

능동제어기를 위한 부분갱신 유전자 알고리즘

임국현 김종부 이태표 배종일 안두수
태산정밀 인덕대 현대자동차 부경대 성균관대

Partial Update Genetic Algorithm for Active Controller

Kook Hyun Yim Jong Boo Kim Tae Pyo Lee Jong Il Bae Doo Soo Ahn
TSPC Induk Inst. of Tech. Hyundai Motors Pukyong Nat. Univ. Sung-Kyun-Kwan Univ.

Abstract - This paper presents a genetic learning algorithm with partial update technique in application to active control system. Proposed algorithm divides active control system into two parts, real time control part and control parameter update part. This genetic algorithm has global convergent advantage and is expected to be applied easily to real time active noise and vibration control systems. Computer simulation was performed.

1. 서 론

능동소음진동제어 알고리즘으로 널리 사용되는 최소평균자승 알고리즘은 입력신호 및 시스템 상황에 따라 고유치비 문제와 국부최소 문제 등이 발생된다[1,2]. 고유치비를 해결하는 방법으로 변환영역 알고리즘과 국부최소문제의 해결방법으로 모멘텀 알고리즘 등이 존재하지만 두가지 문제점을 동시에 고려하지 못하고 있다[3]. 이를 해결하기 위한 방법의 하나로 최근 유전자 알고리즘을 능동제어알고리즘으로 사용하는 방법이 제안되고 있으나, 유전자 알고리즘은 계산량 증가 문제가 남아있다[4]. 본 논문에서는 능동소음진동제어에 사용되는 적응제어알고리즘으로 부분갱신 유전자 알고리즘을 제안한다. 제안한 능동제어알고리즘은 실시간 필터링부분과 제어파라미터갱신부분으로 구분함으로써, 유전자 알고리즘의 계산량 증가 문제를 개선하였다. 컴퓨터 모의시험을 통해 부분갱신 알고리즘의 성능을 확인하고, 하드웨어 구현과 관련한 요소를 논의한다.

2. 본 론

2.1 문제 제기

소음 및 진동의 능동제어기에 관한 연구는 최근 디지털 신호 처리기의 눈부신 성장에 따라 더욱 활발해지고 있다. 특히 환경 및 장비의 유지보수의 측면에서 소음과 진동의 문제가 제기되면서 능동제어기의 발전방향은 더욱 빠르면서도 지능적인 학습이 가능한 방향으로 진행되고 있다[1].

가장 보편적인 능동제어의 학습알고리즘은 최소평균자승 알고리즘으로 구현이 쉬우나 속도가 느린 단점을 가지고 있다. 특히, 입력신호의 자기상관의 증가에 따라 수렴속도가 현저히 저하되며, 제어기 차수가 충분치 않을 때에도 국부 최소 문제가 제기되어 문제가 되고 있다.

그림1은 전형적인 능동소음제어 시스템으로, $R(z)$ 는 기준모델로서 소음원으로부터 소거하려는 지역까지의 전달함수이며, $P(z)$ 는 능동제어기로부터 소거지역까지의 전달함수, $C(z)$ 는 능동제어기이다. 적응 메카니즘은 오차를 최소화하는 방향으로 제어기를 조정하는 부분이다.

연구에 따르면, 적응 제어기의 차수가 충분하지 않다면, 입력신호가 색잡음인 경우 평균자승오차 표면은 다중모드를 가져서 유일 최소점만을 가지지 않고, 여러 국부 최소를 가진다는 것이 알려져 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로, 변환영역 알고리즘이나 모멘텀 알고리즘 등이 소개되었으나, 두가지 문제점을 동시에 고려하지는 못하였다.

이러한 문제를 동시에 고려한 알고리즘으로 비선형 시스템 문제에 사용되는 유전 알고리즘의 적용이 제시되고 있다.

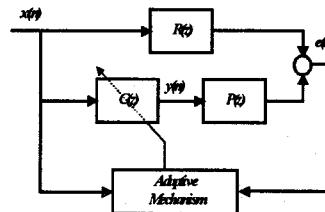


그림1 전형적인 능동소음제어시스템
Fig.1 Typical Active Noise Control System

2.2 유전자 학습 능동제어기

시스템 동정 구조의 유전자 학습 능동제어시스템을 그림2에 나타내었다. 여기서 잔여오차 $r_e(n)$ 은 요구신호 $d(n)$ 과 능동제어기의 출력 $y(n)$ 의 합으로 이는 일반적으로 음향공간 내에서 더해지게 되어, 일반적인 적응제거문제와는 다른 형태를 띠고 있다. 또한 이 잔여오차를 유전 알고리즘의 적합함수로 사용하게 되면, 학습을 위한 샘플 갯수가 개체군의 크기에 비례하여 늘어나는 단점을 가지게 된다. 그러나, 그림2와 같은 구조를 사용하게 되면, 한 세대의 학습을 위해 하나의 샘플집합만 필요하게 된다.

음향공간상에서 더해지는 잔여오차는

$$R_e(z) = [R(z) - C(z)]X(z) \quad (1)$$

이며, 적응 메카니즘에서 사용되는 오차신호는 다음과 같다.

$$E_i(z) = [E(z) + C(z) - C_i(z)]X(z) \quad (2)$$

만일 i 번째 오차신호가 소거된다면, i 번째 제어기는 기준 모델 전달함수에 수렴하게 된다.

$$\lim_{e(n) \rightarrow 0} C_i(z) = R(z) \quad (3)$$

만일 모든 오차 신호가 소거된다면,

$$C_1(z) = C_2(z) = \dots = C_L(z) \quad (4)$$

와 같이 모든 유전체어기의 파라미터가 같아지고, (1), (2), (3), (4)에 의해 잔여오차 $r_e(n)$ 은 0으로 수렴하게 된다[4].

$$r_e(n) \rightarrow 0 \quad (5)$$

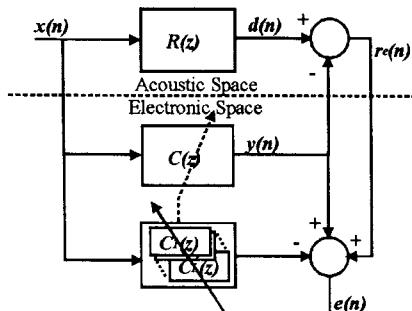


그림2 유전 학습 능동제어시스템

Fig.2 Genetic Learning Active Control System

2.3 부분갱신 알고리즘

유전자 알고리즘을 능동 제어시스템에 적용할 때, 제어기를 실시간 제어부분과 제어파라미터 갱신부분으로 나누어 구성함으로써, 실시간 제어부분은 유전자 학습으로 갱신된 제어기로 최대의 샘플링 시간으로 동작하여 실시간 제어를 수행하며, 비교적 연산이 긴 제어 파라미터 갱신은 분리하여 수행함으로써, 유전자 알고리즘의 연산량 증가에 따른 문제점을 해결하고자 한다.

Pseudo Code for Genetic Learning

```

procedure GeneticLearning{
    parallel Fitness{
        fitness1();
        fitness2();
        :
        fitnessL();
    }

    parallel GeneticOperation{
        mutation();
        crossover();
    }
}

```

그림4 유전자 학습의 의사 코드

Fig.4 Pseudo Code for Genetic Learning

특히 이러한 제어 목적에 따른 분리는 마이크로프로세서의 병렬처리능력의 향상으로 가능하게 되며, 이의 의사코드는 그림 3과 같다.

그림 3에서와 같이 함수 *RealtimeControl()*과 *GeneticLearning()*은 병렬로 처리되며, 유전자 학습 연산 속도와 별개로 실시간 제어루틴은 벡터 스페이스 상의 현재의 유전자 세대의 제어 파라미터를 사용하여 제어를 수행하게 된다.

또한 유전자 학습루틴도 함수내에 병렬루틴이 존재하게 되는데, 이는 유전자 알고리즘 자체의 병렬성과 연관되어, 효율적 연산을 가능하게 한다.

2.4 컴퓨터 시뮬레이션

제안한 부분갱신 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다.

유전자 알고리즘에 의한 제어기로는 적합함수가 가장 높은 제어기를 사용하게 되며, 변형된 형태로 그림5의 (b)에서와 같은 구조의 L 개의 제어기와 평균 처리기로 구성된 제어기에 대해서도 시뮬레이션을 수행하였다.

시험결과 이 구조의 제어기는 평균 과정에 의해 적합 제어기에 비해 초기에 제어기 파라미터의 조정편차 (Misadjustment)가 줄어드는 효과를 보였다.

LMS 알고리즘과 제안한 부분갱신 유전자학습 알고리즘을 비교 시뮬레이션 한 결과, 제어파라미터의 학습은 두 알고리즘이 거의 비슷하게 학습한 것으로 보인다. 그러나, LMS 알고리즘의 경우 입력신호의 상관성에 의한 고유치비 문제가 약간 발생한 것을 알 수 있다.

유전자 알고리즘에 사용한 적합함수는 다음과 같다.

$$J = \frac{1}{1 + e_{ss}} \quad (6)$$

여기서, e_{ss} 는 K 개의 샘플에 대한 합자승오차로 다음과 같다.

$$e_{ss} = \frac{1}{K} \sum_K e^2(n) \quad (7)$$

Pseudo Code for Partial Update

```

procedure PartialUpdateActiveControl(){
    InitializationPopulation();

    AcquisitionData();
    parallel ControlAndLearning(){
        RealtimeControl();
        GeneticLearning();
    }
}

```

그림 3 부분갱신 알고리즘의 의사코드

Fig.3 Pseudo Code for Partial Update Algorithm

또한 유전자 알고리즘의 파라미터는 표1과 같다.

표1 유전자 알고리즘 파라미터
Table1 Parameter for Genetic Algorithm

파라미터	값
개체군 크기	10
세대	10
상호교배율	0.4
돌연변이율	0.2

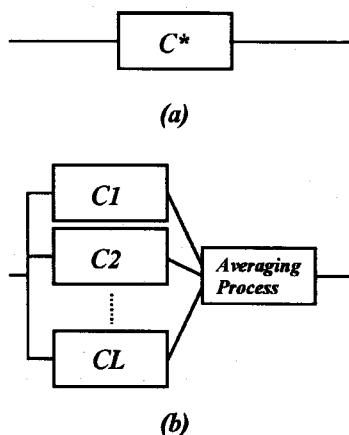


그림5 제안한 능동제어기의 구조
Fig.5 Structure of Proposed Active Controller

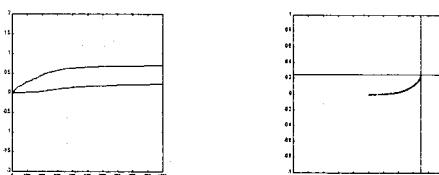


그림6 LMS 알고리즘에 의한 제어파라미터
Fig.6 Controller Parameter by LMS Algorithm

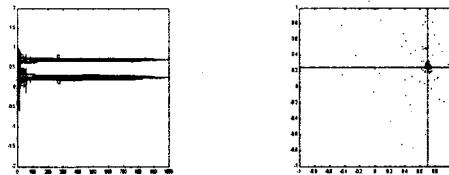


그림7 제안한 알고리즘에 의한 제어파라미터
Fig.7 Controller Parameter by Proposed Algorithm

3. 결 론

능동제어시스템의 학습을 위해 유전자 알고리즘을 사용하였으며, 유전자 알고리즘의 효율적인 적용을 위해 부분갱신알고리즘을 도입하였다. 또한, 제어기의 구조의 변경을 통해 조정편차를 줄이는 효과를 얻을 수 있었으며, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) 유전알고리즘으로 글로벌 최적을 얻었다.
- (2) 부분갱신알고리즘의 도입으로 유전알고리즘의 실행 시간 적용이 가능하리라고 본다.
- (3) 유전자 제어기의 변형으로 조정편차를 줄일 수 있었다.

또한 향후 연구 과제로서

- (1) 효과적인 병렬처리 알고리즘 개발
- (2) 지능형 제어 알고리즘과의 하이브리드화

가 진행되어야 할 것으로 본다.

(참 고 문 헌)

- [1] M.Bouchard, B.Paillard, C.T.Le Dinh, "Improved Training of Neural Networks for the Nonlinear Active Control of Sound and Vibration," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.10, No.2, March 1999
- [2] S.C.Douglas, "An Efficient Implementation of the Modified Filtered-X LMS Algorithm," IEEE Signal Processing Letters, Vol.4, No.10, October 1997
- [3] 김종부, 임국현, 이태표, "변환영역 광대역 능동소음제어," 대한전자공학회지, 9월 1998
- [4] 임국현, 김종부, 이태표, 안두수, "유전학습 능동제어기," 제어,로보틱스,자동화 합동학술대회 논문집, 3월 1999
- [5] J.M.Render, S.P.Flasche, "Hybrid methods using genetic algorithms for global optimization," IEEE Trans. on SMC, Vol.26, No.2, April 1996
- [6] M. Gen, R. Cheng, "Genetic Algorithms and Engineering Design," John Wiley & Sons, Inc., 1997