

정화 능력 진단 적용을 위한 학습을 통한 삼원촉매 모델의 구현에 관한 연구

최 동 범¹⁾ · 김 용 민¹⁾ · 박 재 홍¹⁾ · 윤 형 진²⁾

서울대학교 전기공학부¹⁾ · 현대자동차 남양연구소²⁾

A Study on an Adaptive Three-Way Catalyst Model for the Monitoring Algorithm

Dongbum Choi¹⁾ · Yongmin Kim¹⁾ · Jaehong Park¹⁾ · Hyoungjin Yun²⁾

¹⁾School of Electrical Engineering, Seoul National University, Seoul 151-742, Korea

²⁾Powertrain Electronic Development Team, Hyundai Motor Company, 772-1 Jangdukdong, Whasungsi, Gyeonggi-do 445-706, Korea

(Received 2 November 2002 / Accepted 6 February 2003)

Abstract : In this paper, an adapted TWC model and its application to the monitoring algorithm are proposed. As TWCs have the different characteristics, the model has to be corrected to diagnose more accurately. In the TWC model oxygen storage and release rate model are adapted to the installed TWC to whose characteristics related. The model learns from the downstream O₂ sensor output during the vehicle's operation. From the results, the model is adapted to the installed TWC's characteristics. Using this model, the monitoring algorithm can diagnose the TWC more accurately. Finally the algorithm is validated with simulations using the data logged from a retail car.

Key words : OBD(자기진단기능), OSC(산소저장능력), Three-way catalyst(삼원촉매), Air-fuel ratio(공연비), Lambda control value(공기과잉률)

1. 서론

자동차의 유해 배기가스 정화장치인 삼원촉매(Three-Way Catalyst)는 고온으로 인한 열적 열화, 촉매 금속의 피독 등에 의하여 성능이 저하될 수 있다.¹⁾ 그 성능이 저하되면 유해 배기가스가 그대로 대기 중으로 방출되므로 대기오염에 심각한 영향을 주게 된다. 이를 방지하기 위해 북미 및 유럽에서는 OBD(On-Board Diagnosis)II 규약을 통해 삼원촉매의 성능 저하로 인해 발생할 수 있는 대기오염을 제한하고 있다. 촉매관련 OBDII 규약은 그 성능을 확

인하여 기준치 이상의 HC가 대기 중으로 방출되면 고장 판정을 하고, 이를 운전자에게 알리는 진단 프로그램을 자동차에 포함시키도록 요구하고 있다.²⁾

이를 만족시키기 위한 삼원촉매 정화 능력 진단 방법은 기본적으로 정화 능력과 OSC(Oxygen Storage Capacity)의 비례관계를 이용한 시간 지연법, 진폭비법, 주파수법등이 알려져 있다.³⁾ 이밖에도 정상적으로 동작하는 삼원촉매의 모델을 이용하는 방법(model based 진단 방법)등이 있고, 이들에 대한 다양한 연구가 진행되어 왔다.⁴⁻⁸⁾

특히 model based 진단 방법에서 cumulative sum 과 Neyman-Pearson criterion을 이용한 연구^{7,8)}가 진행되었는데, 이들은 주어진 모델을 기준으로 한 이

*To whom correspondence should be addressed.
cdb@camus.ac.kr

상 여부 판정에 초점을 맞춘 연구들로, 기본적으로 올바른 모델이 구현되었을 때 진단의 정확성이 보장된다. 그런데 각 삼원촉매마다 그 특성이 다르므로 모든 삼원촉매에 대해 동일한 모델을 적용하면 특성 차이에 따른 오차가 발생한다. 따라서 각 삼원촉매마다 정확한 진단을 수행하기 위해서는 각 특성에 따른 모델의 보정이 필요하다.

본 논문에서는 학습을 통하여 삼원촉매 모델을 구성하고, 이를 model based 진단에 적용하는 방법을 제안한다. 학습 기능은 현재 장착된 삼원촉매에 따라 모델이 그 특성을 학습하여 보정을 수행하게 함으로써, 보다 정밀한 정화 능력 진단을 가능하게 한다.

Model based 진단은 실제 삼원촉매와 삼원촉매 모델의 비교를 통하여 이루어진다. 여기서 삼원촉매 모델을 인가되는 산소량을 계산하는 부분과 산소의 저장 및 방출 과정을 구현한 부분으로 간략화하면, 각 삼원촉매의 특성에 따른 차이는 후자에 따르게 되므로 학습을 통하여 이에 대한 보정을 수행한다. 모델의 보정은 주행상태에서 하류 산소센서의 출력을 학습하여 진행되며, [9]에서 제시한 삼원촉매의 산소 저장 모델을 이용한다. 모델의 보정은 gradient decent method를 이용하는데, 이는 하나의 보정 파라미터에 대해 하나의 미분기와 한번의 덧셈을 통해 간단히 구성할 수 있다. 이와 같은 학습 과정은 정확한 모델의 구현을 가능하게 하므로, 이를 이용한 정화 능력 진단은 보다 정밀하게 수행될 수 있다는 장점을 가진다.

2장에서는 학습을 통한 삼원촉매모델의 구현과 이를 이용한 정화 능력 진단 알고리즘을 제안한다. 3장에서는 제안한 진단 알고리즘을 시뮬레이션하고 그 결과를 분석한다. 4장에서는 전체 내용을 요약하고, 향후 연구 과제를 다룬다.

2. 학습을 통한 삼원촉매 진단 알고리즘

2.1 삼원촉매 진단 알고리즘

Model based 진단 방법은 하류 산소 센서(switching type)의 출력으로부터 실제 삼원촉매를 통해 정화된 산소량을 계산하고, 삼원촉매 모델로부터 정화될 것으로 예측되는 산소량을 계산하여, 이 둘

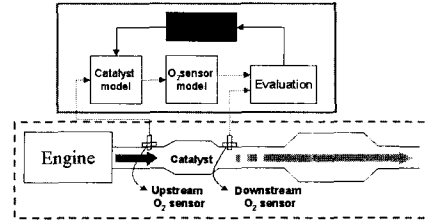


Fig. 1 삼원촉매 진단 알고리즘

의 비교를 통해 진단을 수행한다.

Fig. 1은 진단 알고리즘을 도식화한 것이다. 점선으로 표시된 부분은 배기가스의 대기 방출 과정을 나타내고, 실선으로 표시된 부분은 삼원촉매의 진단 알고리즘을 나타낸다. 진단 알고리즘은 삼원촉매와 산소 센서 모델, 실차의 하류 산소 센서 출력과의 비교 부분, 학습하는 부분으로 구성된다. 이중 학습 부분은 본 논문에서 도입하는 학습기능에 따라 추가된 부분이다.

진단 시스템은 먼저 삼원촉매에 인가되는 산소량을 계산한다. 계산된 값은 삼원촉매 모델을 거치게 되고 그 출력은 정화된 이후의 산소량을 나타낸다. 이는 산소 센서 모델을 통해 센서의 출력 형태로 변환된다. 센서 모델의 출력은 삼원촉매 모델을 통하여 정화된 이후의 산소량을 의미하므로, 이 값과 실제 하류 산소 센서 출력을 비교하여 삼원촉매의 이상 여부를 판정하게 된다.

2.2 삼원촉매 모델의 구성 및 학습 알고리즘

2.2.1 삼원촉매 및 산소 센서 모델

삼원촉매 모델은 인가되는 산소량을 계산하는 부분과 산소가 저장 또는 방출되는 양상을 구현한 부분으로 이루어진다. 진단은 하류 산소 센서 출력과의 비교를 통해 이루어지므로 모델로부터 계산된 값은 산소 센서 모델을 통해 센서의 출력 형태로 변환된다.

Fig. 2는 삼원촉매 모델의 구성을 도식화한 것이다. 인가되는 산소량의 계산은 공기과잉률 λ 와 배기 매니폴드에서의 공기량 $m_{a}(t)$ 을 이용한다. $\Delta \lambda$ 를 $\lambda-1$ 로 정의하면, 공연비가 14.7:1일 때를 기준으로 $\Delta \lambda > 0$ 일 때는 산소가 과 공급된 정도를, $\Delta \lambda < 0$ 일 때는 산소가 부족한 정도를 나타내게 된다. 여기

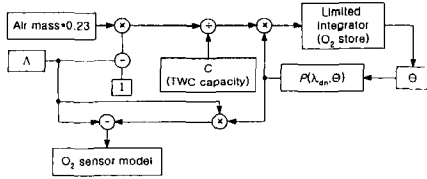


Fig. 2 삼원촉매 모델

에 $m_{ex}(t)$ 와 공기 중 산소의 비율을 곱하여 주면 삼원촉매에 인가되는 산소량 $m_{O_2}(t)$ 를 계산할 수 있다. 이는 식 (1)로 나타낸다.

$$m_{O_2}(t) = 0.23 \times \lambda_{up}(t) \times m_{ex}(t) \quad (1)$$

여기서 0.23은 공기중의 산소의 비율을, up 는 상류를 나타낸다. $m_{ex}(t)$ 의 값을 직접 구하는 것은 불가능하므로 흡기 매니폴드에서의 공기량 $m_{in}(t)$ 으로 근사화하여 식 (1)에 이용한다.¹⁰⁾

산소의 저장 및 배출 양은 현재 저장되어있는 산소량에 영향을 받는다. 공연비가 희박영역에 있을 때, 현재 저장된 양이 많으면 산소의 수용 공간이 상대적으로 적으므로 유입된 산소를 충분히 수용하지 못하게 되며, 저장된 양이 적으면 수용 공간이 상대적으로 충분하므로 대부분의 산소를 저장할 수 있다. 또한 공연비가 농후영역에 있을 때의 산소 저장 및 배출 양상은 희박영역일 때와 반대의 모습을 보이게 된다. 이와 같은 특성에 따라 삼원촉매의 산소 전환 비율 $\rho(\lambda_{up}, \theta)$ 은 식 (2)로 나타낸다.^{8,9)}

$$\rho(\lambda_{up}, \theta) = \begin{cases} \alpha_{LF} f_L(\theta) & \lambda_{up} > 1 \\ \alpha_{RF} f_R(\theta) & \lambda_{up} < 1 \end{cases} \quad (2)$$

여기서 θ 는 삼원촉매에 저장되어 있는 산소량의 비율을, $\alpha_{LF} f_L(\theta)$ 는 희박영역일 때의 산소 저장 비율을, $\alpha_{RF} f_R(\theta)$ 는 농후영역일 때 산소의 배출 비율을 나타낸다.

삼원촉매의 산소 저장 및 배출 특성은 제한된 값을 갖는 적분기(limited integrator)로 모델링 할 수 있다. 산소량 $m_{O_2}(t)$ 는 $\rho(\lambda_{up}, \theta)$ 의 비율만큼 저장 또는 배출 가능하므로, 삼원촉매의 최대 저장 용량 C 에 따라 비율로 환산하여 적분함으로써 θ 를 계산한다. 이는 식 (3)으로 나타낸다.

$$\theta = \int \frac{1}{C} m_{O_2}(t) \times \rho(\lambda_{up}, \theta) dt \quad (3)$$

θ 에 따라 결정된 $\rho(\lambda_{up}, \theta)$ 을 통해 하류에서의 공연비 λ_{dn} 은 식 (4)로 계산된다.

$$\lambda_{dn} = \lambda_{up}(1 - \rho(\lambda_{up}, \theta)) \quad (4)$$

λ_{dn} 을 이용하여 산소 센서의 출력을 계산하는데, 산소 센서 모델은 [7]에서 제시한 모델을 이용한다. 하류 산소 센서 모델의 출력 O_{dn} 은 식 (5)로 나타낸다.

$$O_{dn} = g_{dn}(\lambda_{dn}(t - \Delta t)) \quad (5)$$

여기서 g 는 산소센서의 특성 함수이며, dn 은 하류, Δt 은 시간 지연을 나타낸다.⁷⁾

O_{dn} 은 모델로부터 계산한 출력이므로, O_{dn} 과 실제 하류 산소 센서 출력의 차가 클수록 삼원촉매는 이상이 있음을 의미하고, 그 차이가 작을수록 정상 동작함을 의미하게 된다.

2.2.2 학습 알고리즘

실제 삼원촉매가 장착되어 있는 차량의 하류 산소 센서의 출력을 통해 학습을 진행한다. 삼원촉매의 특성은 산소의 저장 및 배출 특성에 영향을 미치므로 앞선 모델에서 이와 관계된 식 (2)의 보정이 필요하다.

Fig. 3은 삼원촉매의 특성에 따라 변화할 수 있는 산소 저장 및 배출 함수를 나타낸 그래프이다. 그래프의 가로축은 산소의 저장 및 배출 비율, 세로축은 현재 저장된 산소량을 나타낸다. 각 삼원촉매는 저장된 산소의 비율에 따라 식 (2)에서 제시한 것(A)과 달리 삼원촉매의 특성 차이로 인해 모델의 두 파라미터 값이 변할 수 있다. 즉, 현재의 산소 저장량에 따라 보다 향상되거나(B), 떨어지는(C) 특성을 가질 수 있다. 또한 저장 및 배출 능력이 전체적으로 저하되어 있는 상태(D)일 수 있다. 이와 같은 일반적인

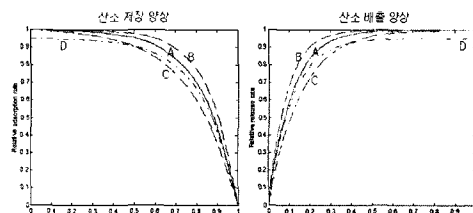


Fig. 3 삼원촉매 특성에 따른 산소 저장/배출 양상

삼원촉매의 특성을 구현하기 위해 $\rho(\lambda_{up}, \theta)$ 는 식 (6)으로 나타낸다. 식 (6)은 [9]에서 제시한 모델에서 삼원촉매의 특성에 따라 변화 가능한 모든 경우를 포함하게 된다.

$$\rho(\lambda_{up}, \theta) = \begin{cases} \alpha_L f_L(\theta) = \alpha_L \left(\frac{1 - e^{-\beta_L \theta}}{e^{-\beta_L \theta} - 1} \lambda_{up} > 1 \right) \\ \alpha_R f_R(\theta) = \alpha_R \left(\frac{e^{-\beta_R \theta} - 1}{e^{-\beta_R \theta} - 1} \lambda_{up} < 1 \right) \end{cases} \quad (6)$$

여기서 α 는 scaling factor로 저장 및 배출 특성이 전체적으로 저하된 삼원촉매일 때 1보다 작은 값을 갖게 된다. β 는 저장된 산소의 비율에 따른 저장 및 배출 특성 변화 양상으로 그 값이 클수록 보다 우수한 성능의 삼원촉매를 나타낸다.

본 논문에서 제안하는 학습기능은 실제 주행 동안 하류산소 센서 출력을 이용하여 현재 장착된 삼원촉매에 맞도록 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 를 보정하는 것으로 Gradient Descent Method를 이용하여 이를 구현한다. (모델에서 사용되는 변수와 실제 장착된 삼원촉매에 대응하는 변수의 구분을 위해 후자에 (')의 기호를 사용한다.)

Fig. 4는 삼원촉매 모델에 학습 알고리즘을 추가한 것으로, 점선으로 표시된 부분이 추가된 학습 알고리즘을 나타낸다. 학습 알고리즘은 크게 하류 산소 센서의 출력으로부터 삼원촉매에 저장되는 산소의 비율을 계산하는 부분과 이를 이용하여 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 를 학습하는 부분으로 나뉘어진다.

하류 산소 센서의 출력 O'_{down} 로부터 식 (5), (6)을 역으로 계산하여 실제 저장된 산소의 비율 $\rho'(\lambda_{up}, \theta)$ 을 얻는다. 계산된 $\rho'(\lambda_{up}, \theta)$ 을 이용하여 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 를 학습하게 되는데, 학습과정은 Gradient Descent Method를 이용한다. 이 방법은 cost function

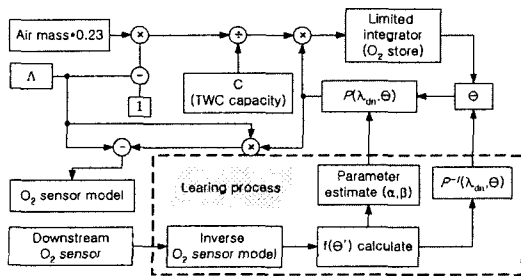


Fig. 4 삼원촉매 모델의 학습 과정

이 단조 감소할 때 안정성이 보장된다.¹¹⁾ 본 논문에서 제시하는 모델에서 보정해야 하는 파라미터의 cost function은 단조 감소하므로 이 방법을 통한 접근은 타당성을 갖는다.

Cost function $J(n)$ 을 식 (7)과 같이 정의하고, 이를 최소가 되도록 하는 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 을 추정하여 보정과정을 수행한다.

$$J(n) = (\rho'_n(\lambda_{up}, \theta) - \rho_n(\lambda_{up}, \theta))^2 \quad (7)$$

여기서 $\rho'(\lambda_{up}, \theta)$ 는 실제 삼원촉매의 산소 저장 및 배출 함수를 나타내고, $\rho(\lambda_{up}, \theta)$ 는 모델의 산소 저장 및 배출 함수를 나타낸다.

$\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 에 대한 gradient는 식 (8)로부터 계산한다.

$$\frac{\partial J(n)}{\partial x(n)} = 2(\rho'_n - \rho_n) \frac{\partial \rho_n}{\partial x(n)} \quad (8)$$

여기서 $x(n)$ 은 $\alpha_L(n), \alpha_R(n), \beta_L(n), \beta_R(n)$ 을 각각 나타낸다.

각 보정 파라미터에 대한 gradient는 모두 단조 증가 또는 단조 감소하게 되므로 $J(n)$ 을 최소로 하는 각 파라미터의 수렴 값을 얻을 수 있다. 식 (8)로부터 구한 gradient를 통해 $x(n+1)$ 은 식 (9)와 같이 보정된다.

$$x(n+1) = x(n) - k \frac{\partial J(n)}{\partial x(n)} \quad (9)$$

여기서 k 는 step의 크기로써 그 크기가 클수록 효율이 높아지는 반면 정밀도가 떨어진다.¹¹⁾

상기한 계산 과정에서 θ 는 현재의 x 에 영향을 받게 되는데, 학습의 진행과정에서 x 는 실제 삼원촉매에 해당하는 값과 동일하지 않으므로 이를 통하여 계산된 θ 또한 정확한 값을 갖지 않는다. 즉, 실제 삼원촉매를 통하여 얻을 수 있는 것은 $\rho(\lambda_{up}, \theta)$ 뿐이므로 실제 삼원촉매의 산소 저장 비율인 θ 를 통하여 학습이 진행된다. 따라서 보다 정확한 θ 를 통해 학습을 진행하기 위해서 보정된 $x(n)$ 을 이용 $\rho^{-1}(\lambda_{up}, \theta)$ 를 통해 다시 $\theta(n)$ 을 계산하여 이를 적용한다.

이와 같은 과정은 $J(n)$ 을 최소화하는 과정으로, 이를 반복적으로 수행하면 $x(n)$ 은 $x'(n)$ 으로 수렴하게 된다. 수렴된 값은 삼원촉매 모델에 해당하는 값

이므로 현재 장착된 삼원촉매에 보다 가까운 모델을 얻게 된다.

3. 실차 데이터를 이용한 시뮬레이션

3.1 시뮬레이션 구성

실차 데이터를 이용한 시뮬레이션을 통하여 제안한 모델의 구현 가능성과 타당성을 확인한다. 시뮬레이션은 실차로부터 얻은 공기과잉률과 흡입 공기량을 이용하였다. 일반 삼원촉매 모델과 삼원촉매 학습 모델의 출력을 비교하여 학습을 통한 모델 보정의 효과를 확인하였다. 그러나 하류 산소 센서가 장착된 차량으로부터 기록한 데이터가 아니므로 추정 대상이 되는 삼원촉매 모델을 도입하였다. 본 실험에서 추정 대상 삼원촉매 모델은 실제 장착된 삼원촉매 및 하류 산소센서의 역할을 수행하게 된다. 따라서 학습은 추정 대상 삼원촉매 모델에서의 하류 산소 센서 모델 출력을 통해 이루어진다. 시뮬레이션은 MATLAB을 이용하였다.

Fig. 5는 시뮬레이션의 구성을 나타낸 것으로 실차의 주행상태부터 기록한 공기과잉률과 흡입공기량을 입력으로 하여, 각 삼원촉매 모델, 그리고 출력을 비교하는 부분으로 구성된다.

삼원촉매가 정상 동작할 수 있는 상태에서 데이터를 기록하기 위해 다음과 같은 환경을 구성하였다. 실차는 idle상태이고, 엔진 회전 속도는 790~805rpm, 냉각수온은 90~93℃, 흡입공기량은 12 kg/h, 측정시간은 51초이다.

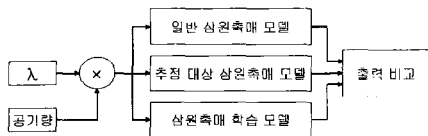


Fig. 5 시뮬레이션 구성도

3.2 시뮬레이션 결과 및 분석

Fig. 6은 각각 추정 대상이 되는 삼원촉매 모델(실차의 경우 하류 산소 센서 출력), 일반 삼원촉매 모델, 논문에서 제시한 삼원촉매 학습 모델의 출력을 나타내는 그래프이다. 일반 모델은 추정 대상 모델의 출력에 비하여 10배 정도 큰 출력을 보이지만, 삼

원촉매 학습 모델은 시간이 지날수록 추정 대상 모델의 출력으로 수렴하고 있다.

Fig. 7은 일반 모델 및 삼원촉매 학습 모델의 출력과 추정 대상 모델의 출력의 차이를 나타낸 그래프이다. 삼원촉매 학습 모델의 출력 차이는 0으로 수렴함을 알 수 있다.

Fig. 8은 시간에 따른 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 의 변화를 나타낸 그래프로, 학습이 진행됨에 따라 각각 일정 값

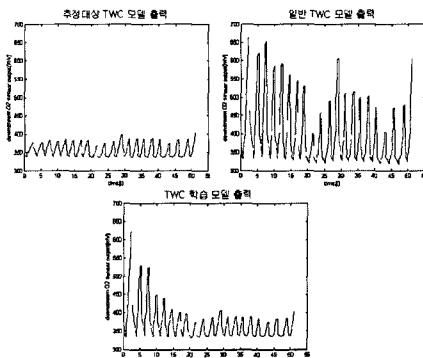


Fig. 6 추정 대상 / 일반 / 학습 삼원촉매 모델

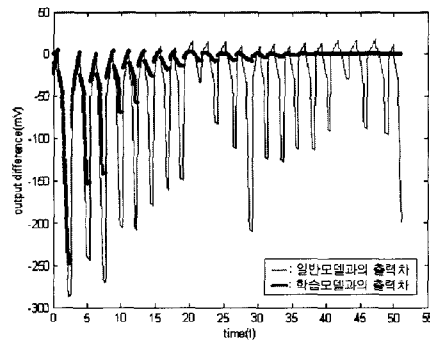


Fig. 7 추정 대상 모델 출력과의 차이

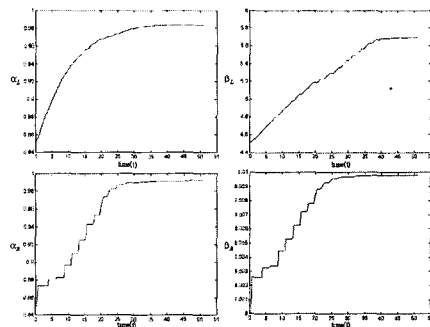


Fig. 8 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$

으로 수렴해 가고 있다.

추정 대상 모델과 삼원촉매 학습 모델 출력의 오차는 33초 이후에 1% 이내로 떨어지며, 각 파라미터의 변화량이 1% 이내로 감소하기 까지 30 ~ 45초의 시간이 걸리고 있다. 모델 출력의 오차와 파라미터 변화량이 1% 이내로 감소하기까지 걸리는 시간은 모델의 차이가 작을수록, 식 (9)의 k 가 클수록 짧아질 수 있다. 그러나 k 가 커지면 학습의 정밀도가 떨어지므로 이에 대한 고려가 필요하다.

시뮬레이션 결과 학습 기능을 갖춘 모델은 학습 대상이 되는 모델로 보정 가능함을 확인할 수 있다. 또한 학습이 진행되는 동안 보정이 수행되는 값들인 $\alpha_L, \alpha_R, \beta_L, \beta_R$ 은 발산하지 않고 일정값으로 수렴해 감을 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안한 학습을 통해 구현한 삼원촉매 모델은 그 대상이 되는 삼원촉매로의 모델 보정이 가능함을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 학습을 통한 삼원촉매 모델을 제안하고, 이를 model based 진단에 적용하였다. 학습은 하류 산소 센서의 출력을 이용하였으며, 삼원촉매 모델 중 산소 저장 특성 모델에 대하여 보정을 수행하였다. 모델의 보정은 gradient descent method를 이용하였으며, 수정된 모델을 통한 삼원촉매의 진단 방법을 제시하였다. 마지막으로 시뮬레이션을 통하여 본 진단 방법의 타당성을 확인하였다. 이러한 학습 모델을 통한 삼원촉매의 진단 방법은 실제 장착된 삼원촉매에 맞게 모델을 보정함으로써 보다 정밀하게 진단을 수행한다는 장점을 가진다.

제안한 알고리즘은 ECU potting을 통한 실차 테스트, 또는 실차의 하류 산소센서 출력을 통해 검증해야 하는 과제를 남겨두고 있다. 이를 위해서는 삼원촉매 및 산소센서의 지연시간을 고려한 연구가 필요하다.

References

- 1) O. T. Lim, J. H. Wee, M. T. Lim, "Aging Characteristics of Down-sized Automotive Catalyst," Spring Conference of KSAE, pp.242-246, 2002.
- 2) California / Environmental Protection Agency, Mail-Out #MSC 97-24, 1997.
- 3) S. G. Son, S. W. Yun, D. J. Kim, S. J. Jeon, "A Study on Converter OBD," Transactions of KSAE, Vol.9, No.2, pp.202-209, 2001.
- 4) A. Boatas, B. Dubuisson, M. A. Dillies-Peltier, "A New Statistical Pattern Recognition Distance Rejection Model : Application to the Monitoring of Car Catalytic Converters," Systems, Man, and Cybernetics, IEEE International Conference, 2000.
- 5) J. S. Hepburn, "A Review of the Dual EGO Sensor Method for OBDII Catalyst Efficiency Monitoring," SAE 942057, 1994.
- 6) J. Koupal, M. A. Sabourin, W. B. Clemmens, "Detection of Catalyst Failure on-Vehicle Using the Dual Oxygen Sensor Method," SAE 910561, 1991.
- 7) G. L. Glielmo, S. Santini, A. Caraceni, "A Fault Diagnosis Algorithm for Three Way Catalytic Converters," Proceedings of AVEC, 2000.
- 8) E. P. Brandt, J. W. Grizzle, "Three-Way Catalyst Diagnostics for Advanced emissions Control Systems," American Control Conference, 2001.
- 9) E. P. Brandt, Y. Wang, J. W. Grizzle, "Dynamic Modeling of a Three-Way Catalyst for SI Engine Exhaust Emission Control," IEEE Transactions on Control Systems Technology Vol.8, No.5, 2000.
- 10) E. Shafai, C. Roduner, H. P. Geering, "Indirect Adaptive Control of a Three-Way Catalyst," SAE 961038, 1996.
- 11) P. A. Ioannou, Jing Sun, Robust Adaptive Control, Prentice-Hall International Editions, 1996.