
Particle Swarm Optimization을 이용한 2차원 IIR 디지털필터의 설계

이영호*

Design of 2-D IIR Digital Filters
Based on a Particle Swarm Optimization

Young-Ho Lee*

요 약

본 논문은 Particle Swarm Optimization(PSO)을 이용하여 2차원 IIR 디지털필터의 설계방법을 제안하였다. 먼저 2 차원 IIR 디지털필터의 설계문제를 PSO에 적용하기 위하여 최소화 문제로써 형식화 과정이 논의된다. 제안된 PSO 알고리즘을 이용한 설계방법은 기존의 PSO 알고리즘에 IIR 필터설계에서 요구되는 안정성을 보증하는 과정이 검토되어 개선된다. 본 논문에서 제안된 방법의 타당성을 설계예시를 통해 고찰한 결과, 설계된 디지털필터는 동일한 설계사양으로 기존의 설계방법으로 설계된 디지털필터보다 균사오차 면에서 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 또한 제안한 설계방법에 의한 2차원 IIR 디지털필터는 설계과정에서 필터의 안정성을 보증할 수 있었다.

ABSTRACT

This paper presents an efficient design method of 2-D infinite impulse response(IIR) digital filter based on a particle swarm optimization(PSO) algorithm. The design task is reformulated as a constrained minimization problem and is solved by our newly developed PSO algorithm. To ensure the stability of the designed 2-D IIR digital filters, a new stability strategy is embedded in the basic PSO algorithm. The superiority of the proposed method is demonstrated by several experiments. The results show that the approximation error of the resultant filters are better than those of the digital filters which designed by recently published filter design methods. The proposed design method can also obtain the stable 2-D IIR digital filters.

키워드

IIR 디지털필터, Particle Swarm Optimization, 진화론적 최적화

* 위덕대학교 전자공학부

접수일자 2009. 03. 13
심사완료일자 2009. 03. 27

I. 서 론

최근 집적회로기술의 눈부신 발전과 함께 2차원 디지털 신호처리는 화상 및 영상신호의 처리 및 분석 분야에서 폭넓게 이용되어지고 있다. 2차원 디지털 신호처리에서 무엇보다 기본적이고 중요한 2차원 디지털 필터링의 역할은 점차 중요하게 되어 2차원 디지털필터에 관한 많은 연구도 이루어졌다[1],[2]. 2차원 디지털필터의 관심은 디지털영상신호처리, 의료데이터처리, 레이더 및 광데이터 처리, 무선 센서, 패턴 인식 등의 분야에로 적용의 다양성 때문이다.

신호처리 영역에서 2차원 디지털필터는 FIR(finite impulse response), IIR(infinite impulse response) 두 개의 영역으로 분류된다. IIR 필터는 FIR 필터보다 작은 수의 필터계수로도 상대적으로 우수한 출력을 얻을 수 있다는 장점을 가지고 있다. 하지만 IIR 필터는 현재의 입력뿐만 아니라 과거의 출력을 함께 이용하여 현재 출력을 구하기 때문에 설계과정에서 안정성 문제가 해결되어야 한다는 과제를 가지고 있다. 본 논문에서는 여러 면에서 우수성을 가진 2차원 IIR 디지털필터의 설계방법을 제안하고자 한다.

2차원 IIR 디지털필터 설계의 접근방법은 크게 두 가지로 분류되는데, 그 하나는 기존의 1차원 디지털필터의 변환에 기초한 설계방법이고[3], 다른 하나는 확률적 최적화 기술을 이용하는 방법이 있다[4][5]. 특히 확률적 최적화 기술은 군집기반 진화연산 기법이 많이 등장하였는데, 이러한 탐색 알고리즘은 GA (Genetic Algorithm) [4], EP(Evolutionary Programm -ing) 등이 있으며, 최근에 PSO(Particle Swarm Optimization)[5]라는 새로운 군집기반 진화연산 기법이 등장하여 다양한 분야에서 응용되고 있다.

사회 심리학 특징과 진화연산의 결합에 의한 기술인 PSO는 Kennedy와 Elberhart에 의해 처음 소개되었다. PSO는 GA와 같은 자연선택의 진화연산 기법이 아닌 새나 물고기 등 집단행동이나 인간의 사회활동이라는 것은 집단을 구성하고 개개인의 정보를 공유하면서 진화를 계속하고 있다는 것을 바탕으로 개발된 최적화 기법이다. PSO는 군집(swarm)과 개체(particle)로 표현되는데, 각 개체는 최적해를 찾기 위해 주어진 탐색공간에서 그들 자신과 이웃의 경험에 대한 정보를 이용하여 최적해가 존재할 가능성성이 높은 위치로 이동해 간다. 또한

PSO는 파라미터의 조절을 통해 개체들의 전역탐색과 지역탐색 능력의 균형을 유지할 수 있다. 일반적으로 PSO는 구현이 용이하고 다른 진화연산 기법에 비해 제어 파라미터의 수가 적어 안정적으로 최적의 해를 얻을 수 있는 것으로 알려져 있다[6][7].

본 논문은 최근 많은 분야로 응용영역을 확대하고 있는 PSO 기법을 이용한 2차원 IIR 디지털 필터의 설계방법을 제안한다. 앞에서 언급된 바와 같이 2차원 IIR 디지털필터의 설계에 있어 안정성 문제는 반드시 해결해야 할 과제이다. 디지털필터의 안정성은 설계 구현단계에서 요구되는 필수불가결한 요소이다. 원하는 안정된 2차원 디지털필터는 최소화 문제에서 적절한 제한조건을 가진다. PSO는 비교적 간단하게 안정성 문제를 해결하면서 최적해를 찾은 것이 가능하다. 그 방법을 제시함과 함께 기본적인 PSO 방법을 디지털필터의 설계라는 과정에서 필요한 몇 가지 보완책을 마련하여 제시한다. 그리고 기존에 제시되어 있는 설계방법과 상호비교를 통해 제안된 방법이 우수한 성능으로 2차원 IIR 필터를 설계할 수 있음을 입증한다.

제안된 설계방법의 타당성을 검증하기 위하여 주파수공간에서의 진폭특성을 고려한 설계사양에 대하여 설계된 디지털필터를 제시하고 결과를 분석하여 보았다.

II. 디지털필터와 PSO

2.1 2차원 IIR 디지털필터

2차원 IIR 디지털필터의 설계는 식 (1)과 같이 주어진 전달함수 $H(z_1, z_2)$ 를 찾아내는 것과 같다. 즉, 주파수 $w_1, w_2 \in [-\pi, \pi]$ 인 영역에서 함수 $M(w_1, w_2)$ 을 설계하고자 하는 진폭응답 $M_d(w_1, w_2)$ 으로 근사하는 문제가 된다.

$$H(z_1, z_2) = H_0 \frac{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N a_{ij} z_1^i z_2^j}{\prod_{k=1}^N (1 + b_{k0}z_1 + b_{k1}z_2 + b_{k2}z_1 z_2)} \quad (1)$$

여기서 a_{ij} 의 기준 값이 되는 a_{00} 는 통상 1이라는 값이 사용되며, z_1 과 z_2 는 z -변환에서의 복소변수이며 다음

과 같이 표현할 수 있다.

$$z_1 = e^{-j\omega_1}, z_2 = e^{-j\omega_2} \quad (2)$$

따라서 필터설계에서 근사는 다음과 같은 식으로 형식화할 수 있다.

$$\begin{aligned} E_p &= E_p(a_{ij}, b_{kl}, H_0), \quad l = 0, 1, 2 \\ &= \sum_{n_1}^{N_1} \sum_{n_2}^{N_2} [|M(\omega_1, \omega_2)| - M_d(\omega_1, \omega_2)]^p \end{aligned} \quad (3)$$

$$M(\omega_1, \omega_2) = H(z_1, z_2) \Big|_{z_1 = e^{-j\omega_1}, z_2 = e^{-j\omega_2}} \quad (4)$$

여기서 $\omega_1 = (\pi/N_1)n_1, \omega_2 = (\pi/N_2)n_2$ 이며, p 는 양의 우수로 $p = 2$ 또는 4, 8이 이용된다.

여기까지 언급된 내용을 토대로 식 (3)은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$E_p = \sum_{n_1=0}^{N_1} \sum_{n_2=0}^{N_2} \left[\left| M\left(\frac{\pi n_1}{N_1}, \frac{\pi n_2}{N_2}\right) \right| - M_d\left(\frac{\pi n_1}{N_1}, \frac{\pi n_2}{N_2}\right) \right]^p \quad (5)$$

필터설계 과정에서 최소 오차로 설계됨과 동시에 안정된 필터의 설계가 함께 고려되어야 한다. 2차원 IIR 디지털필터의 BIBO(bounded input bounded output) 안정도를 위하여 설계된 필터 전달함수의 z영역 극점은 단위원 내부에 놓여야 한다. 설계된 필터가 안정될 조건은 다음과 같다[5][6].

$$|b_{k0} + b_{k1}| - 1 < b_{k2} < 1 - |b_{k0} - b_{k1}|, \quad k = 1, 2 \quad (6)$$

따라서 2차원 IIR 디지털필터의 설계는 다음과 같은 제한조건을 갖는 최소화 문제가 취급된다.

*Minimize E_p
subject to 식 (6)*

여기서 p 는 우수인 양의 정수이고, 2차원 디지털필터의 N_1, N_2 포인터에서 원하는 진폭응답과 설계되는 진폭응답 사이의 차가 최소화되도록 하는 것이다.

2.2 PSO 알고리즘

사회 심리학 특징과 진화연산의 결합에 의한 기술인 PSO는 새나 물고기 등 집단행동이나 인간의 사회활동이라는 것은 집단을 구성하고 개개인의 정보를 공유하면서 진화를 계속하고 있다는 것을 바탕으로 한 알고리즘이다. PSO는 각 개체(particle)가 가지고 있는 최우수 정보(pbest)와, 그 개체로 구성된 그룹의 최우수 정보(gbest)로부터 과거의 탐색이력을 고려하여 연속 변수 영역에서 다목적(multi-objects) 함수의 대역적인 최적해, 또는 그것에 준하는 최적해를 구하는 기법이다. PSO에서는 각 개체가 “위치(position)”과 “속도(velocity)”를 가지고, 집단(swarm)에서 탐색을 수행한다. 아울러 각 개체의 위치와 속도를 갱신하면서 최적해를 탐색한다.

D-차원의 문제공간에서 집단에 속하는 i 번째 개체의 위치와 속도 정보는 다음과 같이 정의된다.

$$X_i = (x_1^i, \dots, x_d^i, \dots, x_D^i) \quad (7)$$

$$V_i = (v_1^i, \dots, v_d^i, \dots, v_D^i) \quad (8)$$

이 때, i 번째 탐색에 있어서 개체 d 의 위치 x_d^i 와 속도 v_d^i 를 이용하여, $i+1$ 번째의 위치 x_d^{i+1} 와 속도 v_d^{i+1} 는 다음과 같은 식을 이용하여 갱신된다.

$$x_d^{i+1} = x_d^i + v_d^{i+1} \quad (9)$$

$$v_d^{i+1} = wv_d^i + c_1r_1(p_d^i - x_d^i) + c_2r_2(p_g^i - x_d^i) \quad (10)$$

여기서, c_1, c_2 는 가속상수(acceleration coefficients)이며, r_1 과 r_2 는 $[0, 1]$ 범위에서 무작위로 생성된 난수이다. 식 (10)에서 w 는 관성하중(inertia weight)이라고 불리는 파라미터로 현재 속도에 대한 기존 속도의 영향을 제어하는 역할을 한다. 따라서 이 값은 개체의 전역탐색과 지역탐색의 능력 사이의 관계를 조절한다. 통상의 PSO에서는 탐색과정에서 관성하중 w 는 다음의 식에 따라 선형적으로 변화시킨다.

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{k_{\max}} \times i \quad (11)$$

여기에서 w_{\max} 와 w_{\min} 은 각각 w 의 최대치와 최소치를 나타내고, k_{\max} 는 최대 탐색회수이다. 일반적으로 w_{\max} 와 w_{\min} 은 각각 0.9와 0.4까지 선형적으로 감소시키는 방법이 추천되고 있다.

p_d^i 는 개체 d 가 i 번째까지의 탐색에 있어, 지금까지 방문한 최우수 해(p_{best})를 나타낸다. 그리고 p_g^i 는 i 번째의 탐색에 있어 집단 전체에서의 최적해(g_{best})를 나타낸다.

PSO 알고리즘에서 집단은 P_{size} 개의 개체를 가지며, 각 개체는 D -차원의 실수 벡터로 구성되고 이들 가운데 주어진 문제의 최적화가 존재한다. PSO의 기본 알고리즘은 다음과 같다.

(STEP1) 개체 수와 최대 탐색회수를 정한다.

(STEP2) 초기 위치 x_d^1 과 초기 속도 v_d^1 을 무작위로 생성한다.

(STEP3) 목적함수를 이용하여 각 개체를 평가한 후,

초기 최적위치 p_d^1 과 최적해 p_g^1 을 선정한다.

(STEP4) 각 개체의 속도 v_d^{i+1} 과 위치 x_d^{i+1} 을 식 (7)과 (8)에 따라 갱신한다.

(STEP5) 새로운 정보를 가진 개체에 대한 적합도를 목적함수로 평가하고, p_{best} p_d^i 와 g_{best} p_g^i 를 갱신한다.

(STEP6) 탐색회수 i 가 최대 탐색회수 이하이면 $i = i + 1$ 로 해서 STEP4로 돌아간다. 그렇지 않으면 탐색을 종료한다.

결과적으로, 상기의 과정에서 생성된 최종적인 g_{best} 가 구하고자 하는 최적의 위치정보를 가지는 최적해가 된다.

III. PSO에 의한 필터 최적화

앞 장에서 언급된 필터설계와 PSO 알고리즘을 토대로 여기서는 PSO를 어떻게 2차원 IIR 필터에 적용할 것인가 관하여 기술한다.

3.1 디지털 필터의 최적화

식 (1)과 같은 전달함수에서 $N=2$ 인 경우에 한정한다면 식 (1)은 다음과 같이 풀어쓸 수 있다.

$$H(z_1, z_2) = \frac{a_{00} + a_{01}z_2 + a_{02}z_2^2 + a_{10}z_1 + a_{11}z_1z_2 + a_{12}z_1z_2^2 + a_{20}z_1^2 + a_{21}z_1^2z_2 + a_{22}z_1^2z_2^2}{(1 + b_{01}z_1 + b_{11}z_2 + b_{21}z_1z_2)(1 + b_{02}z_1 + b_{12}z_2 + b_{22}z_1z_2)} \quad (12)$$

여기서 안정성이 보장되는 조건인 식(6)을 토대로, $p=2$, $N_1=50$, $N_2=50$ 으로 하면, 최적화 문제 식 (5)는 다음과 같이 형식화 된다.

Minimize

$$E_2 = \sum_{n_1}^{50} \sum_{n_2}^{50} \left| M\left(\frac{\pi n_1}{50}, \frac{\pi n_2}{50}\right) - M_d\left(\frac{\pi n_1}{50}, \frac{\pi n_2}{50}\right) \right|^2 \quad (13)$$

단, 제한조건으로 다음 조건이 만족되어야 한다.

$$s_1(x) = b_{10} + b_{11} + b_{12} + 1 > 0$$

$$s_2(x) = -b_{10} - b_{11} + b_{12} + 1 > 0$$

$$s_3(x) = b_{10} - b_{11} - b_{12} + 1 > 0$$

$$s_4(x) = -b_{10} + b_{11} - b_{12} + 1 > 0$$

$$s_5(x) = b_{12} + 1 > 0$$

$$s_6(x) = -b_{12} + 1 > 0$$

$$s_7(x) = b_{20} + b_{21} + b_{22} + 1 > 0$$

$$s_8(x) = -b_{20} - b_{21} + b_{22} + 1 > 0$$

$$s_9(x) = b_{20} - b_{21} - b_{22} + 1 > 0$$

$$s_{10}(x) = -b_{20} + b_{21} - b_{22} + 1 > 0$$

$$s_{11}(x) = b_{22} + 1 > 0$$

$$s_{12}(x) = -b_{22} + 1 > 0 \quad (14)$$

라는 설계된 필터의 안정도가 보장되어야 한다.

3.2 필터의 안정성

일반적으로 필터설계에서 사용되는 필터계수 파라미터 $|X_{\max}|$ 의 범위는 $[-3,3]$ 이지만, 이 영역을 그대로 사용하면 다소 문제가 발생한다. PSO 알고리즘을 이용하는 경우 $|X_{\max}|$ 의 초기치 영역을 $[-3,3]$ 으로 하

고 앞에서 언급된 속도 파라미터 $|V_{\max}|$ 또한 $[-3, 3]$ 으로 하여 탐색할 경우 상기 안정성을 만족시키는 식 (14)을 만족시키는 개체는 자극히 적은 수만 존재하기 때문에 이 영역에서 안정된 최적해를 구하는 것을 기대하기는 어렵다. 실제 시뮬레이션 예가 다음 장에서 주어진다.

상기 미지 파라미터 값 중 분모계수 b_{kl} 변수에 해당되는 값은 식 (14)로 주어진 모든 식의 조건을 만족하기 위해서는 모든 변수 값이 $(-1, 1)$ 이 되어야 한다는 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 각 변수를 a_{ij} 와 b_{kl} 을 나누어 생성할 필요가 있다.

$$a_{ij} \in R = [-3, 3] \quad (15)$$

$$b_{kl} \in R = (-1, 1) \quad (16)$$

또한 b_{kl} 를 $(-1, 1)$ 범위에서 무작위로 생성시킬 경우, 확률적으로 식 (12)을 만족하는 개체는 대략 10% 정도 밖에는 생성되지 않는다. 따라서 최적화 영역에 안정도를 만족하는 개체가 10% 정도 밖에 존재하지 않는다면 좋은 성능의 근사가 불가능하다는 것을 예측할 수 있으며 실제 시뮬레이션을 통해 확인되었다. 그래서 $|V_{\max}|$ 와 가속상수 c_1, c_2 의 생성범위가 조정될 필요성이 있다.

안정성 문제를 해결하기 위한 수법으로 다음의 두 가지 기본 원칙을 유지하고자 하였다. 그 첫째는 넓은 영역에서 탐색이 이루어지도록 하면서 탐색이 거듭되면서 안정된 개체의 수가 늘어나도록 하는 것이다. 그리고 둘째로 최종적으로 얻어지는 최적해는 반드시 안정된 개체가 선택되도록 하는 것이다.

이 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서 제안하는 방법은 초기 위치 정보를 생성시킬 시에는 집단을 형성하는 개체의 수만큼 반복 생성시켜 안정도의 조건이 만족하는 개체에서 시작하도록 하였다. 또한 개선과정에서 $pbest$ 는 목적함수에 의한 적합도보다 안정성을 우선 취급하여 더 좋은 적합도의 개체라 할지라도 안정성이 확보되지 않은 개체는 개선되지 않도록 조치하여 최종적으로 얻어지는 $gbest$ 는 반드시 안정성이 보장된 개체가 생성되도록 하였다. 상기 내역이 잘 수행되는지 여부는 필터설계 실행 예에서 검토하기로 한다.

3.3 제안된 PSO 알고리즘

2장에서 기술된 PSO 알고리즘을 토대로 필터설계에 응용된 IPSO(improved PSO) 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. (파라미터 설정)

개체 수 P_{size} 와 최대탐색회수 t_{\max} 를 정한다.

Step 2. (초기 데이터 생성)

초기 위치 x_d^1 와 초기 속도 v_d^1 을 무작위로 각각 정해진 $|X_{\max}|$, $|V_{\max}|$ 범위에서 생성시킨다. 이 때 모든 개체는 식 (6)으로 주어진 안정도를 만족하도록 선택한다.

Step 3. (적합도 평가)

각 개체에 대하여 목적함수에 상응하는 적합도(fitness)를 평가하고, 초기 위치를 모두 p_d^1 로 설정하고, 초기 개체 중에 최적해는 p_g^1 으로 선정된다.

Step 4. (위치 및 속도 갱신)

각 개체의 속도 v_d^{i+1} 와 위치 x_d^{i+1} 을 식 (7)과 (8)에 따라 갱신한다.

Step 5. (한계치 조정)

모든 개체에 대하여 주어진 $|V_{\max}|$, $|X_{\max}|$ 을 이용하여 각 v_d^{i+1}, x_d^{i+1} 정보의 한계치를 조정한다.

Step 6. (안정성 평가)

식 (6)으로 주어진 안정도를 평가한 후, 새로운 정보를 가진 개체에 대한 적합도를 목적함수로 평가하고, $pbest$ p_d^i 와 $gbest$ p_g^i 를 갱신한다. 이 때, $pbest$ p_d^i 는 적합도보다 안정도를 우선하여 선정한다.

Step 7. (탐색 반복)

탐색회수 i 가 최대탐색회수 t_{\max} 이하이면 탐색회수를 $i = i + 1$ 로 해서 Step 4로 돌아간다. 그렇지 않으면 탐색을 끝낸다.

Step 8. (탐색 종료)

생성된 최종적인 $gbest$ $p_g^{t_{\max}}$ 가 구하고자 하는 최적의 위치정보를 가지는 최적해가 된다.

IV. 설계 및 성능분석

모든 설계과정은 Matlab 7.0으로 Intel Core2 Duo 2.2Ghz PC의 Windows Vista 환경에서 실행되었다. 또한 객관적인 성능비교를 위하여 참고문헌[8]과 [9]에서 사용한 동일한 설계사양을 갖는 예제로 채택하였다. 제시된 저역통과 2차원 디지털필터의 설계사양은 다음과 같다.

$$M_d(\omega_1, \omega_2) = \begin{cases} 1 & \sqrt{\omega_1 + \omega_2} \leq 0.08\pi \\ 0.5 & 0.08\pi < \sqrt{\omega_1 + \omega_2} \leq 0.12\pi \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} x = & (a_{01}, a_{02}, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{20}, a_{21}, a_{22}, b_{01}, \\ & b_{02}, b_{11}, b_{12}, b_{21}, b_{22}, H_0)^T \end{aligned} \quad (18)$$

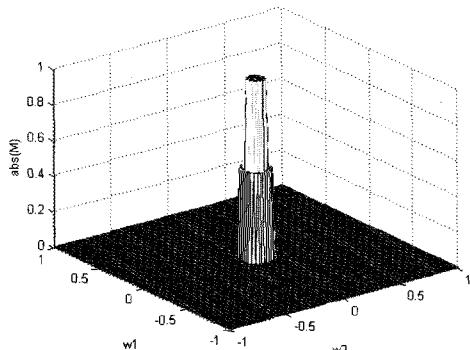


그림 1. 설계하고자 하는 진폭특성
Fig. 1. Desired magnitude specification

초기 값을 무작위로 $[-3, 3]$ 범위의 임의의 실수로 식 (18)에 주어진 15개 값을 개체 수만큼 지정하였다. 이 때 안정도를 평가하여 조건을 만족하는 그룹만으로 초기치를 설정하였다.

성능분석의 신뢰성을 높이기 위하여 필터는 참고문헌 [8]과 [9]에서 제시된 예시와 같은 영역에서 설계되었다. 또한 설계과정에서 할당된 PSO 제어 파라미터는 표 1에 주어진 것과 같이 두 가지 조건에 대하여 실험을 실시하였다.

표 1. PSO 제어 파라미터
Table 1. PSO parameter setup

구 분	파라미터 값	
	PSO1	PSO2
개체 수 P_{size}	80	80
관성하중 w	0.4~0.8	0.4~0.8
가속상수 c_1, c_2	2	0.5~2
$ V_{max} , X_{max} $	3	1~3
최대탐색회수 t_{max}	1000	1000

두 가지 관점에서 설계 결과를 검토하였다. 그 하나는 설계과정에서 안정성이 보증되면서 적절한 속도로 수렴되어 최적해의 탐색 여부이고, 다른 하나는 설계된 필터의 균사오차의 다른 방법과의 상대적인 우수성이다.

먼저 안정성과 수렴에 관한 결과는 별다른 조치 없이 표 1에 주어진 PSO 제어 파라미터를 PSO1 항에 주어진 값을 사용하여 설계할 경우, 그림 2와 그림 3에 보인 것과 같이 안정성의 보증과 적절한 수렴이 이루어지지 않음을 알 수 있다.

두 조건에 대한 필터의 안정성 보증에 관한 검증에서 조건1의 경우, 그림 2와 같이 안정된 개체 수의 변화가 초기 단계에서 극소수만 존재하다가 크게 늘어나지 않아 광대역 검색을 기대하기 어렵다는 것을 알 수 있다. 또한 개선에 따른 수속 변화도 적절하게 이루어지지 않음을 그림 3으로 확인할 수 있다.

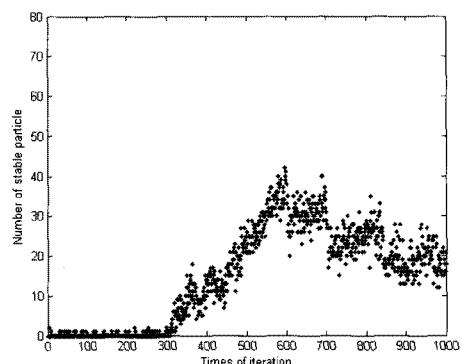


그림 2. 안정된 개체 수의 변화 추이 (PSO1)
Fig. 2. Number of stable particles for iteration with PSO1

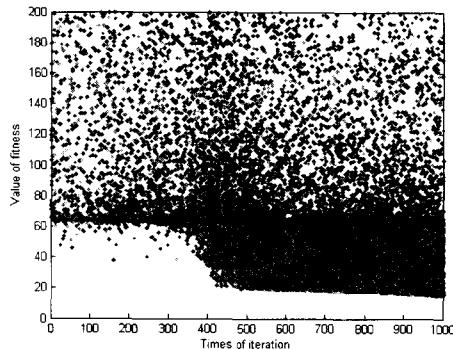


그림 3. 갱신에 따른 수속 변화 추이 (PSO1)
Fig. 3. Convergence process for iteration with PSO1

하지만 표 1에 주어진 설계조건 PSO2와 함께 본 논문에서 제안한 안정성 보증에 관한 과정이 PSO 알고리즘 내부에 삽입되어 설계를 수행한 결과는 그림 4와 5와 같이 충분한 안정적인 필터의 개체를 확보하면서 수렴이 안정적으로 진행됨을 확인할 수 있다. 결국 앞에서 논의된 안정성 보증단계를 알고리즘 내에 삽입함으로써 2차원 IIR 디지털필터를 설계할 수 있음을 알 수 있다.

설계된 필터의 최종해로부터 구해진 필터계수는 표 2에 주어진 것과 같다. 여기서 각각의 계수는 차례로 참고문헌 [2]에서 제시된 1-D 디지털필터 설계방법의 응용에 의한 설계 결과, 참고문헌 [8]의 Neural Network(NN) 근사방법을 이용한 설계 결과, 참고문헌 [9]의 GA 근사방법을 이용한 설계 결과를 나타내었으며, 마지막으로 본 논문에서 제시한 PSO 근사방법을 이용한 설계 결과를 보여주고 있다.

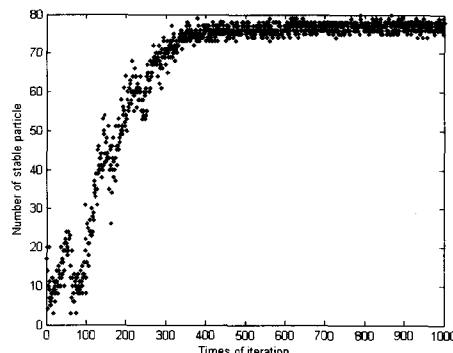


그림 4. 안정된 개체 수의 변화 추이 (PSO2)
Fig. 4. Number of stable particles for iteration with PSO2

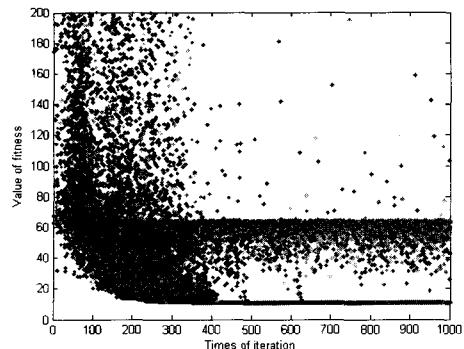


그림 5. 갱신에 따른 수속 변화 추이 (PSO2)
Fig. 5. Convergence process for iteration with PSO2

이어서 표 3은 각 참고문헌에서 제시된 방법과 본 논문에서 제안된 방법에 의해 얻어진 필터의 근사오차 E_2 에 관한 결과를 나타낸 것이다. 먼저 그림 6에서 9까지로 주어진 디지털필터들의 근사오차를 나타내었고, 이어서 결과의 공정성을 높이기 위하여 참고문헌 [9]에서 제시된 GA과 본 논문에서 제안한 PSO에 기초한 2차원 디지털필터의 설계방법에 대하여 30회 반복 시뮬레이션을 실시하였다. 그 결과로 얻어진 근사오차에 대한 평균과 표준편차를 함께 나타내었다.

표 2. 필터 계수
Table 2. filter coefficients

	1-D 문헌 [2]	NN 문헌 [8]	GA 문헌 [9]	PSO2
a_{01}	-1.6427	1.8162	-1.0825	-2.3691
a_{02}	0.9925	-1.1060	-2.1230	2.9190
a_{10}	-1.6417	0.0712	-0.4196	-0.9781
a_{11}	2.7058	-2.5132	-0.4416	1.1661
a_{12}	-1.6418	0.4279	1.9715	-1.5176
a_{20}	0.9925	0.5926	-2.9671	1.7684
a_{21}	-1.6418	-1.3690	3.0000	-0.9896
a_{22}	1.0081	2.4326	-2.3747	0.6648
b_{01}	-0.8934	-0.8662	0.1235	-0.2525
b_{02}	-0.9143	-0.8907	-0.8957	-0.9044
b_{11}	-0.8934	-0.8531	-0.4413	-0.2669
b_{12}	-0.9143	-0.8388	-0.8104	-0.9047
b_{21}	0.8002	0.7346	-0.5171	-0.3700
b_{22}	0.8813	0.8025	0.7320	0.8346
H_0	0.0115	0.0009	-0.0017	0.0024

표 3. 설계된 필터의 근사오차

Table 3. Approximation errors of resultant filters

	근사오차 E_2	
	그림 6-9 예시	30회 평균치
문헌 [2] (1-D)	26.6590	-
문헌 [8] (NN)	19.8569	-
문헌 [9] (GA)	12.2363	14.2363 ± 2.1921
PSO2	10.9682	12.6652 ± 1.7267

표 3의 결과에서 확인되는 바와 같이 본 논문에서 제시한 PSO를 이용한 2차원 디지털필터의 설계방법이 기존의 방법에 비하여 우수한 근사오차로 설계됨을 알 수 있다. 그림 6은 1-D 설계방법을 응용한 설계결과의 주파수응답을, 그림 7을 NN를 이용한 설계결과의 주파수응답을, 그림 8은 GA를 이용한 설계결과의 주파수응답을 각각 보여주고 있다. 아울러 그림 9는 제안된 PSO를 이용하여 설계된 안정된 2차원 디지털필터의 주파수응답을 나타내고 있다.

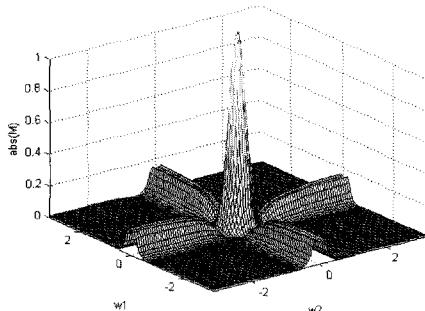


그림 6. 1-D 응용 설계결과 주파수응답
Fig. 6. Magnitude response of resulting filter using 1-D filter design method

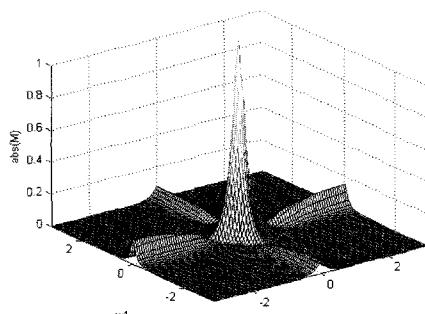


그림 7. NN에 의한 설계결과 주파수응답
Fig. 7. Magnitude response of resulting filter using neural networks

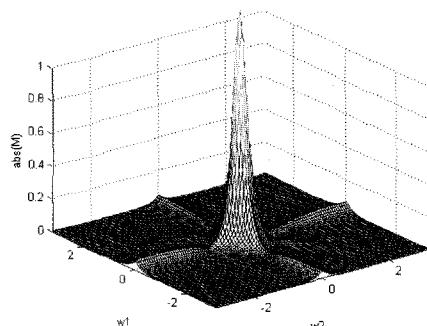


그림 8. GA에 의한 설계결과 주파수응답
Fig. 8. Magnitude response of resulting filter using genetic algorithm

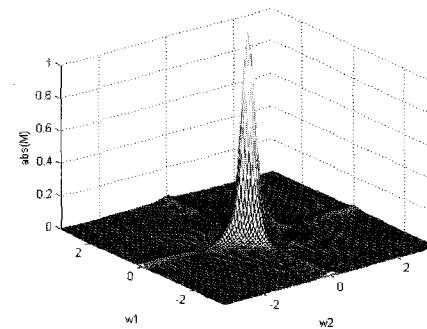


그림 9. PSO에 의한 설계결과 주파수응답
Fig. 9. Magnitude response of resulting filter using PSO

V. 결 론

본 논문에서 PSO를 이용하여 안정성이 보장된 2차원 IIR 디지털필터의 설계방법을 제안하고, 제안된 방법의 타당성을 설계예시를 통해 고찰하였다.

제안된 방법의 타당성을 설계예시를 통해 고찰한 결과, 설계된 디지털필터의 안정성이 보장됨을 알 수 있었다. 또한 진폭특성에 대한 근사오차가 동일한 설계사양으로 지금까지 타 문헌에서 제시된 방법으로 설계되어진 디지털필터와 비교하여 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 아울러 이러한 결과의 유효성을 반복수행의 결과를 토대로 입증하였다.

참고문헌

- [1] A.V. Oppenheim, R.W. Schafer, and J.R. Buck, "Discrete-time signal processing," Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1999
- [2] W.-S. Lu and A. Antoniou, "Two-Dimensional Digital Filters," Marcel Dekker, 1992
- [3] M.D. Lutovac, D.V. Tocic, and B.L. Evans, "Filter design for signal processing," Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 2001
- [4] R. Thamvichai, T. Bose, and R.L. Haupt, "Design of 2-D multiplierless IIR filters using the genetic algorithm," IEEE Trans. on Circuits and systems, vol. 49, pp.878-882, 2002
- [5] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks, pp.1942-1948, 1995
- [6] 박병준, 오성권, 김용수, 안태천, "PSO의 특징과 차원성에 관한 비교연구," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 12권, pp.328-338, 2006
- [7] 北山哲士, 荒川雅生, 山崎光悦, "Particle Swarm Optimizationの基礎的検討と混合変数問題への適応," 日本機械學會論文集(A編), 71券 706号, pp.88-95, 2005
- [8] V.M. Mladenovic and N.E. Mastorakis, "Design of Two-Dimensional Recursive Filters by Using Neural Networks," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol 12, pp.585-590, 2001
- [9] N.E. Mastorakis, I.F. Gonos and M.N.S. Swamy, "Design of two-dimensional Recursive Filters Using Genetic Algorithms", IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 50, pp.634-639, 2003

저자소개



이영호(Young-Ho Lee)

경북대학교 전자공학과 공학사
경북대학교 전자공학과 공학석사
일본 동북(Tohoku)대학
정보과학연구과 공학박사

1990년 3월 ~ 2000년 2월 : KT(한국통신) 연구개발
본부근무

2000년 3월 ~ 현재 : 위덕대학교 전자공학부 근무
※ 관심분야: 정보통신이론, 디지털신호처리, 최적화
이론