

# 실시간 수치해석을 위한 신경망 기반 평균값 엔진 모델 구축에 관한 해석적 연구

고 은 희<sup>1)</sup> · 박 정 수<sup>2)</sup>

조선대학교 대학원 기계공학과<sup>1)</sup> · 조선대학교 기계공학과<sup>2)</sup>

## Numerical study on development of mean value engine model based on neural network for real time simulation

Eunhee Ko<sup>1)</sup> · Jungsoo Park<sup>2)</sup>

Graduate School, Department of Mechanical Engineering, Chosun University<sup>1)</sup>  
Department of Mechanical Engineering, Chosun University<sup>2)</sup>

**Key words** : Real time simulation(실시간 수치해석), Design of experiment(실험계획법), Mean value model(평균값 모델), Neural network(신경망), 1D simulation(1차원 해석)

\* Corresponding Author, E-mail: [j.park@chosun.ac.kr](mailto:j.park@chosun.ac.kr)

자동차 내연기관 기술은 연료 적용성 향상과 신연소 기술의 접목을 통한 친환경화라는 과제에 당면해 왔으며, 이를 해결하기 위한 다양한 기술이 연구되어 왔다. 연료 적용성 측면에서, 압축천연가스(CNG)는 기존의 엔진에 큰 공정이나 변화 없이 적용이 가능하고 풍부한 부존량으로 인해 선호되어 왔다. 또한 강화되고 있는 배기규제에 대해 대안 책으로써, 기존 엔진에 비해 낮은 비율의 질소산화물과 넓은 범위의 연료 적용성을 가지고 있는 예혼합압축착화(HCCI) 방식이 다양하게 연구되어 왔다. HCCI 방식은 기존의 압축착화 연소 방식에서 연료 분사시기 제어를 통해 예혼합을 구현할 수 있으며, 희박 연소를 통해 연비 향상, 배출가스 저감이 가능하다. 하지만 운전영역에 따른 높은 HC와 CO 배출량, 점화시기 제어를 통한 최적 연소 성능 확보에 어려움이 있으며, 그에 따라 적용 가능한 운전 영역이 제한적이다.

본 연구의 최종 목적은 실시간 수치해석(Real time simulation)을 위한 평균값 모델 구축이다. 자세한 것은 가상의 CNG HCCI 시스템의 평균값 모델을 통해, 다변수 제어 범위에 따른 연소 성능 및 배출가스 특성을 도출하고 저부하와 고부하 운전 최적화를 통한 운전 영역 확장에 있다.

최종 목적을 위한 연구 단계로서, 본 연구에서는 가상의 CNG HCCI 엔진 구성을 위한 base 엔진(1.4L 디젤 엔진)을 선정하고, base 엔진의 상세 모델과 인공 신경망을 이용한 평균값 모델을 구성하였다. 모델 구성에는 1차원 상용 해석 프로그램인 Gamma Technology사의 GT-suite을 사용하였다. Base

엔진의 제원과 신뢰도 확보를 위한 운전 해석 영역은 Table 1과 2에 나타내었다. 연소 모델은 공기 흡입율, 연료 액적의 침투율 기화 및 연소율 계산이 가능한 direct-injection diesel multi - pulse (DI-Pulse) 모델을 사용했으며, 질소산화물(NOx)은 온도의 함수로 이루어진 Extended Zeldovich mechanism이 적용되었다.

Table 1 Engine specification

Item	Specification
Displacement volume	1.4L
Compression ratio	17:1
Injection Type	Common rail direct injection
EGR system	HP EGR
Turbocharger	Waste-gate type

Table 2 Operating condition

Engine speed[rpm]	BMEP[bar]
1000	2, 4, 8
1500	2, 9, 16
2000	2, 9, 16
2500	2, 9, 16

신뢰도 확보를 위해, NEDC 사이클의 다빈도 운전 영역의 정상상태 시험 결과와 상세 모델의 해석 결과를 비교하였다. Fig. 1에 BSFC, 연소최대압, EGR rate, BSNOx 비교 결과를 나타내었으며, 5% 이내의 모델 신뢰도를 확보할 수 있었다.

상세 모델의 신뢰도를 바탕으로 평균값 모델화를 위한 신경망(Neural network) 훈련을 수행하였다. 자세한, 모델 reduction을 위해 평균값 모델(mean value model)의 성능 인자(volumetric efficiency, IMEP, exhaust gas temperature)에 대한 변수 범위를 선정하고, Latin hypercube 샘플링 방법을 적용하여 실험계획법을 수행하였다. 실험계획법을 통해 얻은 결과 값을 신경 회로망의 입력값으로 사용하였다. 신경망 훈련은 기본적으로 각 뉴런을 통과하는 모든 입력 값에 대한 결과값을 직관적으로 인식하게 함으로서, 수치 해석 시의 해석시간 단축에 큰 기여를 하는 것으로 알려져 있다. 본 연구에서는 다층 구조 연산 (Multi-layer feedforward) 방식을 적용하여, 엔진 모델 훈련을 수행하였으며, 최적의 신경망이 선택되어 결과 값으로도 출되었다. 신경망 훈련 결과, 실험 계획법과 유사한 경향성을 보였으며, 훈련된 결과는 평균값 모델의 입력값으로 적용하였다. Fig.2는 체적 효율에 대한 훈련 결과를 대표로 나타내었다.

본 연구 단계를 통해 base 엔진의 평균값 모델 구축 및 신뢰성을 확인하였고, 실시간 수치해석을 위한 모델 단축이 가능하였다. 향후, 모델 확장을 통한 CNG HCCI 적용성을 평가함으로서, 실시간 수치 해석 기반의 엔진 최적화 방법을 도출할 것이다.

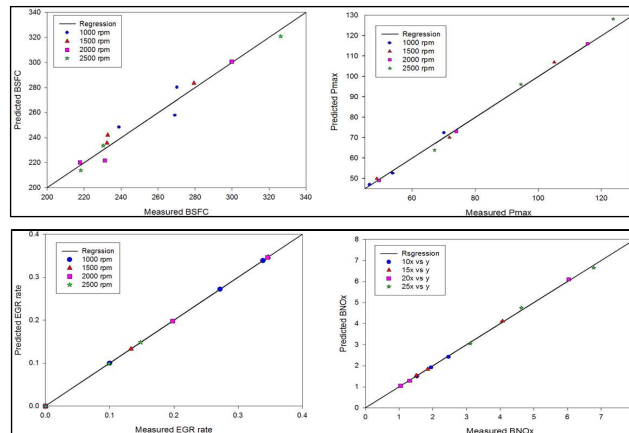


Fig. 1 Comparison between measured result and predicted result : BSFC, Pmax, EGR rate and BSNOx

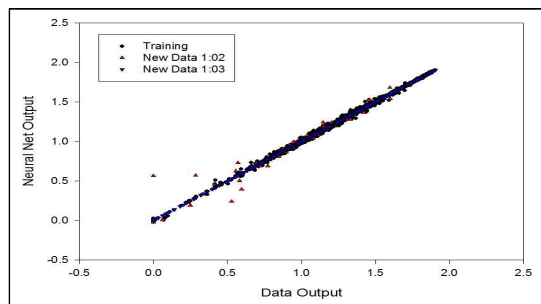


Fig. 2 Comparison between detailed model data result and mean value model data result: volumetric efficiency