

앞먹임 신경회로망을 이용한 HSDI Common-Rail 인젝터의 파라미터 추정 및 모델링

윤마루* · 선우명호† · 이강윤* · 이승종**

(2004년 4월 3일 접수, 2004년 6월 7일 심사완료)

Parameter Estimation and Modeling of HSDI Common-Rail Injector Using Feedforward Neural Network

Maru Yoon, Myoungcho Sunwoo, Kangyoon Lee and Seungjong Lee

Key Words : Feedforward Neural Network(앞먹임 신경회로망), HSDI(고속직분식), Common-rail(커먼레일), Electromotive Force(흡인력), Inductance(유도계수)

Abstract

This study presents the process of the solenoid parameter estimation of an common-rail injector for HSDI(High Speed Direct Injection) diesel engines. The EMF(Electromotive Force) and solenoid inductance are the major parameters for presenting the injector dynamics, and also these parameters are estimated by using a multi-layer feedforward artificial neural networks(ANN). The performances of parameter estimators are verified by the simulation with injector model. The feasibility of this methodology is closely examined through the simulation in the various operating points of injector. The simulation results have revealed that estimated parameters show favorable agreements with the common-rail injector model.

기호설명

- A_0 : 아마추어실 출구 오리피스 면적, m^2
- b_a : 아마추어 댐핑 계수, Ns/m
- E : 기전력, N/A
- i : 솔레노이드 전류, A
- k_a : 아마추어 스프링 계수, N/m
- L : 솔레노이드 코일 인덕턴스, H
- m_a : 아마추어 질량, kg
- P_a : 아마추어실 압력, Pa
- P_c : 압력제어실 압력, Pa
- R : 솔레노이드 코일 저항, ohm
- x_a : 아마추어 변위, m

- x_{a0} : 아마추어 스프링 초기 설정 길이, m
- x_{af} : 아마추어 스프링 자유 길이, m
- x_p : 피스톤 변위, m

1. 서론

디젤엔진에서 사용되는 기계식 인젝터는 장치의 특성상 분사지연이 일어나고 디젤엔진의 연소특성상 연료분사 후 착화까지는 일정 시간이 소요된다. 이러한 착화지연은 배기 및 출력에 커다란 영향을 미치므로 기존의 기계식 분사장치만으로는 제어능력에 한계가 있다. 디젤엔진의 최적연소를 실현하고 출력을 극대화하기 위해서는 엔진의 운전조건에 따라 정확한 분사시기와 연료량을 결정할 수 있는 전자 제어시스템이 필수적이다.

커먼레일(Common-rail) 연료분사 시스템은 압력 발생부와 연료분사부를 분리할 수 있다. 따라서 기존의 디젤 엔진용 연료분사 시스템에 비해 많은 유연성을 가지고 있으며 전자제어를 통한 최적의 분사시기 및 분사량의 조절로 배기가스를 줄일 수

† 책임저자, 회원, 한양대학교 자동차공학과
E-mail : msunwoo@hanyang.ac.kr
TEL : (02)2290-0453 FAX : (02)2297-5495

* 회원, 한양대학교 대학원 자동차공학과

** 회원, 한양대학교 자동차공학과

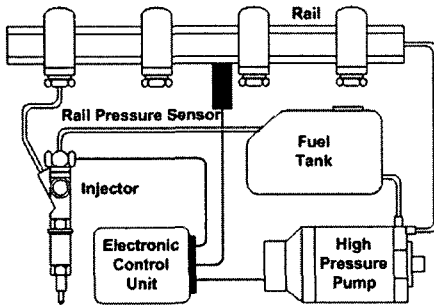


Fig. 1 Common-rail fuel injection system

있다. 이와 같이 기존 연료분사계에 비해 많은 장점을 가지고 있어 최근 고속직분식(HSDI) 디젤엔진의 연료분사장치로써, 커먼 레일 방식의 분사계의 개발 혹은 적용이 날로 증가되고 있다.⁽¹⁾

커먼레일 연료분사 시스템을 해석하고 설계하기 위해서는 정밀한 해석 모델이 필요하며, 특히 인젝터의 아마추어와 고압연료의 거동을 해석할 수 있어야 한다. 이 연구에서는 인젝터 동작 중의 전류 및 아마추어 변위에 대한 정보와 신경회로망을 이용하여 인젝터 솔레노이드의 흡인력과 유도계수를 추정하는 방법을 제시하였다. 이를 통하여 특수한 실험이나 해석과정을 거치지 않고서도 아마추어의 거동 해석 및 이를 이용한 연료분사량 예측에 있어서의 기본적인 모델 제공의 가능성을 입증하였다.

2. 커먼레일 연료분사계

2.1 연료분사계 구성

커먼레일 연료분사 시스템은 일반적으로 고압 발생을 위한 고압 펌프(High Pressure Pump)와 고압의 연료를 축압하고 있는 커먼레일, 이를 실린더 내로 분사하는 전자제어식 인젝터, 각종 센서들과 압력 조절 밸브 및 전자제어장치(ECU) 등의 요소로 구성된다.

엔진의 구동력으로 작동되는 펌프에 의해 레일 내에 축압된 연료는 전자제어장치의 제어신호에 따라 인젝터를 통하여 실린더 내로 분사된다. Figure 1은 커먼레일 연료분사 시스템의 개략도이다.

2.2 커먼레일 인젝터 동적 모델링

Figure 2는 이 연구에서 사용된 두원정공 2-웨이-밸브(2-way-valve) 방식의 커먼레일용 인젝터의 단면 개략도이다. 이 방식의 인젝터는 솔레노이드의 작동에 따라 아마추어(Armature)의 출구 오리피스 개폐 여부가 결정되고, 이에 따른 압력제어실(Control chamber)의 압력과 축압실(Accumulator chamber)의 압력차에 의하여 니들밸브의 개폐와

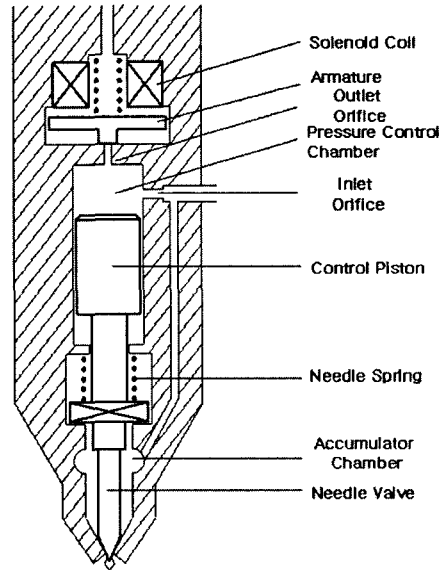


Fig. 2 Cross-section of common-rail injector

연료분사 여부가 결정되는 원리로 작동한다.

이 연구에서 사용된 인젝터 모델은 솔레노이드 양단의 전압을 입력(u)으로 하고, 솔레노이드 구동전류를 출력(y)으로 하는 단일 입·출력 시스템이다. 이 모델은 7개의 상태변수를 갖는 7차 1계 비선형 미분방정식으로 표현되어 있으며 여러 분사조건에서 검증되었다.⁽²⁾ 인젝터 모델의 상태변수를 식 (1)과 같이 정의하면 상태방정식은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다. 여기에서는 이 연구에 사용된 1~3차까지의 상태방정식만을 나타낸다.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i & x_a & \dot{x}_a & P_a & P_c & x_p & \dot{x}_p \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}, u) \\ \mathbf{y} &= \mathbf{h}(\mathbf{x}, u) \end{aligned} \quad (2)$$

where

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, u) = \begin{bmatrix} \frac{-R x_1 - E(x_1, x_2) x_3 + u}{L(x_1, x_2)} \\ x_3 \\ \frac{1}{m_a} (A_o(x_4 - x_5) + E(x_1, x_2)) \\ -k_a(x_{of} - x_{a0} + x_2) - b_a x_3 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}, u) = x_1$$

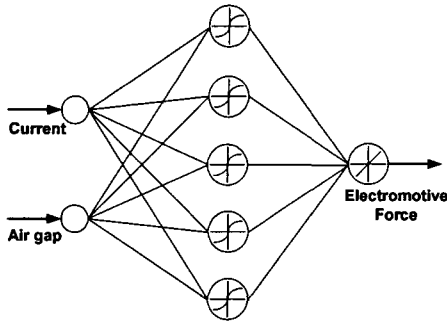


Fig. 3 Feedforward neural network for electromotive force estimation

3. 인젝터 파라미터 추정

인젝터의 해석에 있어서 그 동특성에 가장 큰 영향을 미치는 부분은 아마추어 모델이다. 식 (2)의 상태방정식이 이를 나타내며 압력제어실의 압력과 아마추어실(Armature chamber)의 압력차에 의한 힘은 무시되었다. 이 연구에서는 이들의 세 상태변수들을 측정 가능한 값으로 가정하고 인젝터 모델에서 계산된 상태변수들을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다.

아마추어 모델에서 비선형성을 가지는 부분은 솔레노이드의 흡인력(E :Electromotive Force)과 인덕턴스(L :Incuctance)로서 솔레노이드 구동전류(i)와 아마추어 변위(x_a)의 함수로 나타내며⁽³⁾ 앞먹임 신경회로망(Feedforward Neural Network)을 이용하여 이 두 파라미터를 추정하였다.

3.1 솔레노이드 흡인력 추정

앞 절에서 제안된 모델은 정추력 측정장치를 이용하여 여러 조건에서의 솔레노이드 흡인력 측정 실험을 거쳐 그 결과를 3차원의 맵(map)으로 구성한 후 이를 보간하여 사용하고 있다. 하지만 인젝터에서 분리된 아마추어를 정상상태(steady state)에서 실험하여 측정한 결과로는 실제 구동시의 동적 조건들을 고려할 수 없다.

Figure 3은 아마추어 솔레노이드의 흡인력을 추정하기 위하여 사용된 앞먹임 신경회로망의 구조를 나타낸 것이다. 이 신경회로망은 솔레노이드 구동전류와 아마추어 변위를 입력으로 하며 숨겨진 층(hidden layer)에 5개의 시그모이드(sigmoid) 함수 뉴런(neuron)과 출력 층(output layer)에 1개의 선형함수 뉴런으로 구성된다. 이러한 구조는 함수추정(function approximation)에 있어 유용한 형태이다.⁽⁴⁾ 신경회로망의 학습(training)을 위해 아마추어 모델의 출력을 계산하였으며 목표값(target)은 다음의 식에서 구하였다.

$$E = \frac{1}{x_3} \left(m_a x_3 + k_a (x_{af} - x_{a0} + x_2) - b_a x_2 \right) \quad (3)$$

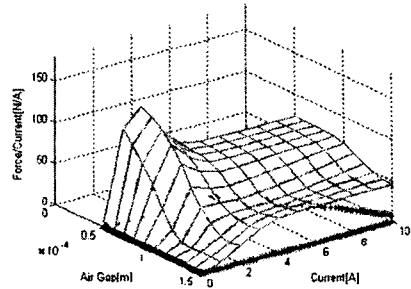


Fig. 4 Electromotive force represented by trained network

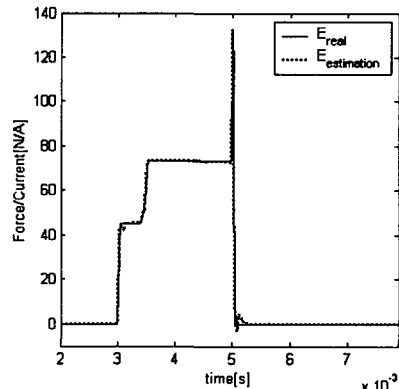


Fig. 5 Solenoid electromotive force estimation result: simulation

학습데이터는 둘로 나누어 각각 학습과 교차검증(cross-validation)에 사용하였다. 학습방법으로는 Levenberg-Marquardt 방법을 사용하였으며, 일반적으로 이 방법 역전파(back-propagation)를 통한 학습보다 효과적인 것으로 알려져 있다.⁽⁵⁾ 훈련된 신경회로망의 성능은 식 (3)을 통하여 계산한 흡인력과 신경회로망을 이용하여 계산된 결과를 비교하여 검증하였다.

Figure 4는 훈련된 신경회로망의 모든 입력범위에 대한 출력값을 3차원으로 나타낸 것이다. 여기서 공극(Air Gap)은 아마추어와 솔레노이드 간의 거리를 나타내며 공극의 최대값인 0.15mm에서 아마추어변위를 뺀 값에 해당한다. 솔레노이드 구동전류와 공극으로 이루어지는 평면에 나타난 궤적은 신경회로망의 훈련에 사용된 입력값을 표시한 것이다.

Figure 5는 솔레노이드 흡인력 추정실험 결과이다. 인젝터 모델의 상태변수를 이용하여 훈련된 신경회로망이 솔레노이드의 흡인력을 효과적으로 추정하고 있음을 볼 수 있다.

3.2 솔레노이드 인덕턴스 추정

솔레노이드의 인덕턴스는 솔레노이드에 인가되

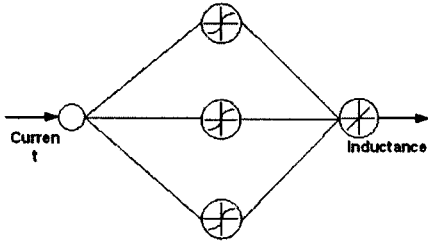


Fig. 6 Feedforward neural network for inductance estimation

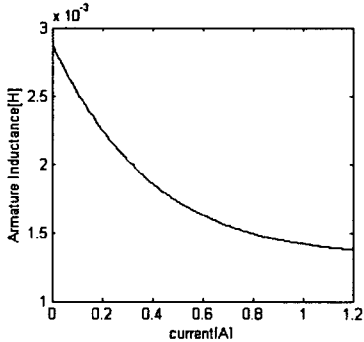


Fig. 7 Armature inductance correspond to current

는 전류의 변화에 따른 유도전압을 결정짓는 중요한 파라미터이다. 식 (2)의 첫번째 식을 인덕턴스에 대하여 다시 정리하고 상태변수를 원래의 물리적인 값을 나타내는 변수로 치환하면 다음의 식을 얻는다.

$$L(x_a, i) = \frac{u - Ri - E(x_a, i) \frac{dx_a}{dt}}{\frac{di}{dt}} \quad (4)$$

여기서 u 는 솔레노이드에 인가되는 전압이다. 위 식에서 흡인력과 아마추어변위의 변화량이 솔레노이드의 인덕턴스에 미치는 영향이 매우 작으므로⁽³⁾ 이 항을 무시하면 인덕턴스는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$L(x_a, i) = (u - Ri) \left(\frac{di}{dt} \right)^{-1} \quad (5)$$

즉, 인덕턴스는 구동전류만의 함수로 표현할 수 있다. 신경회로망의 학습을 위한 목표값은 식 (5)를 사용하여 계산하였으며, Fig. 6은 솔레노이드 인덕턴스 추정하기 위하여 사용된 앞먹임 신경회로망의 구조를 나타낸 것이다. 이 신경회로망은 솔레노이드 구동전류를 입력으로 하며, 그 구조와 학습방법은 흡인력을 추정하기 위한 신경회로망과 동일하게 하였다. 단, Fig. 7에서 볼 수 있듯이 상대적으로 단순한 형태의 함수추정이므로 숨겨진 층에는 3개의 뉴런만을 사용하였다.

훈련된 신경회로망의 성능은 식 (5)로 계산되어

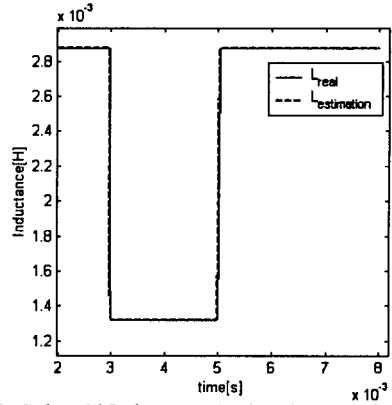


Fig. 8 Solenoid Inductance Estimation Result : Simulation

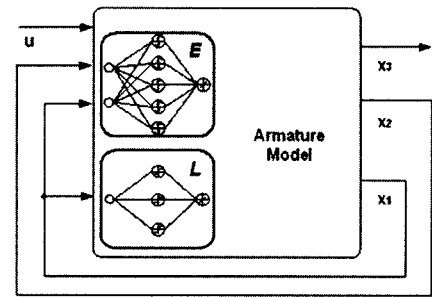


Fig. 9 Block Diagram of Armature Model with Neural Network

진 인덕턴스와 신경회로망을 이용하여 계산된 결과를 비교하여 검증하였다.

Figure 8은 솔레노이드 인덕턴스 추정 결과이다. 인젝터 모델에서의 전류추정만으로도 아마추어 솔레노이드의 인덕턴스를 효과적으로 추정하고 있음을 보여준다.

4. 신경회로망을 이용한 아마추어 모델

4.1 아마추어 모델

이 연구에서는 식 (2)의 아마추어 모델에서 솔레노이드 흡인력과 인덕턴스를 훈련된 신경회로망으로 대체하여 특수한 실험이나 복잡한 계산 없이 솔레노이드의 거동을 예측할 수 있는 아마추어 모델을 구성하였다(Fig. 9).

4.2 시뮬레이션

훈련된 두 신경회로망은 각 샘플링 주기마다 모델의 상태변수들을 입력으로 하여 솔레노이드 흡인력과 인덕턴스를 계산하고 이를 기반으로 다음 주기의 상태변수들을 추정한다. Figure 10은 신경회로망의 훈련에 사용된 데이터인 500bar 2ms에서의 구동전류(x_1)와 아마추어 변위(x_2), 그리고 아마추

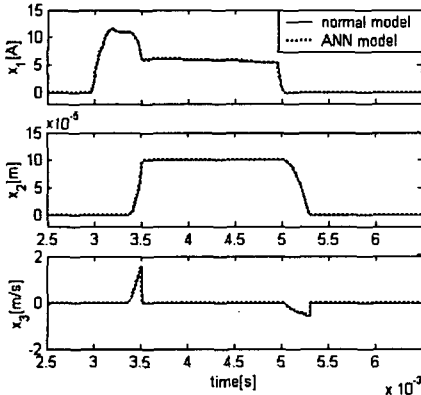


Fig. 10 Estimation Results (500bar 2ms) : Simulation

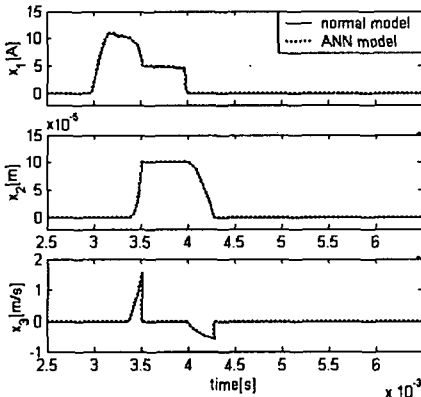


Fig. 11 Estimation Results (700bar 1ms) : Simulation

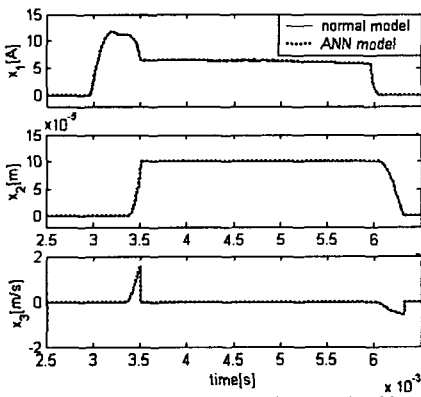


Fig. 12 Estimation Results (900bar 3ms) : Simulation

어 속도(x_3)에 대해 신경회로망을 포함한 아마추어 모델(ANN 모델)과 식 (1)과 식 (2)로 표현되는 기존의 아마추어 모델에 의한 결과를 비교한 그림이다.

Figure 11과 Figure 12는 각각 700bar 1ms와 900bar 3ms에서의 추정결과를 나타내고 있다. 특정 동작영역에서 훈련된 신경회로망으로 구성된

아마추어 모델이 인젝터의 다른 동작영역에서도 상태변수들을 효과적으로 추정하고 있음을 볼 수 있다.

5. 결론

이 연구에서는 인젝터 모델의 성능을 결정짓는 아마추어 모델에 대해 고찰하고 비선형성을 가지는 솔레노이드 파라미터의 계산에 있어서 기존 모델의 특정 실험을 통한 보간, 혹은 상대적으로 복잡한 연산 등의 문제점에 대한 해결방안을 제시하였다. 이 방법을 이용한 시뮬레이션에서 얻어진 결론은 다음과 같다.

- (1) 신경회로망을 이용하여 아마추어 솔레노이드의 흡인력(EMF)과 인덕턴스(Inductance) 추정기를 설계함으로써 별도의 정추력 측정실험 없이 실제 동작중의 인젝터에서의 구동전류와 아마추어 변위 측정만으로 흡인력과 인덕턴스를 추정할 수 있는 방법을 제시하였다.
- (2) 구동중의 인젝터에서 측정된 솔레노이드 구동전류와 아마추어 변위의 데이터로 훈련된 신경회로망을 사용하여 아마추어 모델의 파라미터를 계산함으로써 정상상태의 실험이나 계산을 통해서 고려할 수 없었던 동적인 특성들을 반영한 실제적인 인젝터 모델을 구성할 수 있는 방법을 제시하였다.

참고문헌

- (1) Stumpp, G. and Ricco, M., 1996, "Common-Rail-An Attractive Fuel Injection System for Passenger Car DI-Diesel Engines," *SAE paper*, No. 960870.
- (2) Sung, Kyoung-honn, 2000, "A Study on the Model of an HSDI Common-Rail Injector and the Estimation of Needle Lift," *Master thesis*, Hanyang university.
- (3) Rahman, M. F., Cheung, Norvbert Chow and Lim, Khiang Wee, 1996, "Position Estimation in Solenoid Actuators," *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 32, No. 3, pp. 552-559.
- (4) The MathWorks, Inc., 2000, *Neural Network Toolbox User's Guide*.
- (5) Hagen, Martin T. and Menhaj, Mohammad B., 1994, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 6, pp. 989-993.
- (6) Vaughan, N. D. and Gamble, J. B., 1996, "The Modeling and Simulation of a Proportional Solenoid Valve," *ASME, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol. 118, pp. 120-125.
- (7) Guzzella, L. and Amstutz, A., 1998, "Control of Diesel Engines," *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 18, No. 5, pp. 53-71.
- (8) Haykin, Simon, 1999, *Neural Networks*, Prentice Hall.