

진화전략과 신경회로망을 이용한 능동 현가장치 LQG 제이기 설계

LQG Controller Design for Active Suspensions using Evolution Strategy and Neural Network

천종민[†], 김종문^{*}, 박민국^{**}, 권순만^{***}

(Jong-Min Cheon, Jong-Moon Kim, Min-Kook Park and Soonman Kwon)

Abstract - In this paper, we design a Linear Quadratic Gaussian(LQG) controller for active suspensions. We can improve the inherent suspension problem, trade-off between the ride quality and the suspension travel by selecting appropriate weights in the LQ-objective function. Using an optimization-algorithm, Evolution Strategy(ES), we find the proper control gains for selected frequencies, which have major effects on the vibrations of the vehicle's state variables. The frequencies and proper control gains are used for the neural network data. During a vehicle running, the trained on-line neural network is activated and provides the proper gains for non-trained frequencies.

Key Words : Active Suspension, LQG Controller, Evolution Strategy and Neural Network

1. 서론

차량 현가장치는 승객의 승차감을 향상시키고 주행 안정성을 확보하는 크게 두 가지의 목적을 가지고 설계된다. 그러나 일반적으로 현가장치에는 승차감과 조종성능, 또는 승차감과 현가편차(suspension travel)사이에서 서로 상충관계가 존재하는데[1], 고정된 설계 상수를 가지는 수동 현가장치는 이들 상충관계 사이의 적정 타협만 보장하는데 불과하기 때문에 비록 고비용에 에너지 소비가 크지만, 능동 현가장치를 도입하여 앞의 여러 문제점들을 해결하도록 한다. 능동 현가장치에 쓰이는 제어이론에는 skyhook 제어[2], 최적 제어[3] 등이 있다. 본 논문에서는 최적제어 이론 기반의 LQ 제어에 최적 추정 이론 기반의 Kalman 필터를 포함하는 LQG(Linear Quadratic Gaussian) 제이기[4]를 사용하여 능동 현가장치를 설계한다. LQ 제어는 목적함수 내의 가중치들의 적절한 선택이 중요한데, 그 가중치 설정에는 명확한 기준이 없다. 그래서 설계자의 경험에 의한 시행착오에 의존할 수밖에 없는데 [4], 알고리즘 구성이 간편하면서도 탐색능력이 우수한 진화전략[5]을 이용하면, 용이하게 적정 가중치를 찾을 수 있다. 제어대상인 자동차가 입력외란인 도로의 주파수에 영향을 많이 받는 것을 고려하여 각 주파별로 적정 가중치를 진화전략을 통하여 찾는다. 그리고 입력을 주파수로, 출력을 해당 주파수의 적정 가중치에 의한 제어제인으로 구성된 학습 데이

터로 신경회로망을 학습시킨다. 이렇게 학습된 신경회로망을 차량 주행 중에 on-line으로 가동시켜 신경회로망의 일반화 능력을 통해 학습되지 않은 주파수에 대해서도 적절한 제어 제인을 제공하도록 한다.

2. 본론

2.1 능동 현가장치 모델

그림 1에서는 sprung mass M_s 와 unsprung mass M_u 사이에 스프링, 댐퍼와 병렬로 능동 액츄에이터를 설치한 1/4 능동 현가장치를 보여주고 있다.

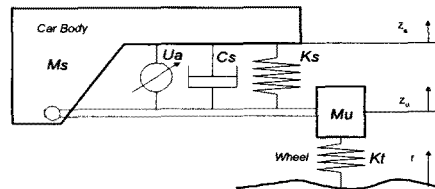


그림 1. 1/4 능동 현가장치 모델

위 1/4 현가장치를 모델로 하여 운동방정식을 세우면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} M_s \ddot{z}_s &= -K_s(z_s - z_u) - C_s(\dot{z}_s - \dot{z}_u) + U_a \\ M_u \ddot{z}_u &= K_s(z_s - z_u) + C_s(\dot{z}_s - \dot{z}_u) - K_t(z_u - r) - U_a \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 K_s 는 현가 스프링 상수, C_s 는 현가 댐퍼 상수, 그리고 K_t 는 타이어 스프링 상수를 나타내고, U_a 는 액츄에

저자 소개

[†] 교신저자 : 韓國電氣研究院 計測制御研究그룹 先任研究員
E-mail : jmcheon@keri.re.kr

^{*} 韓國電氣研究院 計測制御研究그룹 先任研究員

^{**} 韓國電氣研究院 計測制御研究그룹 責任技士

^{***} 韓國電氣研究院 計測制御研究그룹 責任研究員

이터 힘을 가리킨다. z_s , z_u , r 은 각각 sprung mass와, unsprung mass의 변위들, 그리고 노면으로부터의 입력 외란을 의미한다.

2.2 제어기 설계

2.2.1 LQG 제어기

LQG 제어방법은 확정(deterministic) 플랜트에 대하여 최적제어 기반의 LQ 제어와 및 최적추정 이론 기반의 Kalman 필터를 이용한 모델기준 보상기를 설계하여 출력 피드백 제어시스템을 구성하는 것이다[4]. 제어기 설계 주요 파라미터들은 크게 두 가지로 LQ 제어 개인과 Kalman 필터 개인이다. LQ 제어는 최적 제어 이론으로, 안정가능한(stabilizable) 선형(linear) 플랜트를 대상으로 2차의(quadratic) 목적함수를 세워서 그 목적함수를 최소화하는 것이 제어목적이다. 이러한 구속조건하에서 목적함수를 세우면 다음과 같다.

$$J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left\{ \int_0^T (\dot{z}_s^2 + \rho_1(z_s - z_u)^2 + \rho_2 \dot{z}_s^2 + \rho_3(z_u - r)^2 + \rho_4 \dot{z}_u^2 + \rho_5 U_a^2) dt \right\} \quad (2)$$

식(2)의 목적함수 J 내의 가중치들- $\{\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4, \rho_5\}$ 은 시스템의 페루프의 극점위치와 고유벡터를 결정하는 중요한 인자이다. 위 목적함수를 바탕으로 $x_1 = z_s - z_u$, $x_2 = \dot{z}_s$, $x_3 = z_u - r$, $x_4 = \dot{z}_u$ 와 같이 상태변수들을 정한다. LQ 제어는 전 상태 피드백(full state feedback)을 통해 $U_a = -Kx$ 형태로 제어입력을 구하는데, 개인 K 는 ARE(Algebraic Riccati Equation)

$$A^T P + PA + Q - PBR^{-1}B^T P = 0 \quad (3)$$

을 풀어서 나온 양의 반정행렬 P 를 이용하여, $K = R^{-1}B^T P$ 를 구한다. 여기서 A , B 는 각각 주어진 상태방정식의 시스템 행렬과 입력 결합 행렬이다. Q 와 R 은 각각 목적함수 내의 상태 가중행렬과 제어 가중행렬이다. LQG는 최적 추정을 위하여 또 하나의 목적함수를 가지며 필터 개인을 구하기 위한 FARE(Filter Algebraic Riccati Equation)

$$A\Sigma + \Sigma A^T + \Gamma Q_o \Gamma^T - \Sigma C^T R_o^{-1} C \Sigma = 0 \quad (4)$$

의 해 Σ 를 통해 필터 개인 $L = \Sigma C^T R_o^{-1}$ 를 구한다. 여기서 C 는 출력 행렬, Q_o 는 외란 강도 행렬, R_o 는 센서 잡음 강도 행렬이다.

2.2.2 진화전력을 통한 적정 가중치 선정

LQ 제어에는 적정 가중치 선정에 있어서 명확한 기준이 없이 설계자의 경험적 시행착오[4]에 의존하는데 이를 대신하여, 알고리즘 구성이 간단하며 탐색능성이 우수한 진화전략[5]을 도입한다. 어떤 일정 주파수를 가진 노면외란이 들어오는 주행 환경 내에서 LQ 제어 목적함수 가중치들을 탐색과정에서의 경쟁개체로 정하고 각 개체들에서 구해지는 제어

개인들에 의한 시스템 응답들 중에 $v = \{x_2, x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 을 평가함수, 식 (5)의 변수들로 삼는다. 식 (5)에서 $\sum_i = \sum_{k=1}^m (v_i(k)^2 - \hat{v}_i(k)^2)$ 이고 v_i 는 v 벡터의 i -번째 요소이고 \hat{v}_i 는 v_i 의 최대 허용 한계치이다.

$$f = \frac{1}{1 + \alpha \sum_{i=1}^5 s(\sum_i) + \beta U_a^2} \quad (5)$$

$S(\cdot)$ 은 계단 함수를 나타내고 $\alpha \gg \beta$, $\beta \approx 1$ 로 설정하여 작은 제어 입력 U_a 로 v 가 허용 한계 내에 머무르게 하는 개체가 더 좋은 평가를 받도록 한다. 예를 들어서 \hat{v}_1 을 작게 하면 우수한 승차감을 주는 개체가 선택될 것이고 현가편차를 줄이는 개체가 선택되도록 하려면 \hat{v}_4 를 줄이면 된다.

$$x' = x + N(0, \sigma) \quad (6)$$

여기서 $N(0, \sigma)$ 은 평균이 0이고, 표준편차가 σ 인 가우시안 랜덤변수를 나타내고, 부모인 x 에서 (6)식과 같은 돌연변이로 탄생한 자손 x' 이 기존의 부모와 한 세대 내에서 공존하면서 (5)식과 같은 평가함수를 가지고 경쟁한다. 본 논문에서는 가장 우수한 개체는 꼭 살려서 다음 세대로 넘기는 엘리티즘(elitism)을 사용하였다.

2.2.3 신경회로망

일정 간격의 주파수별로 진화전략에 의해 적정 LQR 가중치들을 찾고, 각각에 대하여 ARE를 풀어서 제어개인을 구한다. 이렇게 되면 주어진 주파수별로 적정 제어개인들이 얻어지게 되는데, 이들을 신경회로망의 학습데이터로 사용하여 주파수가 입력이고 그에 따른 적정 제어개인이 출력인 신경회로망을 설계한다. 본 논문에서는 입력이 한 개, 각각 6개, 8개의 노드를 가진 두 개의 은닉층과 4개의 출력을 가진 다층 신경회로망을 사용하였다. 신경회로망의 학습에는 역전파 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망에 주행 도로의 주파수를 입력하기 위하여 노면 외란과 동일하게 진동하는 현가편차를 이용한다. 노면 외란이 반주기동안은 일정주파수로 들어온다는 가정 하에, 현가편차가 0을 지날 때의 시간과 그 변화분이 0이 되는 때, 즉 극점에 왔을 때의 시간사이의 시간차를 구한다. 여기서 구해진 시간차가 1/4주기가 되므로 이를 통해 현재 도로의 주파수를 읽어온다. 이렇게 읽어온 주파수를 자동차 주행 중에 on-line으로 가동 중인 신경회로망의 입력 값으로 넣어서 출력된 제어개인 $K = [K_1 \ K_2 \ K_3 \ K_4]$ 와 추정상태들 $x = [z_s - z_u, \dot{z}_s, z_u - r, \dot{z}_u]^T$ 를 곱하여 $U_a = -Kx$ 의 형태로 제어입력을 구해서 액추에이터를 통해 능동 현가장치에 제어 힘을 가한다.

2.3 모의실험

차체 공진제어에 상당히 효과적인 스카이hook 제어기[2]를 본 논문에서 제시한 제어기와 모의실험을 통해 비교한다. 다양한 주행환경에서, 상충관계인 승차감과 현가편차의 응답성

능의 비교를 통하여, 제시된 제어기의 우수성을 보이고자 한다. 그림 2에서는 일정한 높이(0.0245m)로 저주파영역에서 그 주파수가 서서히 증가하는 노면 입력 하에서의 시스템 응답을 보이고 있다. (b)와 (c)의 실선은 제시된 제어기의 응답을, 그리고 점선은 스카이훅 제어기의 응답을 보여주고 있다. (b)에서 보듯이 저주파에서는, 제안된 제어기에 의한 승차감 응답이 보다 우수한 것을 볼 수 있고, (c)의 현가편차는 임계치 $\pm 0.055\text{m}$ [1]안에서는 구속을 두지 않았으므로 비교처에서 큰 차이가 없다.

표 1. 모의 실험 파라미터

차체 무게	Ms	290 kg
차륜 무게	Mu	59kg
현가 스프링 상수	Ks	16812 N/m
현가 댐퍼 상수	Cs	1000 N/(m/sec)
타이어 스프링 상수	Kt	190000 N/m

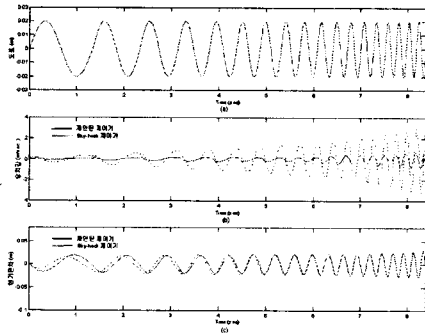


그림 3. 저주파(0.75~5Hz) 도로 입력하의 시스템 응답

그림 3에서는 일정한 높이(0.0245m)로 고주파영역에서 그 주파수가 서서히 증가하는 노면 입력 하에서의 시스템 응답을 보이고 있다. 형식은 그림 2와 같고, 고주파로 갈수록 현가편차가 증가하기 시작하여 임계치인 $\pm 0.055\text{m}$ 를 통과하여 자동차의 둔 적정 계인을 찾았다. 따라서 (c)에서 보듯이, 제시한 제어기에 의한 현가편차 응답은 임계치에 접근하지 않고 있고, 현가편차와 상충관계에 있는 승차감은 (b)에서 보듯

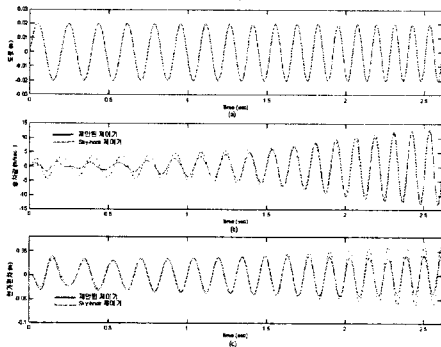


그림 4. 고주파(5~10Hz) 도로 입력하의 시스템 응답

이 조금 손해를 볼 수밖에 없다.

그림 5에서는 주파수뿐만 아니라 그 높이도 변하는, 실제 상황에 근접한 도로 입력하의 시스템 응답을 보여준다. 향상된 승차감과 임계치 내의 현가편차 결과를 보이며 실제 도로 상황에서도 우수한 성능을 보일 수 있음을 알 수 있다.

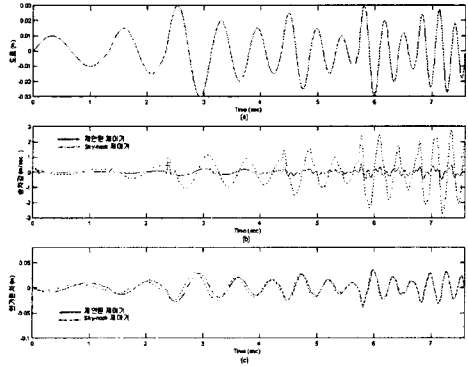


그림 5. 변화가 많은 도로 입력하의 시스템 응답

3. 결론

본 논문에서는 상충관계에 있는 승차감과 현가편차를 각기 다른 제어목적으로 삼아서, 주어진 주행환경(도로 주파수 기준)하에서 서로의 경증을 따지고 그 상황에 맞는 제어기가 설계되도록 적정 계인을 진화전략으로 찾았다. 이렇게 찾은 적정 제어 계인으로 신경회로망을 학습시키고, 모의실험 결과에서 on-line으로 가동한 신경회로망의 적절한 제어 계인의 제공으로, 주어진 제어환경 하에서 자연스럽게 그 제어목적을 달성하는 것을 보았다.

참고 문헌

- [1] J. S. Lin and I. Kanellakopoulos, "Nonlinear Design of Active Suspensions," J. of IEEE Control Systems, pp. 45-59, June 1997.
- [2] A. Alleyne and J. K. Hedrick, "Nonlinear Adaptive Control of Active Suspensions," IEEE Trans. on Control Systems Technology, vol. 3, no. 1, pp. 94-101, March, 1995.
- [3] L. R. Ray, "Robust Linear-Optimal Control Laws for Active Suspension Systems," Trans. of the ASME. J. of Dynamic Systems, Measurement and Control, vol. 114, pp. 592-598, Dec., 1992.
- [4] 김종식, 선형 제어시스템 공학, 청문각, 1997.
- [5] Z. Michalewicz, Genetic Algorithms+Data Structures= Evolution Programs, Springer-Verlag, U.S.A., 1994.