

진화전략과 신경회로망에 의한 능동 현가장치의 제어기 설계

A Controller Design for Active Suspension System Using Evolution Strategy and Neural Network

김대준, 천종민, 전향식, 최영규, 김성신

(Dae-Jun Kim, Jong-Min Chun, Hyang-Sig Jeon, Young-Kiu Choi, and Sungshin Kim)

Abstract : In this paper, we propose a linear quadratic regulator(LQR) controller design for the active suspension using evolution strategy(ES) and neural network. We can improve the inherent suspension problem, the trade-off between ride quality and suspension travel by selecting appropriate weights in the LQR-objective function. Since any definite rules for selecting weights do not exist, we replace the designer's trial-and-error method with ES that is an optimization algorithm. Using the ES, we can find the proper control gains for selected frequencies, which have major effects on the vibrations of the vehicle. The relationship between the frequencies and proper control gains are generalized by use of the neural network. When the vehicle is driven, the trained neural network is activated and provides the proper gains for operating frequencies. And we adopted double sky-hook control to protect car component when passing large bump. Effectiveness of our design has been shown compared to the conventional sky-hook controller through simulation studies.

Keywords : evolution strategy, neural network, active suspensions, linear quadratic controller

I. 서론

최근 현가장치에 의한 승차감이나 주행 안정성등을 통하여 자동차 성능을 평가하는 경우가 많아졌고, 현가장치에 대한 연구도 활발해지고 있다. 먼저, 현가장치의 기본적인 역할을 소개하면 다음과 같다. 첫째는 불규칙한 도로에 의한 수직 방향의 힘을 효과적으로 억제하여 진동이 차체에 직접 전달되는 것을 막는데 이것을 통해 승차감을 향상시킬 수 있다. 둘째는 타이어와 도로 사이의 접지면을 증대시켜 조종 성능과 주행 안정성을 향상시킬 수 있다[1].

수동소자인 스프링과 충격흡수기(shock absorber)만으로 구성된 수동 현가장치(passive suspension)는 설치비용, 소비 에너지, 그리고 차지하는 공간이 작은 이점을 갖고 있지만, 고정된 설계 상수들만으로는 가변적인 주행환경에 능동적으로 대처할 수 없다. 또 일반적으로 현가장치에는 승차감과 주행 안정성 사이에 상충관계가 존재하는데, 수동 현가장치는 이들 사이의 적절한 상호 타협만을 고려하는데 불과하다. 이러한 수동 현가장치의 단점들은 비록 고비용에 에너지 소비가 크지만 능동 현가장치(active suspension)를 도입하면 해결할 수 있다[1].

능동 현가장치는 센서를 통해 전달되는 정보들로 액츄에이터가 가해주는 힘을 결정하는 폐환 제어(feedback control)에 기초를 둔다. 이들 제어 이론에는 스카이훅 제어[2]나 최적 제어[3] 등이 있고, 그 외 퍼지 논리 [4]나

가변 구조 제어기[5]를 사용한 경우도 있다.

능동 현가장치는 센서를 통해 전달되는 정보들로 액츄에이터가 가해주는 힘을 결정하는 폐환 제어(feedback control)에 기초를 둔다. 이들 제어 이론에는 스카이훅 제어[2]나 최적 제어[3] 등이 있고, 그 외에 퍼지 논리[4]나 가변 구조 제어기[5]를 사용한 경우도 있다. 본 논문에서는 최소의 에너지량으로 상태 변수들을 원하는 값으로 수렴시키기 위하여 최적 제어의 일종인 LQR를 사용한 능동 현가장치를 설계한다. LQR에서는 주어진 제어 목적에 합당한, 목적 함수내의 가중치 선정에 있어서 명확한 기준이 없다. 따라서 만족스러운 해를 얻을 때까지 설계자의 경험에 의존하여 가중치들을 적당히 수정하면서 시행착오를 거칠 수밖에 없다[6]. 이러한 설계자의 반복적인 시행착오 과정을 대신하여 최적화 문제에 자연선택적 원리를 모방한 진화 알고리즘(Evolutionary Algorithm)중의 한 방법인 진화 전략[14][15]을 도입하였다.

진화 전략의 탐색환경으로는 주행중인 차량에 의해서 작용하는 도로의 주파수를 선정한다. 이렇게 선정된 이유는 차량 상태 변수의 진동 현상이 도로 주파수의 영향을 많이 받기 때문이다[3]. 도로 주파수를 관심 주파수 영역으로 그 범위를 한정하고, 그 영역내에서 일정 간격으로 대표 주파수들을 세워서 이들 주파수별로 원하는 응답을 내는 적정 LQR 가중치를 여러 세대를 거치면서 탐색한다. 기존에는 승차감과 주행 안정성 사이의 상충관계를 주로 고려하였으나, Jung-Shan Lin[1]은 비선형 필터에 의한 능동 현가장치를 제안하면서 승차감과 현가 편차 사이에 존재하는 상충관계를 더 근본적인 문제로 다루었다. 본 논문에서도 주어진 환경 내에서 승차감과 현가 편차 사이의 상충관계를 동시에 고려하여 이들을

접수일자 : 2000. 2. 12., 수정완료 : 2000. 8. 30.

김대준, 천종민, 최영규, 김성신 : 부산대학교 전기공학과(djkim@hanmail.net/mujjei@hanmail.net/ykichoi@pusan.ac.kr/sskim007@pusan.ac.kr)

전향식 : 한국항공우주산업(주)(hsjun@koreaaero.com)

얼마나 잘 조화시키고, 나아가 승차감과 주행 안정성이 얼마나 향상 되느냐에 그 기준을 두어 시스템 응답을 판별하였다.

탐색된 적정 가중치들에서 Riccati 대수방정식을 풀어서 LQR 제어 이득을 구하면 주파수별로 적정 제어 이득들이 만들어진다. 그러나 어떤 주파수의 도로 외란을 만날지 모르는 다양한 주행 상황에서 일정 간격의 대표 주파수들에 대해서만 적정 제어 환경을 구성하는 것은 충분하지 못하다. 그래서 일반화 기능이 우수한 인공 신경 회로망을 사용하여 고려되지 못한 다른 주파수들에 대하여 보간을 한다[9][10]. 우선 대표 주파수들을 입력으로 하고 각 주파수별로 구해진 적정 제어 이득들을 출력으로 하는 신경 회로망 학습 데이터를 만든다. 그리고 이들 데이터를 이용하여 off-line으로 학습시킨 신경 회로망을 실제 차량의 주행시에 on-line으로 가동 시켜서 학습되지 않은 주파수의 도로 외란에 대해서도 적정 제어 이득을 제공할 수 있도록 하였다.

차량이 주행시에 스피드 범프나 구덩이 등을 지날 때에는 차량 상태 변수들의 급격한 가진으로 현가 편차가 주어진 임계치를 초과할 수도 있다. 임계치를 초과하게 되면 현가장치가 차체에 붙은 stopper를 치게 되며 차체가 큰 충격을 받게 된다[1]. 이러한 상황을 방지하기 위하여, 현가 편차 임계치 초과시에는 현가 편차를 효과적으로 줄일 수 있는 이중 스카이훅(double sky-hook) 제어를 적용하였다[13].

II. 현가장치를 위한 차량 모델링

그림 1에서는 2자유도-1/4 차량 모델을 바탕으로, 수동소자들인 스프링-댐퍼와 병렬로 능동 액츄에이터(active actuator)를 설치한 능동 현가장치를 보여주고 있다. 자동차 현가장치의 진동 모델로 대부분 1/4 차량 모델을 선택하는 이유는 그 구조가 간단하여 모델 분석이 용이하고 이해하기 쉬우면서도 전 차량 모델(full-car model)의 중요한 특징들을 잘 반영하며 실제 차량으로 주행했을 때의 분석 결과와도 비교적 잘 일치하고 있기 때문이다[1]. 수동 현가장치는 액츄에이터가 없이, 수동소자들만으로 구성되어 있다.

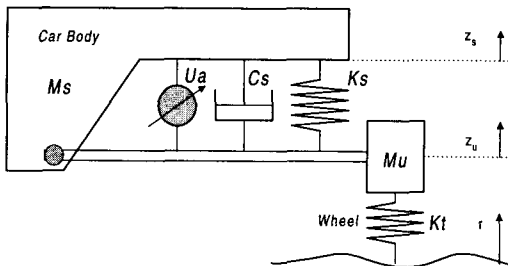


그림 1. 능동 현가장치를 위한 1/4 차량 모델.
Fig. 1. Quarter-car model for active suspensions.

그림 1의 모델을 통해 능동 현가장치를 위한 1/4 차량 모델의 운동 방정식을 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 M_s 는 스프링 위의 차체 질량, M_u 는 스프링 아래 쪽의 차축 질량을 의미하고, K_s 는 현가 스프링 상수, C_s 는 현가 댐퍼 상수, K_t 는 타이어를 스프링으로 근사화한 경우의 상수, U_a 는 액츄에이터 출력 힘을 나타내고 있다. 그리고 z_s 는 차체의 변위, z_u 는 차륜의 변위, r 은 도로 외란을 의미한다. 수동 현가장치의 경우에는 (1)에서 $U_a = 0$ 을 취하면 된다.

III. 현가 제어기의 설계

1. 제어기의 구조

LQ 제어는 최적 제어의 한 방법으로 플랜트가 상태 공간 표현에서 선형이라는 조건하에 플랜트 상태 변수들과 제어 입력으로 구성된 이차 형태의 목적 함수를 가진다. LQR은 LQ 문제를 레귤레이터(regulator) 형태로 해석한 경우로 외란의 영향을 최소화하여 평형 상태를 계속 유지하도록 하는 것이 목적이다[11]. 이를 위해서는 이차의 목적 함수내의 가중치들을 제어 목적에 알맞게 선정하여 그 목적 함수를 최소화하는 제어 입력을 구해야 한다[6].

본 논문에서는 LQR을 자동차의 능동 현가장치 제어에 적용하여서, 차량의 상태 변수들을 평형 상태로 수렴하게 함으로써 현가장치의 목적인 승차감과 주행안정성을 동시에 고려하여 양자의 성능을 개선하고자 하였다.

제어 대상 플랜트인 능동 현가장치를 위한 1/4차량 모델의 선형 상태 공간 표현은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ -\frac{K_s}{M_s} & -\frac{C_s}{M_s} & 0 & \frac{C_s}{M_s} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{K_s}{M_u} & \frac{C_s}{M_u} & -\frac{K_t}{M_u} & -\frac{C_s}{M_u} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{M_s} \\ 0 \\ -\frac{1}{M_u} \end{bmatrix} U_a + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} \dot{r} \end{aligned} \quad (2)$$

윗 식을 아래와 같이 벡터-행렬의 형태로 간단히 표시할 수 있다.

$$\dot{x} = A x + B U_a + \Gamma \dot{r} \quad (3)$$

여기서 A, B, Γ 는 (2)의 해당 행렬들을 각각 나타내고, 상태변수들은 $x_1 = z_s - z_u$, $x_2 = \dot{z}_s$, $x_3 = z_u - r$, $x_4 = \dot{z}_u$ 이다. 이들 상태 변수들로 이차의 목적 함수를 세우면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left\{ \int_0^T (\dot{z}_s^2 + \rho_1 (z_s - z_u)^2 + \rho_2 \dot{z}_s^2 \right. \\ \left. + \rho_3 (z_u - r)^2 + \rho_4 \dot{z}_u^2 + \rho_5 U_a^2) dt \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

위 (4)의 물리적 의미를 보면, 목적 함수를 구성하고 있는 상태 변수들이 이차의 형태를 취하고 있으므로,

각 이차항들을 최소화하는 것과 목적 함수를 최소화하는 것은 같은 의미로 볼 수 있다. 그리고 각 항들에 곱해져 있는 가중치들은 목적 함수 최소화에 그 항들이 미치는 영향력의 경중을 의미하고 있다. 따라서 어떤 상태 변수를 다른 것들에 비해 더 빨리 혹은 같은 시간에 더 가까이 목적하는 값에 접근하도록 하기 위해서는 원하는 상태 변수의 항에 더 큰 가중치를 주면 된다.

(4)를 상태 가중 행렬 Q와 제어 가중 행렬 R, 그리고 상태 변수와 제어 입력 사이의 상관 행렬 N을 가지고 재구성한 목적 함수는 다음과 같다.

$$J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left\{ \int_0^T (\mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} + 2 \mathbf{x}^T \mathbf{N} \mathbf{u} + \mathbf{R} U_a^2) dt \right\} \quad (5)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{K_s^2}{M_s^2} + \rho_1 & \frac{K_s \cdot C_s}{M_s^2} & 0 & -\frac{K_s \cdot C_s}{M_s^2} \\ \frac{K_s \cdot C_s}{M_s^2} & \frac{C_s^2}{M_s^2} + \rho_2 & 0 & -\frac{C_s^2}{M_s^2} \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ -\frac{K_s \cdot C_s}{M_s^2} & -\frac{C_s^2}{M_s^2} & 0 & \frac{C_s^2}{M_s^2} + \rho_4 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{N} = \begin{bmatrix} -\frac{K_s}{M_s^2} \\ -\frac{C_s}{M_s^2} \\ 0 \\ \frac{C_s}{M_s^2} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R} = \rho_5 + \frac{1}{M_s^2} \quad (6)$$

여기서 Q는 양의 반한정 대칭행렬, R은 양의 한정 대칭행렬이어야 하며, 그리고 $\begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{N} \\ \mathbf{N}^T & \mathbf{R} \end{bmatrix}$ 는 양의 반한정 행렬이어야 한다.

이 경우의 최적 제어 문제는 (3)의 선형 구속조건 하에서 목적 함수 J를 최소화하는 제어 입력 $U_a(t)$ 를 찾는 것으로 전체 상태 변수들을 측정할 수 있다면, $U_a(t)$ 를 다음과 같은 폐환(feedback) 형태로 만들 수 있다.

$$U_a(t) = -\mathbf{K} \mathbf{x}(t) \quad (7)$$

여기서 제어 이득 K는 다음의 Riccati 대수 방정식

$$\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A} - (\mathbf{P} \mathbf{B} + \mathbf{N}) \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{P} \mathbf{B} + \mathbf{N})^T + \mathbf{Q} = 0 \quad (8)$$

을 풀어서 나오는 유일한 해인 양의 반한정 대칭행렬 P를 이용하여 아래와 같이 구한다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{B}^T \mathbf{P} + \mathbf{N}^T) \quad (9)$$

LQR은 기본적으로 전상태 폐환으로 제어입력을 구하지만, 실제로는 제한된 센서들로 인하여 전상태 측정이 어렵다. 그래서 센서를 통해 얻어진 몇 개의 상태변수들로 나머지 상태들을 추정하는 관측기를 설계하게 된다. 일반적으로 LQR에 Kalman 필터를 관측기로 추가한 LQG(Linear Quadratic Gaussian)를 사용하지만, 필터 최적 이득을 구하기가 쉽지 않기 때문에 그 구성이 간단하지 않다. 그래서 R. Rajamani와 J.K. Hedrick이 제시한 decoupled observer[12]를 이용하여 비교적 수월하게

상태 추정을 한다. decoupled observer는 하나의 식에서 전 상태 변수를 추정하지 않고, 주어진 정보들 중에서 각 변수별로 가장 적합한 정보들을 이용하여 각기 독립적으로 상태 변수를 추정한다. 일단 차체와 차륜에 부착된 가속도 센서들을 통하여 \ddot{z}_s, \ddot{z}_u , 그리고 LVDT 센서를 이용하여 현가편차 $z_s - z_u$ 를 측정한다. 다음 식은 관측기를 나타낸 것이다.

$$\dot{\mathbf{z}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{z} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{y}_1 + \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \\ l_4 \end{bmatrix} \cdot [y_2 - [1 \ 0 \ 0 \ 0] \mathbf{z}] \quad (10)$$

여기서 관측기 이득은 $\mathbf{L} = [l_1 \ l_2 \ l_3 \ l_4]^T$ 이고, $\mathbf{z} = [z_s - z_u \ z_s \ \dot{z}_s \ \dot{z}_u]^T$ 이다. \mathbf{z} 에서 밀줄은 추정치라는 것을 의미하고 있다. $\mathbf{y}_1 = [\ddot{z}_s \ \ddot{z}_u]^T$, $y_2 = z_s - z_u$ 은 각각 센서들을 통해 측정된 값들이다. 또 (1)에서 두 개의 식을 더하고 양변을 $-K_t$ 로 나누면 다음 식과 같이 된다.

$$\underline{z_u - r} = -\frac{1}{K_t} (M_s \ddot{z}_s + M_u \ddot{z}_u) \quad (11)$$

여기서 차축질량 M_u , 그리고 타이어 스프링 상수 K_t 는 차량의 사양을 통해 알 수 있고 나머지 \ddot{z}_s 와 \ddot{z}_u 는 센서 측정값이므로 $z_u - r$ 은 충분히 알아낼 수 있다. 차체 무게 M_s 는 저울원리로 초기에 추가된 질량을 측정 하여 알 수 있다.

이렇게 (10)과 (11)을 통하여 전 상태변수 $[(z_s - z_u) \ \dot{z}_s \ (z_u - r) \ \dot{z}_u]$ 를 추정할 수 있다. 그리고 \mathbf{z} 의 두 번째 요소인 차체변위 z_s 의 추정치를 가지고 다음 식으로부터 도로 변위의 추정치 r 을 추정할 수 있다.

$$r = [0 \ 1 \ 0 \ 0] \mathbf{z} - (\underline{z_u - r}) - y_2 \quad (12)$$

자동차가 주행중에 스피드 범프와 같은 급격한 도로를 통과할 경우에 차량의 상태 변수들이 갑작스럽게 가진되어서, 승차감이나 주행 안정성등에 큰 악영향을 주게 된다. 특히 현가 편차가 허용 임계치 이상을 초과하여 현가장치가 stopper를 치게 되면 승차감이 나빠며, 차량 부품에도 손실을 줄 수 있다[1]. 이런 상황에서는 현가 편차를 줄이는 것이 중요하므로 효과적이고 신속한 현가 편차 감소 방법을 강구해야 한다[1].

차체와 차륜 양쪽에 가상의 부동 프레임을 두고 그 사이에 댐퍼를 설치하였을 경우에 댐퍼에서 제공되는 힘을 액츄에이터에서 대신 가해주는 것이 이중 스카이훅 제어기[13]인데, 이를 통해 접지력 향상 뿐 아니라 현가 편차 감소를 바랄 수 있다.

일단 현가 편차가 허용 임계치를 통과하게 되면, 즉시 제어기를 이중 스카이훅 제어기로 바꾼다. 그래서 현가 장치를 단단한(hard) 상태로 하여 현가 편차를 감소시키고, 정해진 일정 시간 동안 현가 편차가 임계치 안에 머

무르게 되면 급격한 도로변화가 종료된 것으로 판단 하여 다시 기존의 최적 제어이득으로 현가 장치치를 제어하게 된다.

2. 진화전략에 의한 적정 가중치 탐색

LQR-목적함수내의 적정 가중치들을 시행착오로 찾아 오던 방법 대신에 주어진 제어 목적하의 최적의 가중치를 진화전략을 이용하여 탐색한다. 진화전략은 자연선택적 원리를 이용하여 주어진 제어 목적에 적합한 개체를 생존경쟁을 통해 확률적으로 탐색하는 진화 알고리즘의 일종이다. 진화 알고리즘은 기존의 구배강화법과 달리 미분가능성을 필요로 하지 않으며 전역 탐색 능력을 갖춘 것이 특징이다[7][8]. 진화전략은 실제 변수를 그대로 사용하여 개체를 구성하고, 새로운 개체 구성에 필요한 연산자로 돌연변이 연산만을 이용하므로 그 구현 절차가 간단하면서도 우수한 탐색 능력을 발휘한다.

본 논문에서는 $(\mu + \lambda)$ _ES[8][14][15]를 이용하여 전역 탐색 능력을 이용하였고, 엘리티즘(elitism)[7]을 사용하여 다음 세대로 넘어가는 μ 개의 부모들 중에 가장 우수한 개체가 반드시 포함되도록 하여 탐색 속도를 높였다.

돌연변이 연산과정은 다음과 같다.

$$q = \begin{bmatrix} \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \rho_4 & \rho_5 \end{bmatrix} \text{ (부모개체)} \quad (13)$$

$$q' = \begin{bmatrix} \rho_1' & \rho_2' & \rho_3' & \rho_4' & \rho_5' \end{bmatrix} \text{ (자손개체)}$$

단, $\rho_i' = |\rho_i + N(0, \sigma_i)|, i = 1, \dots, 5$

위에서 q 는 부모 개체이고 q' 은 자손 개체이며, $N(0, \sigma_i)$ 는 평균이 0이고 표준편차가 σ_i 인 가우시안 랜덤 변수이고, 개체는 LQR 목적함수내의 가중치를 그대로 사용하여 구성하였다. 이렇게 탄생한 λ 개의 자손들과 μ 개의 부모들 총 $(\mu + \lambda)$ 개의 개체들이 생존 경쟁을 하게 된다.

그림 2에서 $(\mu + \lambda)$ _ES의 흐름도를 보여주고 있다.

LQR은 최소의 에너지량으로 상태 변수들을 작은 값

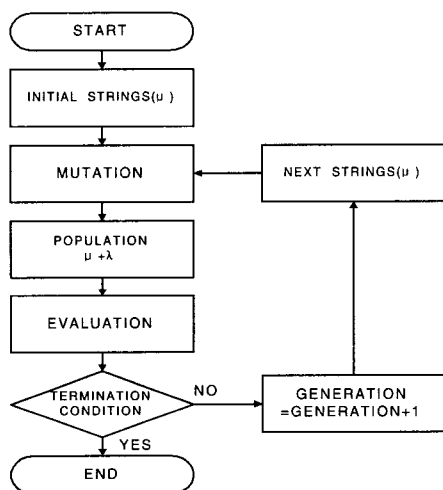


그림 2. $(\mu + \lambda)$ _ES의 흐름도.
Fig. 2. Flowchart of $(\mu + \lambda)$ _ES.

으로 보내는 것을 목적으로 한다. 그러나 LQR은 상태 변수가 작은 값을 갖는 방향으로 제어가 되게 할 뿐이지, 상태 변수가 어느 지정된 범위안으로 들어가 머물러 있게 한다는 확신은 주지 못한다. 이런 문제점을 보완하도록 진화 전략의 적합도 함수를 세워서 지정된 범위안으로 상태 변수들을 한정시키는 가중치들이 선택되도록 한다. (14)에서는 j 번째 가중치 개체로 설계된 제어기에 의해서 m 샘플링 동안 측정된 값들로 구해지는 적합도 함수를 보여주고 있다.

$$Fitness(j) = \frac{1}{1 + \alpha[s(\Sigma) + s(\Sigma 1) + s(\Sigma 2) + s(\Sigma 3) + s(\Sigma 4)] + U_a^2}$$

$$\Sigma = \sum_{k=1}^m \dot{x}_2(k)^2 - \sum_{k=1}^m \hat{x}_2(k)^2 \quad (14)$$

$$\Sigma l = \sum_{k=1}^m x_k(k)^2 - \sum_{k=1}^m \hat{x}_k(k)^2$$

단, $j = 1, \dots, (\mu + \lambda)$ 이고 $l = 1, \dots, 4$

여기서 $s(\cdot)$ 은 계단 함수를 나타내고, $\hat{x}_2, \hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3, \hat{x}_4$ 는 $\dot{x}_2, x_1, x_2, x_3, x_4$ 각각의 최대 허용 한계진폭을 가진 신호들로 정의하였다. α 는 상수로 $\alpha \gg 1$ 을 만족하도록 하여, 어떤 변수 제곱함수 그에 해당하는 한계 제곱함보다 크면, 큰 벌점을 주어서 적합도가 낮아지게 하여 결과적으로 해당 가중치 개체가 살아 남지 못하도록 한다. 결국 (14)의 적합도 함수를 통해서 보면, 작은 제어 입력으로 전 상태 변수들을 한계치내에 머무르게 하는 가중치 개체가 우수한 적합도를 가지게 되는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 서론에서도 언급했듯이 현가장치의 중요한 성능인 승차감과 현가 편차 사이의 상충관계를 고려하여 각 주파수별로 적정 가중치들을 탐색하였다.

저주파에서는 승차감이 현가 편차에 비해서 제어 이득의 영향을 많이 받으므로 승차감을 주로 개선시키는 가중치를 찾기 위하여 \hat{x}_2 의 한계 진폭을 작게 하여 \dot{x}_2 가 그만큼 더 줄어든 허용 한계 안으로 머물게 하였다. 고주파로 갈수록 10Hz 근처의 "wheel-hop" 모드[3]에 접근하여서 더 이상 승차감 개선이 어려워지므로 현가 편차 개선에 중점을 두고, 이를 위한 가중치를 찾기 위하여 \hat{x}_1 의 한계 진폭을 줄여서 그만큼 작아진 $z_3 - z_4$ 의 응답을 내는 가중치 개체가 더 좋은 적합도 값을 갖도록 하였다.

3. 제어기 구성

앞 절의 진화전략을 통하여서 자동차 현가 장치의 관심 주파수 영역[3] 1~11Hz 사이의 정수 주파수별로 승차감과 현가 편차를 적절히 고려한 적정 가중치들을 찾았다. 이들 가중치들로 ARE를 풀게 되면 각 주파수별로 적정 제어 이득들이 세워진다. 주행중에 일어날 수 있는 정수가 아닌 주파수들에 대해서도 적정 제어 이득이 제공되도록 이들 사이를 일반화[9][10]하기 위하여 신경 회로망을 이용하였다. 학습 데이터로 입력값을 주파수, 출력값을 그 주파수에 해당하는 적정 제어 이득으로 하여서 역전파 알고리즘[9][10]으로 신경 회로망을 off-line 학습시켰다.

본 논문에서 사용된 신경 회로망의 구조는 원하는 출력 목표치와 출력치 사이의 오차가 신경회로망의 만족할 만큼 줄어들 때까지 학습과정을 반복하여 신경회로망의 구조를 결정하였다. 입력층에 주파수가 들어가는 1개의 입력 노드를 가지고, 두 개의 은닉층이 있어서 각각에는 6개와 8개의 노드들이 있다. 그리고 출력층에 4개의 노드들이 있어서 최종적으로 4개의 상태 변수별 제어 이득들을 제공하도록 하였다.

차량 주행시에 신경 회로망을 on-line으로 가동시에 입력값으로 들어가야 할 주행도로의 주파수를 측정하기 위하여 (12)에서의 도로 추정치를 사용한다. 추정치의 저주파 통과 필터로 걸러진 값으로 도로 변위가 0인 시점 사이의 시간차를 구하면 이 시간차가 1/2주기가 되므로 이를 통해 현재 도로의 주파수를 읽어온다. 그러나 도로의 주파수를 잘 측정하였다고 하여도 다음의 도로 변화가 계속 그 주파수를 가진다는 보장이 없으므로, 과거 정보에 의한 주파수가 입력이 되어 신경회로망으로 출력된 제어 이득 값으로 앞으로의 미지의 도로에 대처한다는 것은 무리가 있다. 그래서 과거의 정보들로 미래를 예측해야 하는데, 그 방법으로 도로 주파수가 증가하고 있는지 혹은 감소하고 있는지를 평가하여 이런 도로 변화의 상황에 적응하며 갱신해 나가도록(update) 하였다. 즉 이전 주파수와 현재 측정된 주파수를 비교하여 현재 주파수가 커서 도로의 주파수가 증가하고 있다고 예상되면, 현재 주파수값에 이전 주파수와 차(difference)를 더하여서 신경 회로망의 입력값으로 한다. 그리고 현재 측정된 주파수가 이전 값보다 작으면 주파수가 감소하고 있다고 판단하여 현재 주파수에서 그 차를 빼서 신경 회로망의 입력값을 준비한다. 이렇게 하여 신경 회로망을 통해 나오는 제어이득 값으로 주파수가 증가 또는 감소하리라고 예상되는 다음의 반주기 도로를 주행하게 된다.

그림 3에서는 전체 제어 시스템의 구조를 나타내는 블

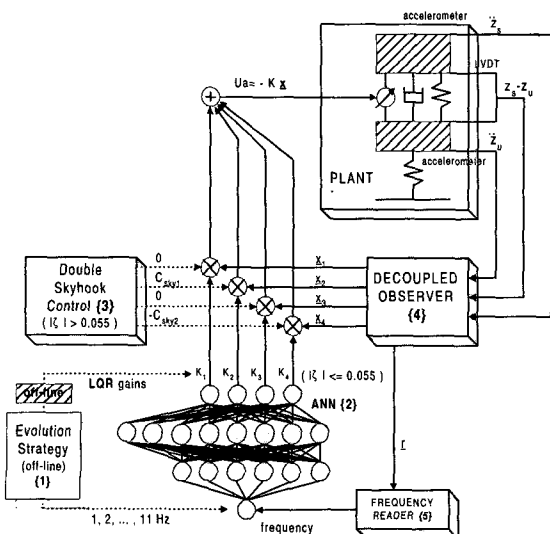


그림 3. 제안된 제어 시스템.
Fig. 3. The proposed control system.

록 선도를 보여 주고 있다. 그 구조를 간단히 살펴 보면, 진화전략에 의한 적정 제어이득 탐색부분이 part-(1), 탐색된 적정 제어이득으로 off-line 학습된 후 주행 중인 도로에 알맞은 제어이득을 일반화시켜 on-line으로 제공하는 신경 회로망이 part-(2), 현가 편차가 임계치인 $\pm 0.055m$ 를 초과하는 경우의 이중 스카이크 제어기가 part-(3), 센서 측정값으로부터 전 상태변수들을 추정하는 decoupled observer가 part-(4), 주행중 도로의 주파수를 읽어서 신경회로망의 입력값으로 넣어주는 frequency reader가 part-(5)를 이루고 있다.

IV. 모의 실험 및 고찰

진화전략의 적정 LQR-가중치 탐색과정에서는 $\mu=4$ 개의 부모들에서 돌연변이 연산을 통하여 각 부모에 4개씩 총 $\lambda=16$ 개의 자손들을 만들었다. 그리고 $\mu(4)+\lambda(16)=20$ 개의 개체들이 한 세대 내에서 경쟁하도록 하였다. 이렇게 찾은 정수 주파수별 적정 가중치들을 신경회로망의 off-line 학습을 위하여 주파수별 적정 제어이득들로 환산한 값들은 다음의 표 1과 같다.

또한, 표 1의 대표 주파수에 따른 제어이득들은 신경 회로망을 이용하여 0~11[Hz]의 관심 있는 주파수 영역

표 1. 주파수별 적정 제어이득.
Table 1. Proper control gains for selected freq.

주파수(Hz)	제어이득	K_1	K_2	K_3	K_4
1		-2862	11962	-95081	-1896
2		-593	9051	-21373	197
3		-725	8761	-20445	202
4		-1263	11632	-26541	204
5		-1355	13704	-26313	329
6		-824	10068	-22633	222
7		-8	7.7	-201.2	-56.2
8		153.5	156	-3022.1	-754.5
9		72.6	257.3	-4012.7	-910.5
10		13.6	181.6	-3291.6	-798.4
11		40.9	175.2	-949.3	-227.1

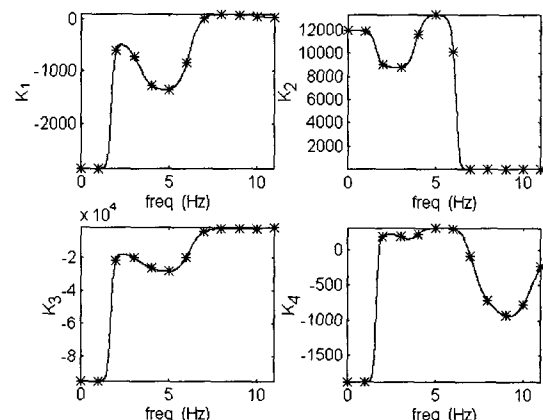


그림 4. 신경 회로망으로 보간 된 제어 게인.
Fig. 4. The interpolated control gains via the neural network.

로 일반화된다. 그림 4는 학습되지 않은 주파수에서도 보간(interpolation)되어 제공되는 제어이득들을 관심 주파수영역 내에서 보여 준다. 이 그림을 살펴보면, 신경회로망의 학습이 잘 이루어졌음을 알 수 있다.

모의 실험에 쓰인 실험 파라미터는 표 2에서와 같고, M_s 는 주어진 차체 질량 290[kg]에 초기에 저울원리로 측정된 추가질량 24.5[kg]을 더한 값이다.

표 2. 모의 실험 파라미터.

Table 2. Parameters for simulation.

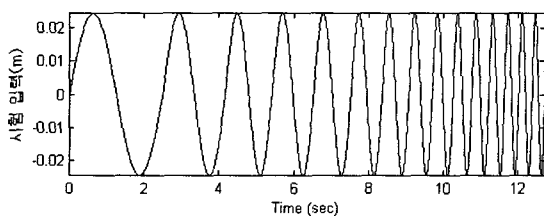
유효 차체 질량	M_s	314.5 kg
차축 질량	M_u	59 kg
현가 스프링 상수	K_s	16812 N/m
현가 댐퍼 상수	C_s	1000 N/(m/sec)
타이어 스프링 상수	K_t	190000 N/m

비연결 관측기의 관측기 이득은 $l_1 = 2000$, $l_2 = 0.5$, $l_3 = 0.2$, $l_4 = 10$ 으로 하여 상태 변수 추정을 하였다.

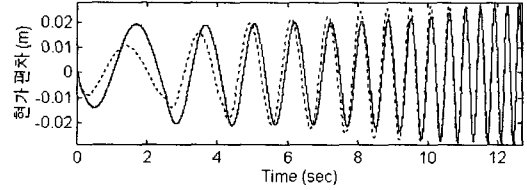
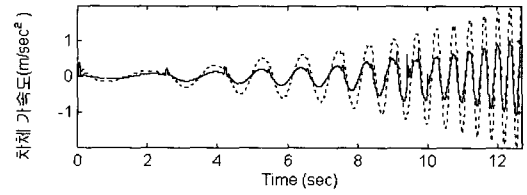
제안된 제어기의 성능을 평가하기 위한 비교 대상으로 차체의 공진 제어에 좋은 성능을 발휘하는 것으로 알려진 스카이훅 제어기를 선택하였다. 실험 결과를 보여주는 그림들에서는 제안된 제어기의 응답은 실선으로, 스카이훅 제어기의 응답은 점선으로 나타내었다.

그림 5~7에서는 설계된 현가장치의 특성을 살펴 보기 위하여 임의의 시험입력 신호에 대한 현가장치의 응답특성을 살펴본다. 임의의 시험입력 신호는 진폭이 0.0245m이며, 각각 저주파(0.4~3Hz), 중간 주파수(3~6Hz), 고주파(6~11Hz) 영역에서 그 주파수가 서서히 증가한다. 그림 5는 시험 입력신호가 저주파신호(0.4~3Hz)에 대한 응답이며, 그림 6은 중간주파수(3~6Hz), 그림 7은 고주파(6~11Hz)에 대한 현가장치의 응답을 승차감을 나타내는 차체 가속도와 현가 편차를 중심으로 보여주고 있다.

그림 5, 6의 결과를 살펴보면, 저주파와 중간 주파수 영역에서는 현가 편차가 그 임계치($\pm 0.055m$)내에 머무르면서 제안된 제어기의 승차감이 스카이훅에 비하여 더 좋을 수 있다. 그림 7의 결과를 살펴보면, wheel-hop 모드 근처의 고주파 영역에서는 제안된 제어기와 스카이훅 제어기 모두가 차체 가속도의 증가를 더 이상 줄일 수 없게 된다. 스카이훅 응답에서는 현가 편차가 임계치를 통과하고 있으나 제안된 제어기에서는 현가 편차를 줄이는 제어이득이 제공되어서 현가편차가 임계치 이내로 효과적으로 구속되고 있음을 알 수 있다.



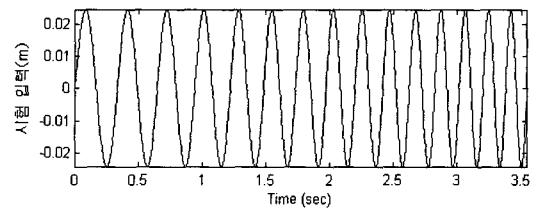
(a)



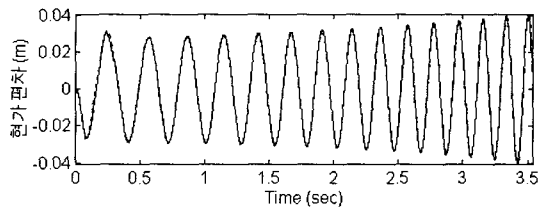
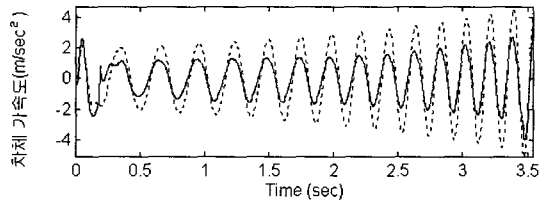
(b)

그림 5. 0.0245m 진폭의 저주파 영역(0.4~3Hz) 시험 입력에 대한 시스템 응답. (a) 시험입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 5. System responses of 0.0245m-magnitude lowfrequencies region(0.4~3Hz) test input. (a) The test input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller(dashed).



(a)



(b)

그림 6. 0.0245m 진폭의 중간 주파수 영역(3~6Hz)입력에 대한 시스템 응답. (a) 시험입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 6. System responses of 0.0245m-magnitude medium freq. region(3~6Hz) test input. (a) The test input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller(dashed).

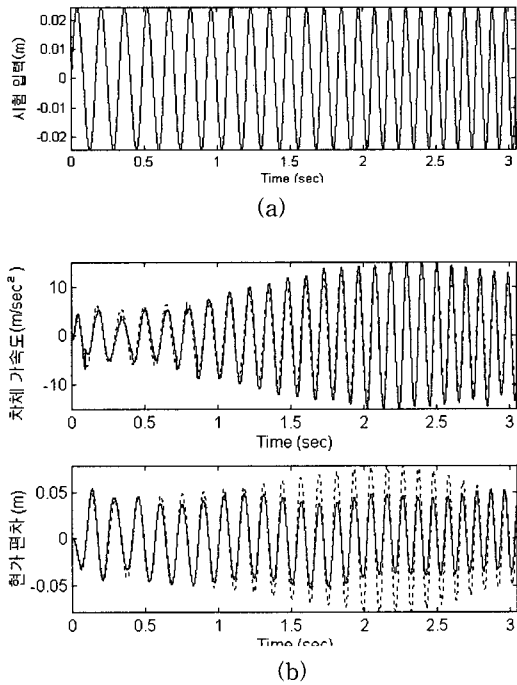


그림 7. 0.0245m 진폭의 고 주파수 영역(6~11Hz) 시험입력에 대한 시스템 응답. (a) 시험 입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 7. System responses of 0.0245m-magnitude high frequencies region (6~11Hz) test input. (a) The test input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller(dashed).

다음 그림 8, 9는 도로를 주행하는 경우의 시스템 응답을 나타낸 것이다. 앞의 그림 5~7에 비하여 더 현실적인 도로 입력이므로 그 결과를 보고 실제 도로 주행에서의 성능을 평가해 볼 수 있다. 그림 8은 저주파수 영역(0~3Hz)의 도로를 주행한 경우이며, 그림 9는 중, 고 주파수영역(4~11Hz)을 주행한 경우의 시스템 응답을 나타낸 것이다. 그림 8에서 차체 가속도와 현가 편차의 응답을 보면, 전반적으로 제안된 제어기가 더 좋은 승차감을 보이고 있고, 현가 편차에서도 제안된 제어기가 스카이훅 제어기에 비하여 큰 차이는 없으나 조금 좋은 성능을 보이고 있다. 실제 도로 상황에서도 제안된 제어기가 좋은 성능을 발휘할 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

그림 9에서 중 주파수에서는 제안된 제어기가 승차감이 좋을 수 있으나, Wheel-hop모드 근처의 고 파

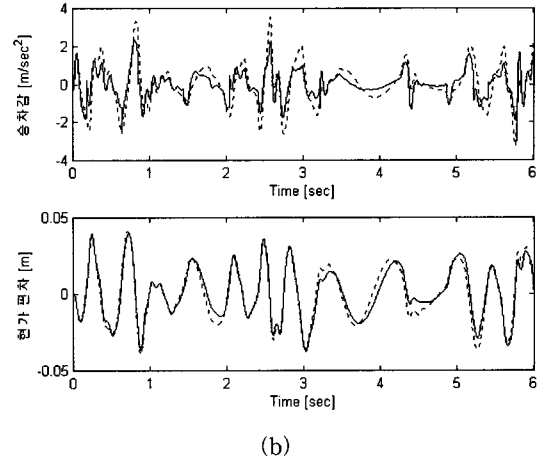
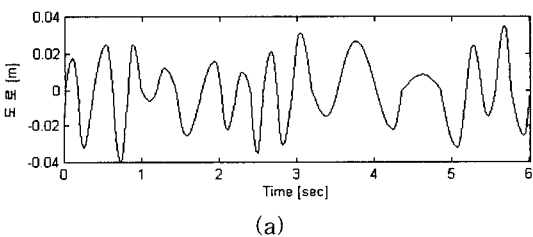


그림 8. 저 주파수(0~3Hz) 도로 입력하의 시스템 응답. (a) 도로 입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 8. System responses of the low frequencies(0~3Hz) road input. (a) The road input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller(dashed).

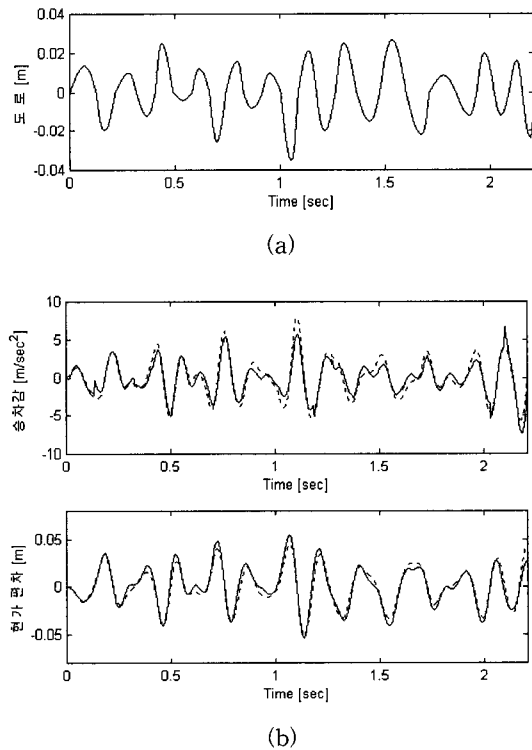


그림 9. 중, 고 주파수(4~10Hz) 도로 입력하의 시스템 응답. (a) 도로 입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 9. System responses of the medium,high frequencies(4~10Hz) road input. (a) The road input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller(dashed).

수에서는 승차감을 더 이상 좋게 할 수 없음을 알 수 있다. 현가편차에서는 유사한 특성을 나타낸다. 그림 8, 9의 결과에서 살펴보면, 제안된 제어기가 스카이훅 제어보다 성능이 우수함을 알 수 있다.

그림 10, 11에서는 각각 0.05m, 0.1m 높이의 스피드 범프들을 지나는 경우의 시스템 응답을 보여 주고 있다.

그림 10에서는 스피드 범프의 높이가 0.05m로 비교적 낮아서 현가 편차가 임계치를 통과하지 않았으며, 제안된 제어기가 스카이훅 제어기에 비하여 차체 가속도와 현가 편차 양면에서 더 우수한 성능을 보여 주고 있다. 그림 11에서는 스피드 범프의 높이가 0.11m로 현가 편차의 임계치 통과가 일어나게 되고, 제안된 제어기는 이중 스카이훅 제어기로 동작하여 제어 목적이 승차감 보다는 현가 편차 감소에 치중하게 된다. 현가 편차 응답을 중심으로 성능을 비교하면, 처음 범프를 만났을 때, 즉 갑자기 도로 변위가 상승할 때는 처음에는 양쪽 모두 임계치($\pm 0.055m$)를 넘게 된다. 하지만 제안된 제어기는 곧 이중 스카이훅 제어기로 동작하여 현가 편차를 신속히 줄이게 되고, 2차 진동을 효과적으로 억제하여 2차 임계치 초과가 발생하지 않는다. 이에 반하여 스카이훅 제어기는 임계치를 두 번 초과한다. 따라서 제안된 제어기가 현가편차의 임계치 부근에서 현가 편차 감소 능력이 더욱 우수함을 알 수 있다.

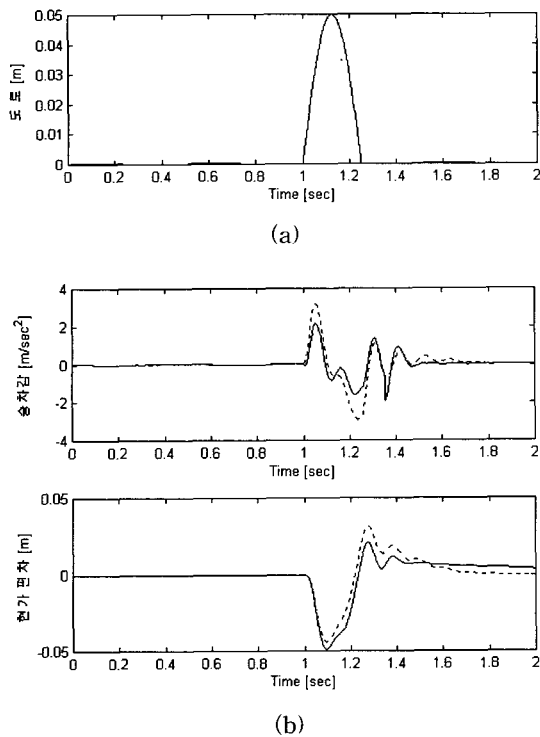


그림 10. 0.05m-스피드 범프 통과시의 시스템 응답. (a) 도로 입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 10. System responses under the condition of 0.05m-speed bump. (a) The road input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller (dashed).

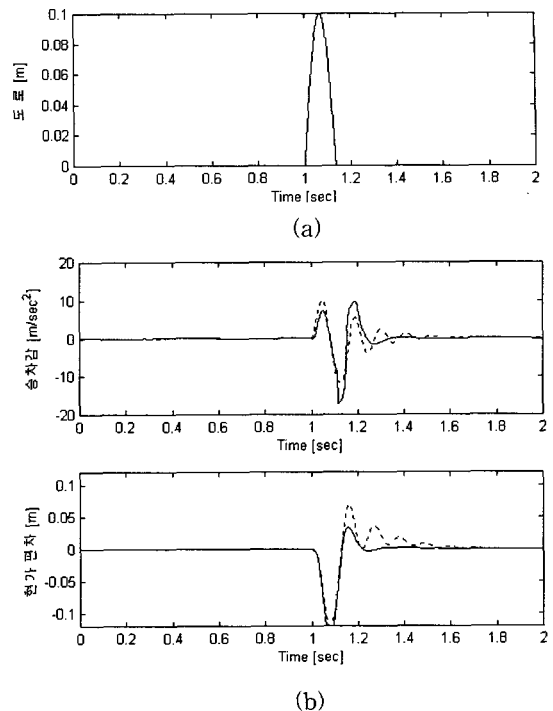


그림 11. 0.1m-스피드 범프 통과시의 시스템 응답. (a) 도로 입력, (b) 제안된 제어기의 응답(실선), 스카이훅 제어기의 응답(점선).

Fig. 11. System responses under the condition of 0.1m-speed bump. (a) The road input, (b) The responses of both the proposed controller(solid) and the skyhook controller (dashed).

V. 결론

본 연구에서는 진화 전략과 신경 회로망을 이용하여 주어진 제어 환경에 적절한 제어 제인을 제공하는 제어기를 설계하였다. 일반적으로 명확한 규칙이 없이 시행착오로 찾아오던 LQR 목적 함수의 적정 가중치를 탐색하는데 진화전략을 사용하였다.

탐색 환경으로는 차량의 상태 변수의 진동 현상에 영향을 많이 끼치는 도로 주파수를 설정하였고, 관심 주파수 영역내에서 대표 주파수별로 승차감과 현가 편차의 상충관계를 고려하여 서로의 경중에 따라 상황에 알맞는 가중치가 선정되도록 진화 전략의 적합도 함수를 세웠다. 그리고 주파수별로 탐색된 적정 가중치들에서 주파수별 적정 제어 이득을 구하였고, 이들 값으로 신경 회로망을 off-line 학습시켰다. 학습된 신경 회로망의 우수한 일반화 능력을 통해, 주행중에 on-line으로 가동시켜서 학습시키지 않은 주파수에 대하여도 적정 제어 이득을 제공하도록 하였다. 그리고 모의 실험을 통해서 확인한 결과, 설계된 제어기가 기존의 스카이훅 제어기보다 성능이 우수함을 알 수 있었다.

참고문헌

[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] C. Yue, T. Butsuen, and J. K. Hedrick, "Alternative control laws for automotive active suspensions," *Trans. of ASME J. of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 111, pp. 286-291, June, 1989.

[4] T. Yoshimura, "Active suspension of vehicle systems using fuzzy logic," *Int. J. of Systems Science*, vol. 27, no. 2, pp. 215-219, 1996.

[5] H. S. Park, J. S. Park, H. J. Kim, H. S. Yang, and Y. P. Park, "Active control of vehicle suspension by sliding mode control," *International Symposium on Advanced Vehicle control*, June, 1996.

[6] 김종식, *선형 제어시스템*, 청문각, 1997.

[7] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.

[8] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithm + Data Structures=Evolution Programs*, Springer-Verlag, U.S.A, 1994.

[9] C. T. Lin and C. S. G. Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1996.

[10] J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1992.

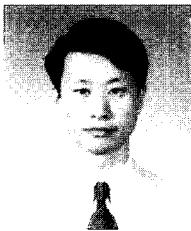
[11] S. Hassul, *Control System Design Using MATLAB[®]*, Prentice Hall, 1993.

[12] R. Rajamani and J. K. Hedrick, "Adaptive observers for active automotive suspensions: theory and experiment," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 86-93, March, 1995.

[13] 우승훈, 류제하, "이중 스카이훅 알고리즘을 사용한 반능동 현가장치의 제어기 설계," 한국 자동차 공학회 1996년도 추계 학술대회 논문집, pp. 583-588.

[14] Rechenberg, I., *Evolutions Strategie: Optimierung technischer Systeme nach prinzipien der biologischen Evolution*, Frommann-Holzboog Verlag, Stuttgart, 1973.

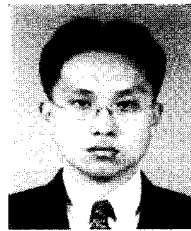
[15] Schwefel, H.-P., "Evolution strategies: A family of Non-Linear optimization techniques based on imitating some principles of organic evolution," *Annals of Operations Research*, vol. 1, pp. 165-167, 1984.



김 대 준

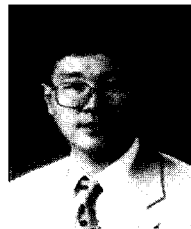
1965년 8월 22일생. 1988년 인하대학교 전자공학과(공학사). 1995년 부산대학교 산업대학원 전기공학과(공학석사). 1999년 부산대학교 일반대학원 전기공학과(박사수료). 공업계측제어 기술사. 1988~1998 동명중공업. (주)

기술연구소 선임연구원. 1999년~현재 부산대학교 생산 기술연구소 선임연구원. 1999년~현재 부산정보대학 전기전자계열 겸임교수. 관심분야는 지능제어, 로봇틱스, 전동기 구동제어, 현가장치제어, 마이크로프로세서 응용.



전 종 민

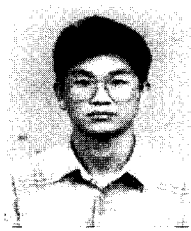
1973년 12월 4일생. 1996년 부산대학교 전기공학과 (공학사). 1999년 동대학원(공학석사). 관심분야는 지능제어, 로봇틱스, 현가장치제어.



최 영 규

1980년 서울대학교 전기공학과(공학사). 1982년 한국과학기술원 전기및전자공학과(공학석사). 1987년 동대학원(공학박사), 1990~1991 미국CALTECH 객원연구원, 1998~1999 미국 South-western Louisiana Univ. 교환교수.

1986~현재 부산대 공대 전자전기정보컴퓨터공학부 교수. 관심분야는 지능제어, 퍼지제어, 진화알고리즘, 가변구조제어, 로봇틱스, 전력전자.



전 향 식

1966년 1월 25일생. 1988년 부산대학교 전기공학과(공학사). 1992년 동대학원(공학석사). 1999년 동대학원(박사수료), 1992 ~1999 대우중공업(주). 1999~현재 한국항공우주산업(주) 선임연구원. 관심분야는 항공 전자시스템, 지능제어, 로봇틱스, 제어응용.



김 성 신

1984년 연세대학교 전기공학과 (공학사). 1986년 동대학원(공학석사). 1996년 미국 Georgia Tech (공학박사). 1996~1998 Georgia Tech. 연구원. 1997~1998 Appalachian Electronic Instruments Inc. 협동연구원. 1999~현재 부산대 공대 전자전기정보컴퓨터공학부 조교수. 관심분야는 지능제어, 퍼지제어, 계층학습구조, 생산시스템, 신경회로망.

대 전자전기정보컴퓨터공학부 조교수. 관심분야는 지능제어, 퍼지제어, 계층학습구조, 생산시스템, 신경회로망.