

인공 지능 알고리즘을 이용한 마찰의 히스테리시스 예측 모델 개발

최정주^{1*}

¹동아대학교 고기능성밸브기술지원센터

Development of Estimation Model for Hysteresis of Friction Using Artificial Intelligent

Jeongju Choi^{1*}

¹Technical Center for High-Performance Valves, Dong-a University

요 약 본 논문은 기계시스템의 마찰 현상 중 히스테리시스 현상을 실험적으로 규명하고 뉴럴 네트워크 알고리즘을 이용한 프라이자흐(Preisach) 모델을 제안하였다. 제안된 모델은 실험을 통해 구한 마찰 특성을 오류역전파(back propagation) 알고리즘을 이용하여 뉴럴 네트워크의 가중 행렬(weighting factor)를 갱신할 수 있도록 하였다. 학습된 가중행렬은 프라이자흐 모델의 파라미터로 활용하였다. 마찰 거동을 규명하기 위한 실험 및 제안된 프라이자흐 모델은 LabView 소프트웨어를 이용하여 구현하고 마찰이 있는 기계 및 로봇 시스템의 정밀 제어 시스템 구축을 위한 알고리즘으로 활용할 수 있도록 제안하였다. 제안된 모델의 성능은 실험을 통해 규명하였다.

Abstract This paper proposed the friction model using Preisach algorithm with neural network based on experimental results. In order to apply the neural network algorithm, the back propagation update rule was used and the updated weighting factor of neural network was applied to distribute function of Preisach model. In order to implement the proposed algorithm, the LabView software was used to apply to the precision control of mechanical system. The evaluation of the proposed friction model was executed through experiments.

Key Words : Neural Network, Artificial Intellignet, Friction, Hysteresis, Robot

기호

α_k	변위 감소 시 과거 이동 변위의 최대값
β_k	변위 증가 시 과거 이동 변위의 최소값
$\gamma_{\alpha_k, \beta_k}$	프라이자흐 모델의 오퍼레이터 연산자
$\mu(\alpha_k, \beta_k)$	프라이자흐 모델의 분포함수
$\overline{F_f}$	변위 증가 시 마찰값
$\underline{F_f}$	변위 감소 시 마찰값
f_{α_k}	변위 감소 시 과거 최대 변위에 대한 마찰값
f_{α_k, β_k}	이전 마찰 최대값 f_{α_k} 에서 변위 감소에 따른 마찰값
δ	이동 변위

1. 서론

마찰 현상은 기계시스템의 고유한 특성으로 속도의 함수로 표현 할 수 있다. 이러한 마찰 현상은 크게 정적 마찰과 동적 마찰로 나타낼 수 있다. 정적 마찰 특성은 널리 알려진 Coulomb 마찰과 Viscous 마찰로 나타낼 수 있으며, 동적 마찰은 접촉하는 두 단면을 수많은 강모(bristle)로 모사하여 마찰에 의해 이 강모들의 평균 변형을 동적 거동으로 묘사한 것이다[1]. 이러한 정적 마찰과 동적 마찰 특성을 잘 묘사한 마찰 모델식은 LuGre 모델이 대표적이다[2]. LuGre 모델에 의해 표현되는 마찰은 스트라이백 효과(streibeck effect), 스틱슬립(stick-slip), 히스테리시스(hysteresis)와 스틱션(stiction) 특성과 같은 동적 및 정적 마찰 특성을 상당히 잘 표현하고 있다. 그러나

본 논문은 지식경제부 지정 지역혁신센터사업(RIC) 고기능성밸브기술지원센터 지원으로 수행되었음.

*교신저자 : 최정주(jchoi72@dau.ac.kr)

접수일 11년 04월 28일

수정일 (1차 11년 05월 14일, 2차 11년 06월 10일)

게재확정일 11년 07월 07일

히스테리시스 현상의 대표적인 특징인 wipe-out 과 homogeneous 현상은 LuGre모형을 통해 그 특성을 묘사할 수 없다[3]. 이는 LuGre모형을 이용하여 마찰 보상 제어 시스템을 구축할 경우 그 제어 특성이 나빠지고 위치 오차가 크게 되는 원인이 될 수 있다. 특히 수 나노미터 이내의 미시 거동을 하는 기계 시스템의 경우에는 이러한 히스테리시스 현상이 현저히 나타나고 초 정밀 위치 제어 시스템을 구축하기 위해서는 이러한 마찰의 히스테리시스 현상에 대한 적절한 보상이 필요하다[4,5]. 따라서 본 논문에서는 마찰이 있는 기계시스템의 견실한 제어 시스템 구축을 위해 LuGre모형 보다 히스테리시스 현상을 더욱 잘 묘사할 수 있는 히스테리시스 마찰 모델을 제안하였다. 이를 위해 기계시스템의 마찰 특성 중 히스테리시스 현상을 실험적으로 규명하고 프라이자흐 모델을 이용한 마찰의 히스테리시스 모델을 제안하였다. 제안된 마찰 모델은 프라이자흐 모델의 밀도함수 $\mu(\alpha, \beta)$ 를 뉴럴 네트워크 알고리즘을 이용하여 대신하였다. 또한 제안된 마찰 모델은 산업 현장에서 널리 사용되는 LabView 소프트웨어를 이용하여 구현함으로써 초정밀 기계시스템의 제어를 위한 시스템 구축에 활용될 수 있도록 하였다.

이후 논문의 구성은 2장에서 마찰 현상이 나타나는 히스테리시스 특성을 실험적으로 규명하고 이를 예측하기 위한 프라이자흐 모델에 대해서 기술 하였다. 3장에서는 프라이자흐 모델을 이용한 마찰 예측 모델을 뉴럴 네트워크 알고리즘을 이용하여 제시하였다. 제안된 모델의 검증은 실험을 통해 평가하여 4장에 기술하였다. 끝으로 5장에서는 결론을 기술하였다.

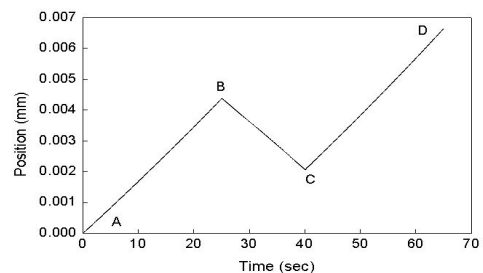
2. 마찰의 히스테리시스 특성 분석

프라이자흐 모델은 전자기 시스템의 히스테리시스 현상을 규명하기 위해 제안된 알고리즘으로써 히스테리시스 현상의 본질적 접근법 대신 나타나는 현상에 대한 양들을 데이터로 처리하는 기법이다[4,5]. 전자기 시스템에서 프라이자흐 모델은 인가 자계 H가 증가할 때의 변화량을 프라이자흐 평면의 α 축으로 감소할 때의 변화량을 β 축으로 하여 프라이자흐 평면상으로 인가 자계 H에 대해 나타나는 자화량 M을 히스테리시스 연산자 $\gamma_{\alpha\beta}$ 를 사용하여 묘사한다[6,7]. 이러한 프라이자흐 모델을 이용하여 기계 시스템의 구동 시 발생하는 마찰의 히스테리시스 현상을 본 논문에서는 규명하였다. 기계 시스템의 마찰 현상은 LuGre모형을 이용하여 마찰현상이 가지는 특징들을 대부분 묘사할 수 있다. 그러나 LuGre모형은 히스테리시스가 가지는 고유한 특징들을 충분히 나타낼 수

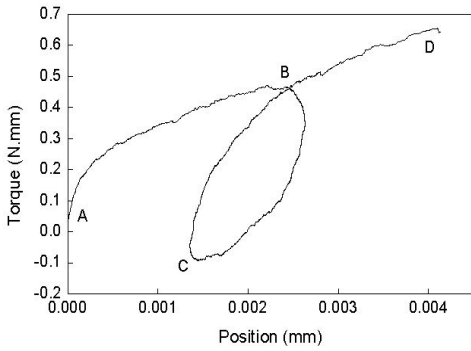
없다. 대표적인 히스테리시스의 특징은 homogeneous와 wipe-out현상이다. 기계 시스템의 히스테리시스 현상과 그 특징을 규명하기 위해서 그림 1과 같은 볼 스크류 및 DC모터에 의해 구동하는 xy테이블의 한 축을 이용하였다. 실험에 사용한 모터는 Mitsubishi사의 HC-MFs23B이고 마찰력은 Nordisk transducer사의 DR-2112토크 센서를 이용하여 계측하였다. 모터 제어 및 데이터 수집은 NI사의 PXI1042Q모듈을 이용하였다. wipe-out현상에 대한 규명을 위해서 그림 2와 같은 미소 변위 참조 신호를 실험 장치에 인가하고 이때 발생하는 토크를 계측하였다. 그림 3은 미소 변위 이동에 대한 계측된 토크 값이다. 그림 3에서와 같이 계측된 토크는 이동 변위가 증가 감소 후 다시 증가 시, B지점에서 이전 증가 시 계측된 토크 값을 다시 가지는 wipe-out현상을 확인 할 수 있다. 그림 4는 출력변위가 표류하지 않고 폐경로를 갖도록 실험을 실시하였다. 그림 4에서와 같이 실제 마찰 실험을 통해 로컬 영역에서 폐경로가 형성되는 nonlocal memory 히스테리시스 현상이 나타남을 알 수 있다. 이에 대한 LuGre 모델의 시뮬레이션 결과를 그림 5에 나타내었다. 결과에서와 같이 LuGre는 nonlocal memory특성을 보이지 못하고 변위이동에 대해 마찰력이 드리프트 되는 현상을 확인 할 수 있다. 이와 같이 기존의 LuGre모형은 수 μm 정도의 미소 영역에서 발생하는 마찰 특성인 히스테리시스 거동을 충분히 묘사하지 못함을 알 수 있다.



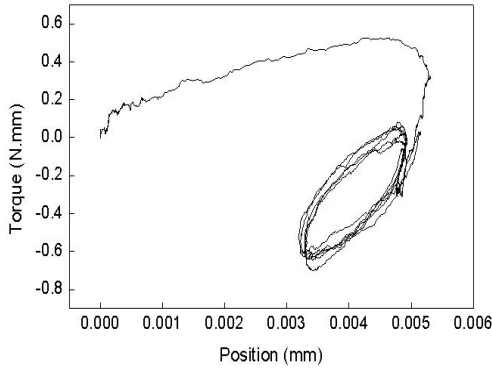
[그림 1] 마찰 현상 규명을 위한 실험 장치
[Fig. 1] Experimental equipments



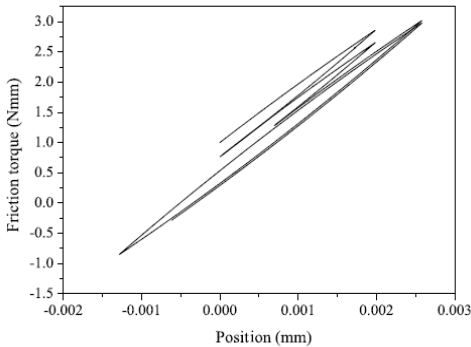
[그림 2] Wipe-out 현상 규명을 위한 시험 신호
[Fig. 2] Reference signal for wipe-out phenomena



[그림 3] 실험을 통해 측득된 wipe-out 결과
[Fig. 3] Measured wipe-out



[그림 4] Nonlocal memory 히스테리시스 현상
[Fig. 4] Nonlocal memory hysteresis



[그림 5] Nonlocal memory 히스테리시스 현상에 대한 LuGre 모델의 시뮬레이션 결과
[Fig. 5] Simulation result for LuGre model to identify a hysteresis

따라서 미시 거동 영역에서의 정밀 위치제어 시스템 구현을 위해서는 이러한 문제점을 극복할 수 있는 마찰 모델이 필요하다.

실험의 내용을 바탕으로 마찰의 히스테리시스 현상을 모델링하기 위해서 프라이자흐 모델을 적용하였다. 마찰의 히스테리시스 현상을 표현하기 위한 프라이자흐 모델은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_f(\delta) = \iint_{\alpha \geq \beta} \mu(\alpha, \beta) \gamma_{\alpha\beta} \delta d\alpha d\beta \quad (1)$$

여기서 $\mu(\alpha, \beta)$ 은 분포함수, $\gamma_{\alpha\beta}$ 는 히스테리시스 오퍼레이터, δ 는 미소 변위 그리고 α 와 β 는 변위의 증가 감소에 따른 과거 증가의 최고치와 감소의 최저치 변위를 나타낸다.

식 (1)의 프라이자흐 모델에서 이중 적분 문제를 풀기 위해서 식 (1)을 변위 증가 시와 감소 시에 대해 식 (2)와 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

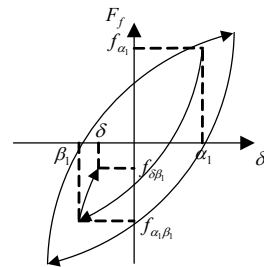
$$\bar{F}_f(\delta) = \sum_{k=1}^N [F(\alpha_k, \beta_{k-1}) - F(\alpha_k, \beta_k)] + F(\delta, \beta_N) \quad (2)$$

$$\underline{F}_f(\delta) = \sum_{k=1}^{N-1} [F(\alpha_k, \beta_{k-1}) - F(\alpha_k, \beta_k)] + F(\alpha_N, \beta_{N-1}) - F(\alpha_N, \delta) \quad (3)$$

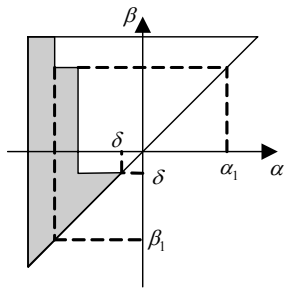
$$F(\alpha_k, \beta_k) = f_{\alpha_k} - f_{\alpha_k \beta_k} \quad (4)$$

여기서 f_{α_k} 는 그림 6에서와 같이 히스테리시스 곡선에서 이전 변위 커브의 최대값 α_k 에서의 마찰력이고, $f_{\alpha_k \beta_k}$ 는 f_{α_k} 에서 시작된 하강 커브에서의 마찰력이다.

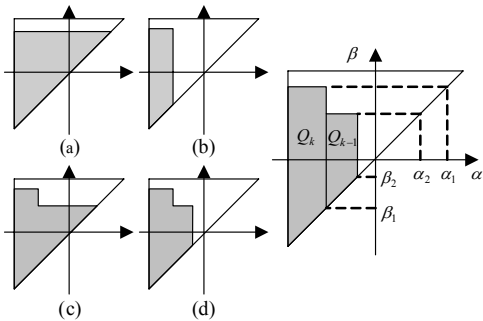
그림 6에 나타난 δ 와 F_f 의 관계는 프라이자흐 평면에서 그림 7과 같이 α - β 의 관계로 나타낼 수 있다. 이를 이용하면 단조 증가 감소를 되풀이 하는 이동 변위에 대한 마찰력은 그림 8에 나타낸 Q_k 의 합으로 표현 할 수 있다.



[그림 6] δ 와 F_f 관계 그래프
[Fig. 6] Relationship between δ and F_f



[그림 7] F_f 에 대한 α - β 평면으로의 투영
[Fig. 7] F_f in the α - β plane



[그림 8] 반복적인 변위 변화에 대한 α - β 평면으로의 마찰력 투영
[Fig. 8] Friction in α - β plane according to the repeated up down motion

3. 뉴럴 네트워크 알고리즘을 이용한 프라이자흐 모델 개발

프라이자흐 모델의 수치적 계산을 위해 이동 변위의 증가 감소에 의해서 발생하는 α - β 평면상의 Q_k 변수를 활용하였다. Q_k 변수를 이용하여 실제 마찰 현상을 모델링하기 위해서는 마찰 실험을 통해 측정한 마찰력 데이터와 Q_k 변수 사이에 적절한 분포함수를 구해야 한다. 이를 위해서 본 논문에서는 최대 미소 변위에 대해 수차례 실험을 실시하여 뉴럴 네트워크 알고리즘을 활용하여 그 분포함수의 값을 선정하였다. 뉴럴 네트워크의 가중행렬의 업데이트를 위해서 식 (5)와 (6)을 이용하여 실험의 결과를 근사화하고 그 근사화 값을 목표 값으로 사용하였다[5].

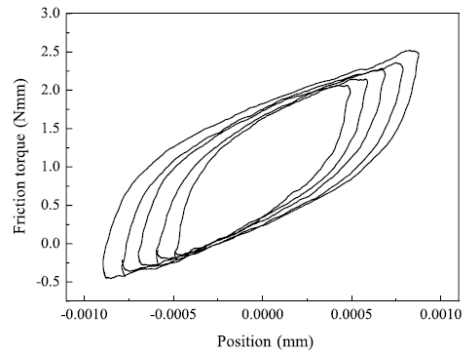
$$\bar{F}_{f_{target}} = \frac{f_r(f_c + f_r) - sf_c(q_r - q)}{f_c + f_r + s(q_r - q)} \quad (5)$$

$$\bar{F}_{f_{target}} = \frac{-f_r(f_c + f_r) + sf_c(q_r + q)}{f_c + f_r + s(q_r + q)} \quad (6)$$

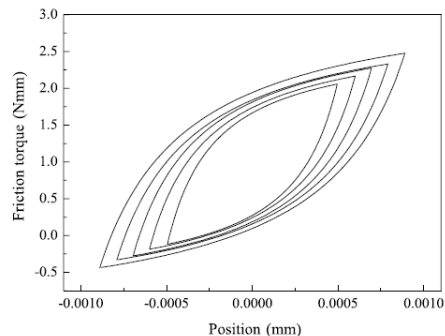
여기서 f_r 은 속도 변환지점의 마찰력, f_c 는 쿨롱마찰력, q 와 q_r 은 속도 변환지점에서의 변위와 선형위치, s 는 히스테리시스 루프의 기울기이다.

뉴럴 네트워크 알고리즘의 적용을 위해서 실시한 실험의 결과는 그림 9에 나타내었다. 그림 9의 실험 결과를 바탕으로 식 (5)와 (6)을 이용하여 그림 10과 같은 뉴럴 네트워크 가중 행렬 선정을 위한 목표 값을 구하였다.

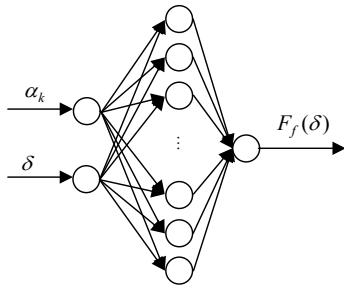
본 논문에서 사용한 뉴럴네트워크 구조는 그림 11과 같이 하나의 히든 레이어를 가지는 순방향 구조와 오류 역전파 알고리즘을 이용하였다. 오류 역전파 알고리즘을 이용하여 갱신한 가중행렬을 적용한 추정 마찰 곡선의 결과는 그림 12에 나타내었다.



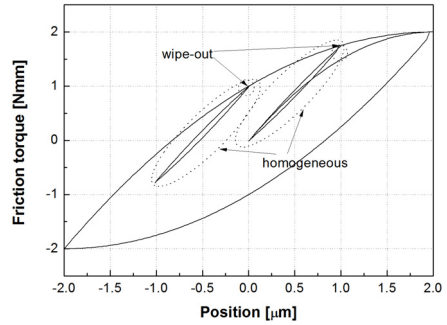
[그림 9] 실험을 통해 측정한 마찰력
[Fig. 9] Measured friction through experiments



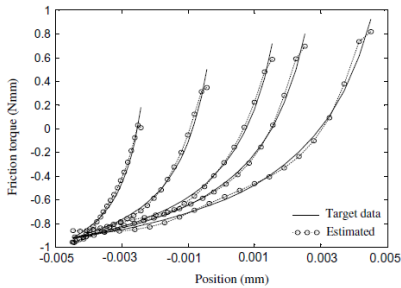
[그림 10] 뉴럴 네트워크의 가중행렬 선정을 위한 목표 값
[Fig. 10] Target value for the weight vector of neural network



[그림 11] 뉴럴 네트워크 구조
[Fig. 11] Structure of neural network



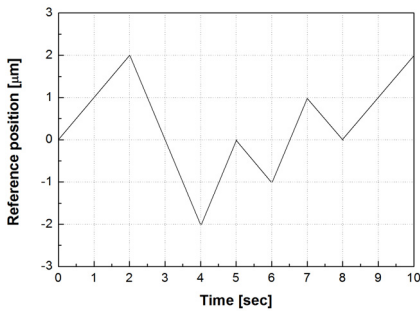
[그림 15] 추정된 마찰 곡선
[Fig. 15] Estimated friction curve



[그림 12] 추정된 마찰 곡선
[Fig. 12] Estimated friction curve

4. 실험 및 고찰

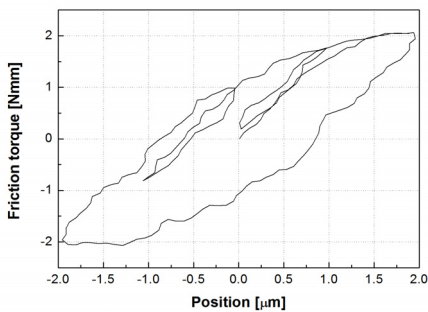
제안된 프라이자흐 마찰 모델에 대한 검증을 위하여 그림 13과 같이 이동 변위를 위한 참조 신호를 선정하였다. 선정된 참조 신호는 마찰의 히스테리시스 현상이 가지는 wipe-out과 homogeneous 특성이 나타날 수 있도록 선정하였다. 선정된 참조 신호에 대해서 실시한 실험의 결과는 그림 14에 나타내었고 제안된 마찰 모델식에 의한 추정 마찰 곡선은 그림 15에 나타내었다. 추정된 마찰 곡선은 실험의 결과치와 같이 homogeneous 특성과 wipe-out 특성이 잘 나타남을 알 수 있다.



[그림 13] 모델 검증을 위한 시험 신호
[Fig. 13] Reference signal for the model verification

5. 결론

본 논문에서는 기계 시스템의 미시 거동 영역에서 나타나는 마찰의 히스테리시스 현상을 프라이자흐 모델을 이용하여 마찰 모델을 제안하였다. 제안된 마찰 모델은 프라이자흐 모델을 바탕으로 뉴럴 네트워크 알고리즘을 적용하여 실험의 결과에 근사한 값으로 추정할 수 있도록 뉴럴 네트워크를 구성하였다. 뉴럴 네트워크의 가중 행렬은 오류 역전파 알고리즘을 적용하여 그 값을 갱신하였다. 제안된 마찰 모델의 검증을 위하여 대표적인 히스테리시스 현상인 homogeneous와 wipe-out 현상이 잘 나타날 수 있도록 시험신호를 생성하여 실험치와 추정치를 비교하였다. 제안된 마찰 모델 식은 기계 및 로봇 시스템의 정밀 위치제어 시스템 구축을 위해 활용될 수 있을 것으로 사료된다.



[그림 14] 마찰 실험 결과
[Fig. 14] Experiment result

References

- [1] Canudas, D. W. C., Olsson H., Astrom K. and Lischinsky, P., "A New Model for Control of System with Friction," IEEE Transaction Automation Control, Vol. 40, pp. 419 - 425, 1995.
- [2] Mayergoyz, I. D., Mathematical Models of Hysteresis, Springer-verlag 1991.
- [3] Brian, A. H., Dupont, P. and Canudas, D. W. C., "A Survey of Models Analysis Tools And Compensation Methods for the Control of Machines with Friction," Automatica, Vol. 30, No. 7, pp. 1083 - 1138, 2008.
- [4] Dupont, P., Armstrong, B. and Hayward, V., "Elasto-Plastic Friction Model: Contact Compliance and Stiction," Proceedings of the American Control Conference, Chicago, Illinois, June, pp. 1072 - 1077, 2000.
- [5] Awabdy, B. A., Shih, W. C. and D. M. Auslander, "Nanometer Positioning of a Linear Motion Stage Under Static Loads," IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Vol. 3, No. 2, pp. 113 - 119, 1998.
- [6] Xiao, G., Markin, S. and Danai, K., "Autonomous System for Multistage Cylindrical Grinding," Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Vol. 115, pp. 667 - 672, 1993.
- [7] Berenyi, P. Horvath, G. Lampaert, V. and Swevers, J. "Nonlocal Hysteresis Function Identification and Compensation With Neural Networks", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol.54, No.6, pp.2227 - 2238, 2005.

최 정 주(Jeongju Choi)

[정회원]



- 2001년 8월 : 부산대학교 공과대학원 지능기계공학과 (공학석사)
- 2006년 8월 : 부산대학교 공과대학원 지능기계공학과 (공학박사)
- 2008년 3월 ~ 2009년 2월 : University of Michigan-Dearborn 포스터닥터
- 2009년 3월 ~ 현재 : 동아대학교 고기능성 밸브 기술 지원 센터 연구교수

<관심분야>

지능형 가공시스템, 적응제어, 인공지능