

Levenberg-Marquardt와 유전 알고리즘을 결합한 잡종 알고리즘을 이용한 거대 강산란체의 초고주파 영상

Microwave Imaging of a Large High Contrast Scatterer by Using the Hybrid Algorithm Combining a Levenberg-Marquardt and a Genetic Algorithm

박 천 석* · 양 상 용**

Cheon-Seok Park* · Sang-Yong Yang**

요 약

Levenberg-Marquardt(LMA)와 유전 알고리즘(GA)을 결합한 새로운 잡종알고리즘을 반복적으로 사용하여, 비용함수의 실 극소값(global minimum)을 주는 2차원 강산란체의 유전을 분포를 재구성한다. 비용함수에 사용되는 산란파는 원통형 각모드로 전개되며, 이 중 유효 전파모드만이 이용된다. 유효 전파모드만을 사용하여 비용함수를 정의함으로써 주어진 산란체를 재구성하는데 필요한 입사파 개수의 최소값이 공식화 된다. 수치해석 결과로부터, LMA는 수렴 속도가 빠르나 강산란체를 재구성할 수 없고, GA는 강산란체의 재구성은 가능하나 수렴 속도가 느린 반면, 결합 알고리즘을 이용하는 역산란 방법은 LMA와 GA의 장점만을 취합한 방법임이 입증된다.

Abstract

The permittivity distribution of a two-dimensional high-contrast object with large size, which leads to the global minimum of cost function, is reconstructed by iteratively using the hybrid algorithm of Levenberg-marquardt algorithm(LMA) plus Genetic Algorithm(GA). The scattered fields calculated in a cost function are expanded in angular spectral modes, of which only effective propagating modes are used. The definition of cost function based on the effective propagating modes enables us to formulate the minimum number of incident waves for the reconstruction of object. It is numerically shown that LMA has an advantage of fast convergence but can't reconstruct a high-contrast object with large size and GA can reconstruct a high-contrast object with large size but has an disadvantage of slow convergence, whereas an inverse scattering technique using the hybrid algorithm adopts only advantages of LMA and GA.

「이 논문은 1996년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음」

* 성균관대학교 전자공학과(Dept. of Electronic Engineering, Sung Kyun Kwan Univ.)

** 삼성전자 정보통신본부(Information & Telecommunication Systems Business, Samsung Electronics)

· 논문 번호 : 970721-046

· 수정완료일자 : 1997년 9월 25일

I. 서 론

지난 수십년동안 물체의 모양 및 유전을 분포를 전자파를 이용하여 비파괴적으로 알려는 시도는 많은 연구자들에 의해 광범위하게 이루어져왔다. 이러한 방법중 대표적인 방법으로 Born, Rytov 근사 등을 이용하는 diffraction tomography(DT) 방법이 있다^[1]. 이 기법은 신호 처리시 FFT 알고리즘을 이용하기 때문에 영상 재현이 매우 빠르며, 입사파의 주파수 및 입사 방향을 바꾸면서 측정하여 얻은 산란파 정보를 독립적으로 이용할 수 있기 때문에 잡음에 강한 장점이 있으나, 산란체 내부 전자파를 입사 전자파로 근사하기 때문에 조건 $k_0(\sqrt{\epsilon_r}-1)D < \pi$ 을 만족하는 약산란체에 한하여 재구성이 가능한 한계점을 가지고 있다^[2]. 여기서 ϵ_r , k_0 , 및 D 는 각각 산란체의 비유전율, 자유공간 파수, 및 산란체의 최대 직경을 나타낸다.

DT 방법으로 재구성할 수 없는 강산란체를 재구성하기 위하여, 모멘트법에 의한 산란파 계산법을 역으로 이용하여 물체의 유전을 분포를 재구성하는 비교적 엄밀한 방법이 제안되었다. 이 방법은 모멘트법으로 작은 요소로 나누어진 산란체 내부의 등가 유기전류를 구하고 등가 유기전류로부터 각 요소 내부의 전계를 구한 후 이 두 양의 비로 물체의 유전율 분포를 알아내는 방법이다. 이 방법을 역전원 역산란 방법이라 부르며, 산란파를 취하는 영역에 따라 공간 영역^[3], 파수 영역^[4], 각모드 영역^[5]으로 나누어 진다. 이 방법은 잡음에 매우 약한 특성이 있다. 이를 파수 영역 및 각모드 영역에서 살펴보면 산란체의 미지수 개수와 동일한 수의 측정 데이터를 얻기 위해서는 전파 모드 이외에 감쇄 모드를 쓰게되는데, 이 감쇄 모드가 역산란시 잡음에 약한 특성을 주고 있다. 잡음에 강한 특성을 주기 위해서는 단일 입사파당 전파모드 개수만큼의 측정 데이터 혹은 전파모드를 사용해야 한다. 그러나 단일 입사파당 전파모드 개수는 미지수 개수보다 작으므로 전파모드만을 이용하기 위해서는 다수의 입

사파가 필요하다. 그러나 이 방법은 입사파의 주파수 및 입사 방향이 달라지면 유전체 내부의 등가 유기전류가 달라지기 때문에 다수의 입사파 및 주파수를 사용할 수 없는 문제점을 가지고 있다.

DT 방법과 역전원 역산란 방법의 단점을 개선하기 위하여, 다수의 입사파 각각에 대한 다수의 측정점 모두에 대하여 유전율 분포에 따른 산란파 계산치와 측정치의 Root-Mean-Square(RMS) 오차를 비용함수로 정의하고, 정의된 비용함수의 최소값을 주는 유전율 분포를 Newton 유형의 알고리즘을 이용하여 재구성하였다^[6]. 이러한 접근 방법들은 다중 입사파를 사용함으로써 역전원 역산란의 문제점인 측정 데이터 부족으로 인한 ill-posedness를 개선하였고^[7], DT 방법에 비해 비교적 엄밀한 산란 전개식을 사용함으로써 거대 강산란체를 재구성할 수 있는 가능성을 보였다. 그러나 실제 수치 계산 결과를 보면 거대 강산란체에 대한 재구성 결과를 제시하지는 못하였다. 이러한 원인은 비용함수에 국부 극소치(local minima)가 존재하기 때문임이 밝혀졌다^[8]. 따라서 거대 강산란체의 재현을 위해서는 실 극소치(global minimum)로 수렴이 가능한 최적화 알고리즘이 필요하다. 이러한 알고리즘 중 대표적인 것으로는 한 개의 가정치를 사용하는 Simulated Annealing Algorithm(SAA), 여러개의 가정치를 사용하는 유전 알고리즘(GA: Genetic Algorithm) 등이 있다. Pichot 및 C. S. Park^[9] 등은 외부 산란파는 모멘트법으로 계산하고, 비용함수의 최소화를 위해서는 SAA를 이용한 반복 역산란 방법을 강산란체에 적용하였다. 역산란 결과 Newton 유형의 알고리즘을 이용한 역산란은 원치 않는 유전율 분포인 국부 극소치에 수렴하였으나, SAA를 이용한 역산란은 원하는 유전율 분포인 실 극소치에 수렴하였다. 또한 이들은 SAA는 강산란체를 재현할 수는 있지만 수렴 시간이 너무 많이 걸리는 단점이 있음을 언급하였다. C. S. Park 등은 Newton 유형의 Levenberg-Marquardt 알고리즘과 SAA를 결합한 잡종 알고리즘을 제안하고 이를 역산란에 적용하여 강산란체의 재현을

위한 수렴 속도를 대폭 개선시켰다^[10]. 그러나 여전히 SAA의 수렴속도의 문제 때문에 산란체의 크기를 증가시키는데 한계를 보이고 있다. 따라서 본 논문에서는 SAA보다 수렴 속도가 빠르고 여러개의 가정치를 사용하는 유전 알고리즘을 LMA와 결합하여 사용함으로써 잡종 알고리즘의 성능을 개선시킬 수 있는 새로운 반복 역산란 방법을 제안하고자 한다.

II 장에서는 산란파의 각모드를 계산하는 식을 유도하고, III 장에서는 II 장에서 구한 각모드를 이용한 반복기법 역산란 방법을 제시하고 제안된 방법의 성능을 수치 계산 결과를 이용하여 조사하였으며, IV 장에서 결론을 기술하였다.

II. 각모드 및 비유함수

그림 1과 같이 z축 방향으로 유전율의 변화가 없고, 단면 s에서는 비유전율 분포가 $\epsilon_s(\rho, \varphi)$ 인 유전

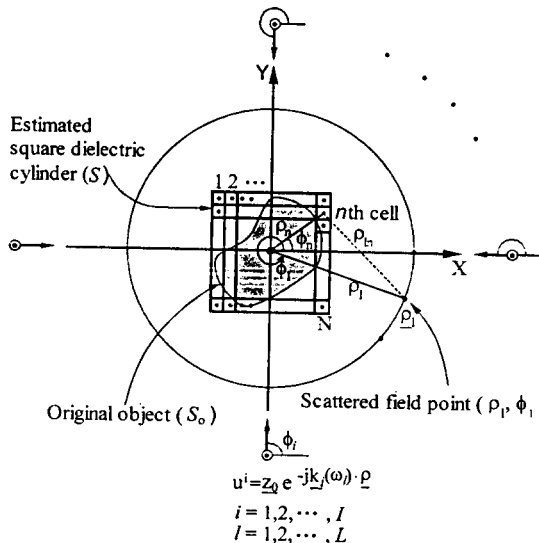


그림 1. 각모드 영역에서 2차원 유전체의 산란 및 역산란 구조

Fig. 1. Geometry of 2-dimensional forward and inverse scattering problem in angular spectral domain.

체 기동에 z방향으로 분극된 평면파 u^i 가 입사할 때, 산란전계 u^s 는 식 (1)과 같이 표시된다.

$$u^s(\rho, \phi) = k_0^2 \int_S d\rho' d\phi' \rho' [\epsilon_s(\rho', \phi') - 1] u(\rho', \phi') G(\rho, \rho') \quad (1)$$

여기서 k_0 는 자유공간 파수, u 는 유전체내의 전체 전계, G 는 2차원 자유공간 그린함수로 Bessel의 가법정리를 이용하여 각모드로 전개하면 식 (2)로 표현된다.

$$G(\rho, \rho') = -\frac{j}{4} \sum_{m=-\infty}^{\infty} J_m(k_0 \rho') H_m^{(2)}(k_0 \rho) e^{jm(\phi - \phi')}, \quad \rho' < \rho \quad (2)$$

여기서 시간 의존 함수는 $e^{j\omega t}$ 를 사용하였으며, J_m 및 $H_m^{(2)}$ 은 각각 m 차 Bessel 및 m 차 제2종 Hankel 함수이고, w 는 각주파수를 나타낸다. 식 (1)에 모멘트법을 적용하면 식 (1)은 식 (3)의 대수 방정식으로 변형된다.

$$u^s(\rho, \phi) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} e^{jm\phi} [H_m^{(2)}(k_0 \rho) \times \sum_{n=1}^N A_{mn}(\rho_n, \phi_n) (\epsilon_n - 1) u_n] \quad (3)$$

여기서 A_{mn} 은 다음과 같다.

$$A_{mn}(\rho_n, \phi_n) = -\frac{j\pi k_0 a}{2} J_1(k_0 a) J_m(k_0 \rho_n) e^{-jm\phi_n} \quad (4)$$

여기서 (ρ_n, ϕ_n) 은 n 번째 요소의 중심으로 2차원 원통 좌표계의 거리 및 위상을 나타내고, a 는 정사각형 모양의 요소와 동일한 면적을 갖는 원형 등가 요소의 반경이다. 식 (3)으로부터 u^s 의 m 번째 각모드 U^s 는 식 (5)로 주어진다.

$$U^s(\rho, m) = H_m^{(2)}(k_o \rho) \times \sum_{n=1}^N A_{mn}(\rho_n, \phi_n) (\epsilon_n - 1) u_n \quad (5)$$

각모드 U^s 를 이용하여 유전을 분포를 반복적으로 찾기위하여, 입사파당 유효모드의 총 개수, M , 입사파의 총 개수, I , 사용된 주파수의 총 개수, L 을 갖는 비용함수 f 를 식 (6)과 같이 정의하기로 하자.

$$f = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M |F_{mil}^k|^2 \quad (6)$$

여기서 M 은 조건 $M \geq ek_o \rho_n / 2$ 을 만족한다^[16]. 그리고 k 번째 반복 계산 과정의 오차함수 F_{mil}^k 은 다음과 같다.

$$F_{mil}^k = U_M^s(\rho; w_l, \theta, m) - U_l^c(\rho; \epsilon_n^k; w_l, \theta, m) \quad (7)$$

여기서 U_M^s 및 U_l^c 은 각각 측정 및 계산된 각모드이고, w_l 및 ϵ_n^k 은 각각 l 번째 각주파수 및 k 번째 반복 계산과정으로부터 얻어진 n 번째 요소의 비유전을 값이다. 반복 계산 과정으로부터 재구성하려는 유전율 분포는 식 (6)의 비용함수 f 의 최소값을 주는 유전율 분포이다. 비용함수 f 의 최소값을 주는 유전율 분포의 최적화 과정을 III장에서 살펴보기로 하자.

III. 반복기법 역산란 및 수치계산

반복 기법을 이용한 역산란을 위해서는 최적화 알고리즘이 필요하다. 최적화 기법의 종류는 결정론적(deterministic) 기법과 확률론적(stochastic) 기법이 있다. 본 장에서는 결정론적 기법으로는 LMA, 확률론적 기법으로는 GA를 사용하였고, 두 알고리즘의 장 단점을 논하였다. 또한 두 알고리즘의 장점만을 조합하여 구성한 잡종(hybrid) 알고리즘에 대하여 설명하고, 잡종 알고리즘의 최적

화 과정을 살펴보기로 하자. LMA를 이용한 다중 입사파의 반복 역산란 과정은 [7]에 있으므로 과정 설명은 생략하기로 하고, GA를 이용한 다중 입사파의 반복 역산란 과정부터 설명하기로 하자. GA를 이용한 역산란 과정은 다음과 같다.

1. 측정치 U^s 를 얻는다.
2. Random number generator를 통해 초기 군집의 유전율 분포 집합 $\{\epsilon(j)n^k, k=0, j=1, \dots, J\}$ 을 만든다. 여기서 k 는 세대를 나타내며 반복 계산과정의 반복 횟수를 의미한다. j 는 j 번째 개체를 나타내며 J 는 군집의 총 수, 즉, 개체의 총 수를 의미한다. ϵ 은 벡터이며 요소 갯수만큼의 차원을 갖는다.
3. 만들어진 J 개의 유전율 분포 집합을 이용하여 각모드의 계산치 집합 $\{U_l^c(\rho; m, \theta, \omega; \epsilon(j)n^k)\}$ 을 J 개 얻는다.
4. j 번째 개체의 비용함수 f_j 가 $F(j)^k_{mil}$ 의 오차함수를 이용하여 다음과 같이 주어진다.

$$f_j = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M |F(j)^k_{mil}|^2$$

이 때 f_j 중에서 termination criterion을 만족하는 값이 있으면 그 값에 해당하는 유전율 분포를 최적해로 삼고, 반복 역산란 과정을 끝낸다.

5. 비용함수 값은 작을수록 최적해에 접근함으로 적응정도 F_j 를 각 f_j 에 대하여 계산하고, 그 적응정도 값의 크기에 비례하여 복제수를 정한다. 여기서 적응정도 F_j 는 $f_j / \sum f_j$ 로 정의한다.
6. 2진수로의 변환 과정을 거쳐 표현된 인자형 해를 교차법을 이용하여 유전인자를 교환한다.
7. 적정한 돌연변이 확률을 이용하여 임의로 선택된 개체내의 임의의 유전인자를 0은 1로 1은 0으로 변환 시킨다.
8. 3, 4, 5 과정을 통해 만들어진 새로운 개체 군집(유전율 분포 집합 $\{\epsilon(j)n^k\}$)을 갖고 과정 3으로 간다.

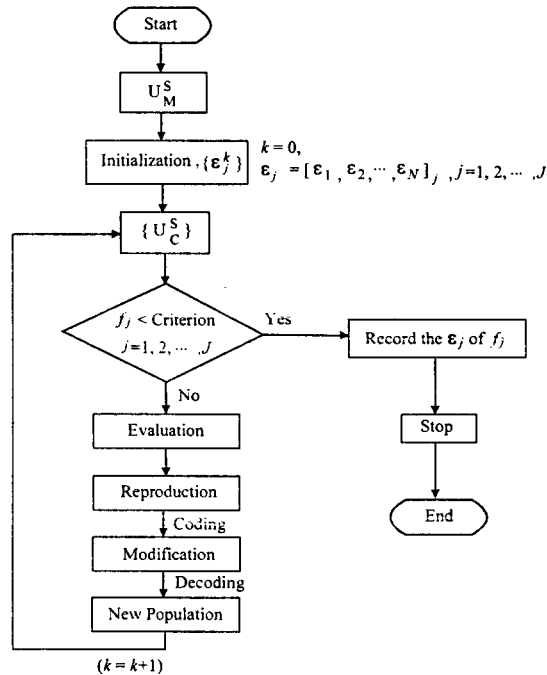


그림 2. 유전 알고리즘을 이용한 역산란 과정의 흐름도
 Fig. 2. The flow chart for inverse scattering by using a genetic algorithm.

이상의 일련의 과정을 그림 2의 흐름도에 나타내었다.

GA의 성능을 조사하기 위하여 GA의 역산란 결과를 그림 3에 보였다. 그림 3은 $0.5\lambda \times 0.5\lambda$ 크기의 균일($\epsilon_r = 4.0$)한 사각형 유전체의 역산란 결과를 요소 한변의 길이 $\Delta l = 0.2\lambda_r (\lambda_r = \lambda / \sqrt{\epsilon_r})$ 로 하여 5.0λ 떨어진 곳에서 얻은 유효 모드를 이용한 비용함수를 GA(군집 크기 $J=20$)로 얻은 결과이다. (a)는 LMA를 이용한 역산란 결과로 원치 않는 유전율 값으로 수렴하였다. 이는 비용함수의 국부 극소치에 빠졌음을 보여준다. (b)는 GA로 얻은 결과로 비교적 정확한 결과를 주고 있다. (b)의 결과에 대한 원인 분석을 하기 위하여 반복 계산 횟수에 따른 비용함수 값 및 재구성된 유전율 분포의 RMS 오차를 각각 그림 3(c) 및 (d)에 나타내었다. 결과를 보면 80번

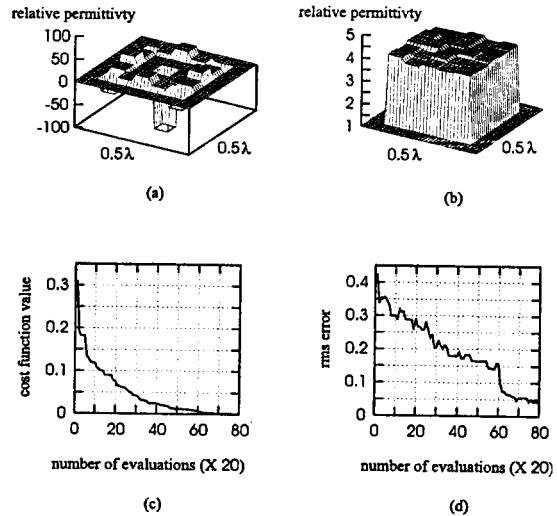


그림 3. $0.5\lambda \times 0.5\lambda$ 크기의 균일($\epsilon_r = 4.0$)한 사각형 유전체의 역산란 결과. (a) LMA 결과, (b) GA 결과, (c) GA에 의한 비용함수값의 수렴, 및 (d) GA에 의한 재구성 오차의 수렴

Fig. 3. Inversion for homogeneous square cylinder($\epsilon_r = 4.0$) with its size $0.5\lambda \times 0.5\lambda$. (a) LMA, (b) GA, the convergence of the (c) cost function, and (d) reconstructed RMS error associated with GA, respectively.

반복 계산 후에는 비용함수 값은 0.001 이하를 가지며 이 때 유전율 분포의 RMS 오차는 0.05 이하를 나타내고 있다. 이를 보면 재구성된 유전율 분포의 RMS 오차가 작은 값을 갖도록 하기 위해서는 비교적 많은 반복 계산이 필요함을 볼 수 있다.

GA의 성능을 좀더 일반적으로 관찰하기 위하여 그림 3과 크기는 같으면서 유전율 분포가 비균일한 유전체의 역산란 결과를 그림 4에 나타내었다. 그림 4(a)는 $\epsilon_r = 2.0, 3.0, 4.0$ 인 탑형, (b)는 $\epsilon_r = 4.0, 3.0, 2.0$ 인 역 탑형, (c)는 $\epsilon_r = 3.0, 4.0$ 인 계단형, (d)는 $\epsilon_r = 2.0, 3.0, 3.0, 4.0$ 인 비대칭형 등에 대하여 재구성한 유전율 분포를 나타내었다. 4가지 유형 모두에 대하여 만족한 결과로 재구성되었음을

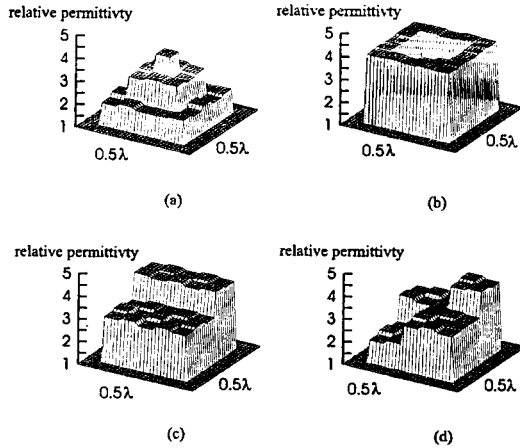


그림 4. $0.5\lambda \times 0.5\lambda$ 크기의 비균일한 사각형 유전체의 역산란 결과. (a) 탑형, (b) 운동장형, (c) 계단형, (d) 비대칭형

Fig. 4. Inversion for inhomogeneous square cylinder ($\epsilon_r = 4.0$) with its size $0.5\lambda \times 0.5\lambda$, the relative permittivity distributions having the type of (a) pagoda tower, (b) inverted pagoda tower, (c) staircase, (d) non-symmetry.

볼 수 있다. 이들로부터 GA를 이용한 역산란은 비용함수의 실 극소치를 찾아 원래의 유전율 분포를 재구성할 수 있음을 확인할 수 있다.

지금까지 우리는 기울기법 알고리즘은 극소치로의 수렴성은 빠르지만 초기치 의존성과 국부 극소치로의 수렴 문제로 실 극소치를 찾기는 어렵고, GA는 실 극소치를 찾기는 하지만 수렴 속도가 느린 단점을 가지고 있음을 알았다. 따라서, 본 논문에서는 기울기법 알고리즘의 하나인 LMA와 확률론적 알고리즘인 GA의 장점만을 취합한 잡종 알고리즘(HA : hybrid algorithm)을 구현하고 이를 반복 역산란에 적용하기로 하자. HA를 이용한 반복 역산란 과정은 다음과 같다.

1. LMA로 주어진 초기 유전율 분포를 이용하여 비용함수 값이 극소치를 주는 유전율 분포를 얻는다. 극소치가 기준 1(threshold 1) 이하

의 값을 주면 얻어진 유전율 분포를 최적해로 기록하고 반복 역산란 과정을 끝낸다. 여기서 기준 1은 실 극소치로 간주될 수 있는 정도의 작은 값의 비용함수 값에 해당한다.

2. GA를 이용하여 기준 2(threshold 2) 이하의 비용함수 값을 주는 수렴된 유전율 분포를 구한다.
3. 2에서 얻어진 수렴된 유전율 분포(들)를 LMA의 초기치로 이용하여 비용함수 값이 극소치를 주는 수렴된 유전율 분포를 얻는다.
4. 3에서 기준 1을 만족하는 유전율 분포를 얻으면 비용함수 최소화 과정을 끝내고, 만족하는 유전율 분포를 얻지 못하면 다시 2로 간다. 이때 기준 2는 2와 3의 교번 횟수에 따라 점점 작아져서 3의 LMA의 초기치로 실 극소치에 점점 가까운 유전율 분포를 제공한다.

이상의 과정을 정리하여 그림 5에 흐름도로 나타

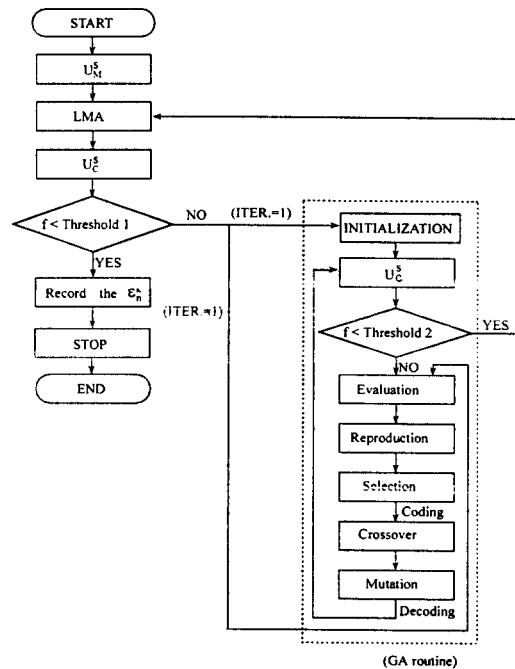


그림 5. 잡종 알고리즘을 이용한 역산란 과정
Fig. 5. The process for inverse scattering using a hybrid algorithm.

내었다.

GA와 HA와의 역산란 계산 시간의 비교를 위해 표1에 요소의 수가 4×4, 5×5, 6×6인 경우에 대해 sparc20 workstation의 CPU 계산 소요 시간을 나타내었다. 이때 요소의 크기는 0.1λ×0.1λ로 하였고, 비유전율 값이 4.0으로 균일한 경우와 비유전율 값이 3.0, 6.0의 계단형인 비균일한 경우에 대해 역산란 하였다. 이 결과로부터 HA가 GA보다 5배 이상 빠른 수렴 속도를 확인할 수 있다.

그림 6에는 1.0λ×1.0λ 크기의 균일(ε=4.0) 사각형 유전체를 5×5의 미지 요소로 나눈 경우에 대한 GA의 결과(a), HA를 이용한 수렴된 비유전율 값 분포(b), 그리고 각각에 대한 비용함수의 수렴성을 나타내었다. (a)와 (b)로부터 GA 및 HA 모두 원래의 비유전율 값 분포를 잘 찾고 있음을 알 수 있다. (c)를 보면 비용함수가 0.0001 이하로 수렴하는데 GA는 140번 이상의 반복 계산이 필요한데 비해 HA는 반복 계산 횟수가 30번 이하임을 볼 수 있다. 이로부터 HA가 GA만을 쓴 경우보다 매우 효율적임을 알 수 있다.

HA의 성능 분석을 좀더 일반적으로 분석하기 위해 1.0λ×1.0λ 크기의 비균일 유전체들에 대하여 HA를 이용한 역산란 결과를 그림 7에 나타내었다. 그림 7(a)는 비유전율 값이 2.0, 3.0, 4.0인 탑형의 비균일한 경우이며, (b)는 계단형의 비유전율 값이 3.0, 4.0인 계단형의 비균일한 경우이다. 원래의 비유전율 값으로 수렴함을 볼 수 있다. 이때 산란파의

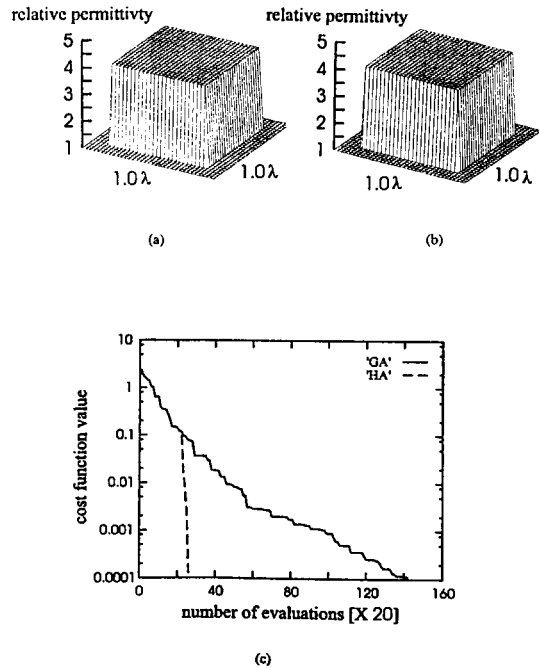


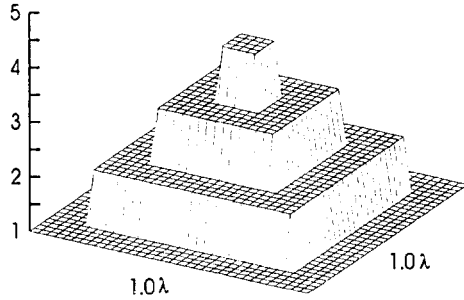
그림 6. 1.0λ×1.0λ 크기의 균일(ε=4.0)한 사각형 유전체의 역산란 결과. (a) GA 결과, (b) HA 결과, (c) 반복 계산 횟수에 따른 비용함수

Fig. 6. Inversion for homogeneous square cylinder(ε=4.0) with its size 1.0λ×1.0λ. The result of (a) GA and (b) HA. (c) the cost function as a function of the number of iteration.

표 1. 다양한 돌연 변이 확률(Pm)을 갖는 GA와 HA의 역산란 수렴 시간

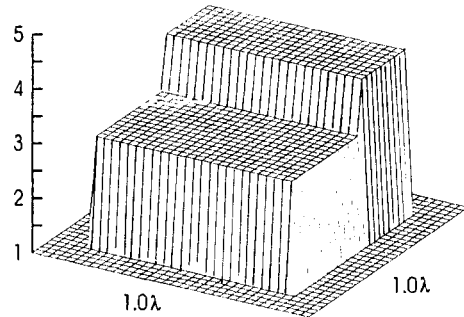
유전율 분포		GA				HA				
		Pm	0.0	0.005	0.01	0.02	0.0	0.005	0.01	0.02
N=16	Homogeneous		7.3	7.4	7.3	7.3	0.9	0.9	0.9	0.9
	Inhomogeneous		22.3	26.7	23.0	30.0	0.9	0.9	0.9	1.0
N=25	Homogeneous		32.9	29.5	41.3	46.5	4.6	4.6	4.5	4.7
	Inhomogeneous		34.8	56.6	57.8	77.5	6.5	7.4	6.3	11.8
N=36	Homogeneous		149.0	188.4	239.6	287.2	27.4	29.6	27.0	29.4
	Inhomogeneous		245.0	264.0	350.9	736.0	47.7	91.9	85.1	73.5

relative permittivity



(a)

relative permittivity



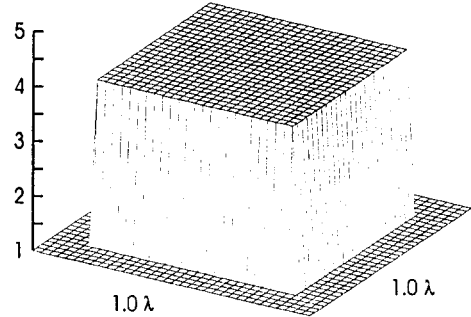
(b)

그림 7. HA를 이용한 $1.0\lambda \times 1.0\lambda$ 크기의 비균일 사각형 유전체의 역산란 결과. (a) 탑형, (b) 계단형

Fig. 7. Inversion for inhomogeneous square cylinder ($\epsilon_r = 4.0$) with its size $1.0\lambda \times 1.0\lambda$ by using HA, the relative permittivity distribution having the type of (a) pagoda tower and (b) staircase.

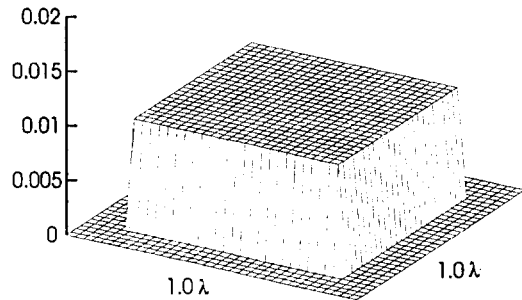
유효모드는 주파수를 하나, 입사각의 수를 네 개 사용하여 반경 5λ 인 원주상에서 얻었다. 또, 그림 8에는 $1.0\lambda \times 1.0\lambda$ 크기의 균일 손실($\sigma=0.01$) 유전체에 대한 역산란 결과를 보였다. HA를 이용한 반복

relative permittivity



(a)

conductivity



(b)

그림 8. $1.0\lambda \times 1.0\lambda$ 크기의 균일($\epsilon_r = 4.0$)한 손실($\sigma = 0.01$) 사각형 유전체에 대한 HA를 이용한 역산란 결과. (a) 비유전율 분포의 재구성 결과, (b) 도전율 분포의 재구성 결과

Fig. 8. Inversion for homogeneous lossy square cylinder ($\epsilon_r = 4.0$ and $\sigma = 0.01$) with its size $1.0\lambda \times 1.0\lambda$. The reconstructed result of (a) relative permittivity and (b) conductivity distribution.

역산란 방법은 손실 유전체의 경우에도 단지 미지수의 수가 2배로 증가하였을뿐 비손실 유전체의 경우와 마찬가지로 수렴된 유전율 분포를 확인할 수 있다.

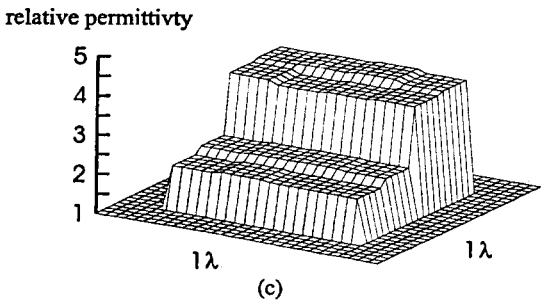
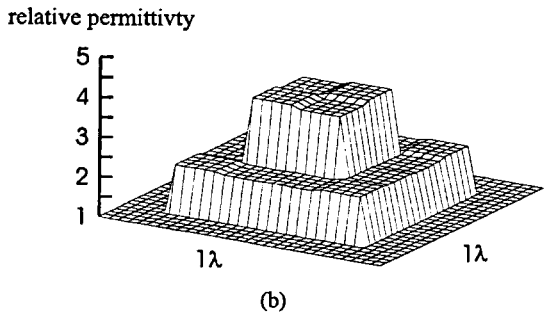
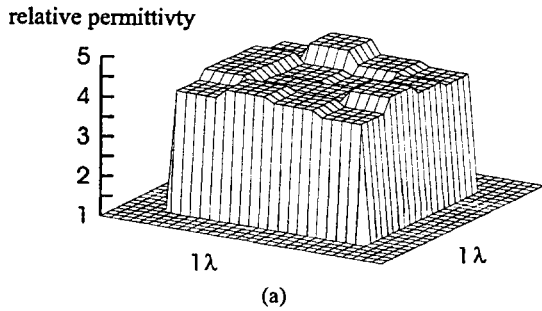


그림 9. 산란파에 10 %의 가우시안 잡음이 첨가된 경우, $1.0\lambda \times 1.0\lambda$ 크기의 사각형 유전체에 대한 역산란 결과. (a) 균일한 경우, (b) 탑형의 비균일한 경우, (c) 계단형의 비균일한 경우

Fig. 9. Inversion for square cylinder with its size $1.0\lambda \times 1.0\lambda$ when 10 % gaussian noise is added to the scattered fields. (a) homogeneous, inhomogeneous cylinders with its shape (b) pagoda tower, and (c) staircase.

그림 9에 한변의 크기가 1.0λ 인 정사각형 균일 및 비균일 유전체에 대해서 측정된 산란파에 10 %의 가우시안 잡음이 첨가된 경우의 역산란 결과를 보인다. 그림 9(a)는 $\epsilon = 4.0$ 인 균일 사각형 유전체에 대한 HA의 결과로 재구성 오차는 7.2 %이고 (b)는 $\epsilon = 2.0, 3.0, 4.0$ 인 탑형의 비균일 유전체에 대한 결과로 재구성 오차는 6.5 %이며 (c)는 $\epsilon = 2.0, 4.0$ 인 계단형의 비균일 유전체에 대한 결과로 6.9 %의 재구성 오차를 갖는다. 이러한 결과들로부터 HA를 이용한 역산란 방법은 잡음에 매우 강한 결과를 주고 있음을 볼 수 있다.

IV. 결 론

각모드 영역에서, 모멘트 방법과 최적화 알고리즘을 이용한 반복 역산란 방법이 제시되었다. 균일한 강산란체에 대한 수치해석 결과를 보면 LMA는 원하는 유전율 분포를 재구성하지 못한 반면 GA는 원하는 유전율 분포를 재구성 하였다. 또한 비균일 강산란체에 대해서도 GA를 이용한 역산란 방법은 원하는 유전율 분포를 재구성하였다. 이는 국부 극소치가 존재하는 비용함수(multi modal cost function)에 대해서 LMA는 국부 극소치에 수렴하는데 반해 GA는 실 극소치에 수렴함을 보여주고 있다. 다만 GA는 실 극소치의 수렴 시간이 길다는 단점을 가지고 있다. 따라서 거대 강산란체의 재현을 위해서는 실 극소치로의 수렴성 및 수렴 속도의 개선이 필요하다. 이를 위해 수렴속도에 장점을 갖는 LMA와 실 극소치로의 수렴성을 갖는 GA를 결합한 HA가 제시되었고 이를 역산란에 적용한 결과, HA는 균일 및 비균일 강산란체의 재구성이 가능하면서 동시에 GA보다 수렴속도가 5배이상 빠르다는 것이 수치해석 결과로부터 알 수 있었다. 또한 HA를 이용한 역산란 방법은 첨가된 잡음에도 면역성이 매우 좋은 방법임이 수치 결과로 보여졌다. 따라서 제안된 방법은 거의 제한없이 유전율 분포를 재구성할 수 있는 매우 강력한 방법임을 볼 수 있다.

다만 크기가 큰 유전체의 재현을 하기 위해서는 큰 산란체의 산란과 계산에 적합한 방법, 예를들면 FDTD 및 FEM 등을 적용하면 보다 효율적인 역산란 방법의 개발이 가능할 것으로 생각된다. 그리고 유전을 및 전도도가 큰 강산란체에서는 매질 상수의 크기가 클수록 수렴 시간이 증가하고, 특히 전도도가 큰 강산란체의 경우 전도도의 증가에 따라 잡음의 면역성이 저하되는 특성을 보일 것으로 예상되므로 이를 해결하기 위한 방법의 연구가 필요할 것으로 생각된다. 또한 본 논문에서는 입사파가 TM인 경우만 다루었는데 입사파가 TE인 경우의 산란과 정보를 추가하여 역산란을 할 경우 보다 효율적인 역산란 결과를 줄 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] A. J. Devaney, "A computer simulation study of diffraction tomography," *IEEE T-BME*, vol. 30, no. 7, pp. 1262-1275, July 1983.
- [2] M. Slaney, A. C. Kac, and L. E. Larsen, "Limitation of imaging with first-order diffraction tomography," *IEEE T-MTT*, vol. 32, pp. 860-873, 1984.
- [3] M. M. Ney, A. M. Smith, and S. S. Stuchly, "A solution of electro-magnetic imaging using pseudoinverse transformation," *IEEE T-MI*, vol. 3, pp. 155-162, 1984.
- [4] J. M. Lee, S. Y. Kim, and J. W. Ra, "A spectral inversion technique for reconstruction of complex permittivity profiles," *Electron Lett.*, vol. 24, pp. 556-558, 1988.
- [5] K. S. Lee and J. W. Ra, "Angular Spectral inversion for reconstruction of complex permittivity profiles," *Micro. Opt. Technol. Lett.*, vol. 5, pp. 361-375, 1992.
- [6] N. Joachimowicz et al., "Inverse scattering : An iterative numerical method for electromagnetic imaging," *IEEE T-AP*, vol. 39, no. 12, pp. 1742-1752, 1991.
- [7] C. S. Park, S. K. Park, and J. W. Ra, "Microwave imaging in angular spectral domain based on the improved newton's procedure," *Microw. Opt. Technol. Lett.*, vol. 7, no. 1, pp. 28-31, Jan. 1994.
- [8] Line Garnero et al., "Microwave imaging-complex permittivity reconstruction by simulated annealing," *IEEE T-MTT*, vol. 39, no. 11, pp. 1801-1809, 1991.
- [9] S. K. Park, C. S. Park, J. W. Ra, "Microwave imaging of a perfectly conducting cylinder with the use of a simulated annealing approach", *Microw. Opt. Technol. Lett.*, vol. 11, no. 5, pp. 263-268, April 1996.
- [10] C. S. Park et al., "Moment method and iterative reconstruction of two-dimensional complex permittivity by using effective modes with multiple sources in the presence of noise," *Radio science*, vol. 31, no. 6, pp. 1877-1886, Nov. -Dec. 1996.

박 천 석



1960년 9월 15일생
1988년 : 서울대학교 전기공학과(공학사)
1990년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1995년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1994년 3월 ~ 1995년 8월 : 인제대학교 전자공학과 전임강사
1995년 9월 ~ 현재 : 성균관대학교 전자공학과 조교수
[주 관심분야] 산란 및 역산란, 안테나 공학, 전파예측, 배열 안테나, 최적화

양 상 용



1964년 7월 14일생
1987년 : 충남대학교 전자공학과(공학사)
1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1997년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1990년 ~ 현재 : 삼성전자 정보통신 본부, 기간네트워크사업부 기간통신개발팀, 전송연구그룹 선임연구원
[주 관심분야] 산란 및 역산란, 무선통신시스템 설계, 최적화