확히 실제 관성모멘트 값으로 수렴하고 있음을 알 수가 있다. 그림 8은 상태추정기의 관성모멘트 값이 실제 관성모멘트의 3배 값을 가지는 경우의 결과이다. 관성모멘트 식별의 경우 식별알고리즘의 P 행렬의 Trace는 $trace(P) = 4 \times 10^{-5}$ 으로 유지하였다. 그림 9 와 10 은 각각 그림 7과 8의 조건과 같은 상태에서 ± 200 rpm의 지령인가시 충분한 시간이 지났을 때의 과형으로써 식별된 관성모멘트를 이용하여 적응동정하지 않았을 때와 적응동정하였을 때의 상태를 비교하고 있다. 적응동정하지 않았을 때는 속도파형에 오버슈트 또는 진동이 발생하고 있음을 알 수 있다. 그림 11은 평균속도 겉출방법을 이용하여 20Hz, 진폭 10 rpm의 정현파 지령을 인가하였을 때의 속도응답이고 그림 12는 본논문이 제안한 방법을 이용하여 같은 조건 하에서 측정한 속도응답 과형을 나타낸다.

5. 결론

본 논문에서는 파라메터 식별 알고리즘을 이용하여 칼만필터와 속도 제어기의 적응동정하는 적응 칼만필터와 적응 속도제어기를 제안하였다. 여러가지의 실험파형을 고찰한 결과, 제안한 방법이 저속을 포함한 넓은 속도영역에서 좋은 속도응답을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 즉, 엔코더의 필스정보가 부족한 저속도 영역의 성능을 보다 향상시키기 위해 적용하는 적응되지 않은(Non-adapted) 칼만필터는 저속과 고속영역에서의 과도상태 응답특성을 개선하지는 못한다. 따라서 속도추정특성에 큰 영향을 미치는 관성모멘트의 변동에 민감하지 않는 장인한 속도제어를 위해서 적응 칼만필터를 구성하고, 외부 부하 토크 및 내부 등가 외란토크를 추정된 토크를 통하여 보상하도록 함으로써 전체적으로 파라메터와 외란에 강인한 속도제어를 실현하였다. 결국 제안된 방법을 이용한 순시속도의 추정에 의한 속도제어는 응답특성을 향상시켜 대역폭을 확장 시키는 결과를

가져 왔다고 할 수 있다.

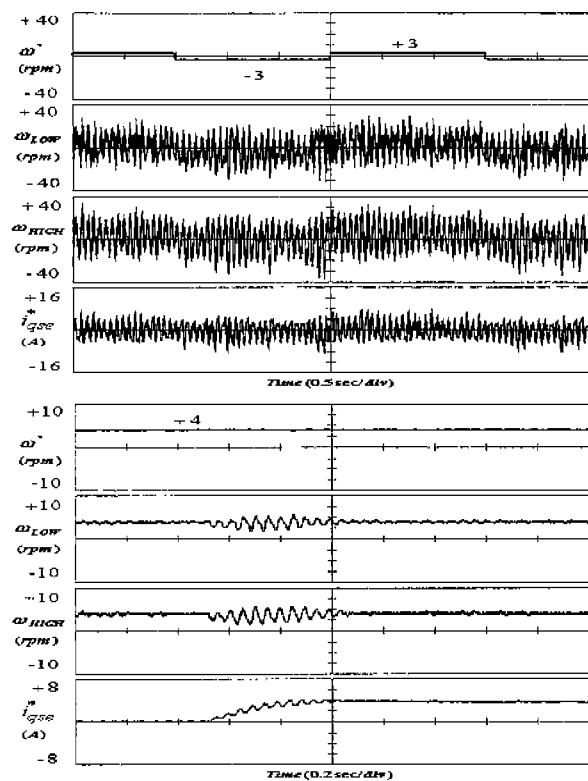


그림 4 평균속도를 사용하는 속도제어

- (a) ± 3 rpm 의 구형파 속도지령 인가시
- (b) 4 rpm 운전중 3 Nm 의 부하토크 인가시

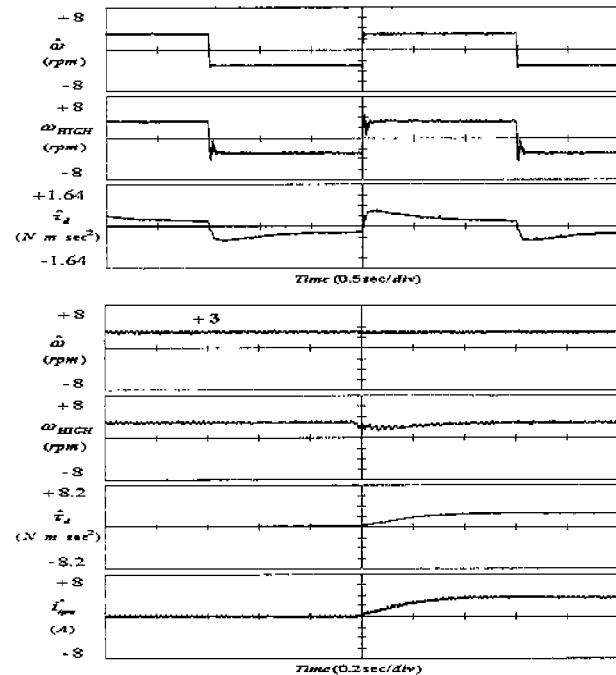


그림 5 추정속도를 사용하는 속도제어

- (a) ± 3 rpm 의 구형파 속도지령 인가시 ($q_t=1000$)
- (b) 3 rpm 운전중 3 Nm의 부하토크 인가시 ($q_t=10000$)

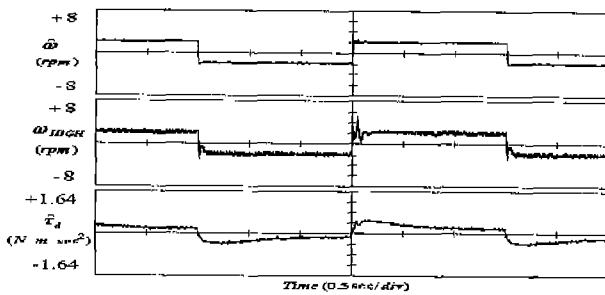


그림 6 추정속도를 사용하는 속도제어

(a) $\pm 2 \text{ rpm}$ 의 구형파 속도지령 인가시

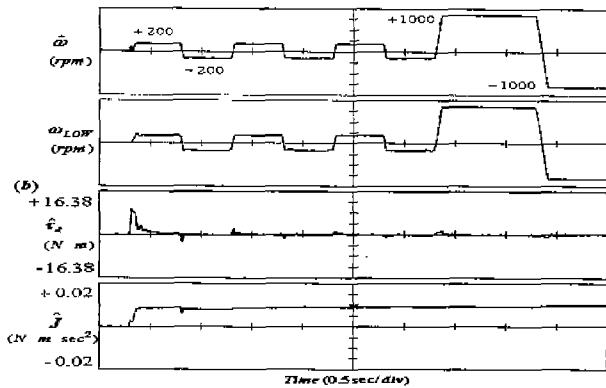


그림 7 관성수렴 및 속도응답

($J_{mc}=J/4, J=0.01 \text{ Nmsec}^2$)

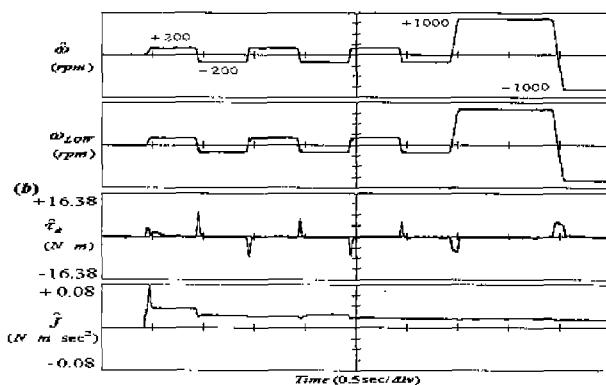


그림 8 관성수렴 및 속도응답

($J_{mc}=3J, J=0.01 \text{ Nmsec}^2$)

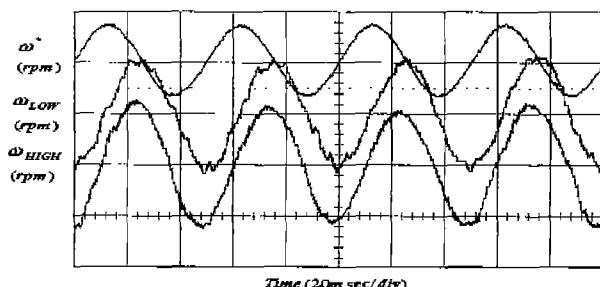


그림 11 평균속도 검출방법을 이용한 속도응답
(정현파 지령 : $20\text{Hz}, \pm 10\text{rpm}, J=0.0144 \text{ Nmsec}^2$)

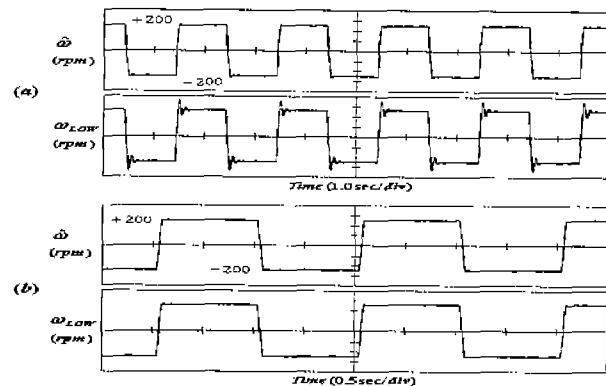


그림 9 관성 적응전과 적응후의 속도파형

($J_{mc}=J/4, J=0.01 \text{ Nmsec}^2$)

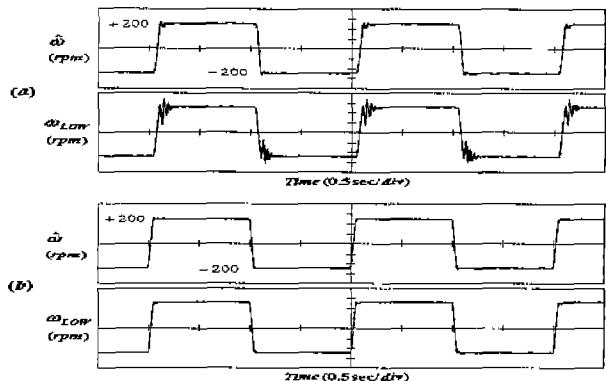


그림 10 관성 적응전과 적응후의 속도파형

($J_{mc}=3J, J=0.01 \text{ Nmsec}^2$)

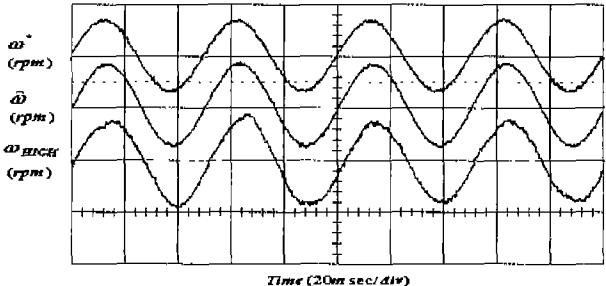


그림 12 제안된 방법을 이용한 속도응답
(정현파 지령 : $20\text{Hz}, \pm 10\text{rpm}, J=0.0144 \text{ Nmsec}^2$)

참 고 문 헌

- [1] T. Ohmae et al., "A microprocessor-controlled high-accuracy wide-range speed regulator for motor drives", IEEE Trans. Ind. Electron., vol. IE-29, no. 3, pp.207-211, Aug. 1982.
- [2] Yoichi Hori, "Robust and Adaptive Control of a Servo motor using Low Precision Shaft Encoder", Proc. of IECON93, vol.1, pp.73-78, 1993.
- [3] Heui-Wook Kim, Seung-Ki Sul, "A New Motor Speed Estimator Using Kalman filter in Low Speed Range", IEEE Transactions on industrial electronics, vol.43, No.4, pp.498-504, 1996.